



DANILO FERNANDES DA SILVA

**USABILIDADE PERCEBIDA E ACEITAÇÃO SOCIAL DE
ROBÔS SOCIAIS ASSISTIVOS NA AGRICULTURA 5.0: UM
ESTUDO EXPLORATÓRIO NA CAFEICULTURA DO SUL DE
MINAS GERAIS**

LAVRAS – MG

2026

DANILO FERNANDES DA SILVA

**USABILIDADE PERCEBIDA E ACEITAÇÃO SOCIAL DE ROBÔS SOCIAIS
ASSISTIVOS NA AGRICULTURA 5.0: UM ESTUDO EXPLORATÓRIO NA
CAFEICULTURA DO SUL DE MINAS GERAIS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, área de concentração em Sistemas de Computação, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. André de Lima Salgado
Orientador

Prof. Dr. Gustavo José Giardini Lahr
Prof. Dr. Luiz Henrique Andrade Correia
Co-orientador

**LAVRAS – MG
2026**

**Ficha Catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração
de Ficha Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA, com
dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Silva, Danilo Fernandes da.

Usabilidade Percebida e Aceitação Social de Robôs Sociais Assistivos na
Agricultura 5.0: um estudo exploratório na Cafeicultura do Sul de Minas Gerais /
Danilo Fernandes da Silva. - 2026.
222 p.

Orientador: André de Lima Salgado
Coorientador: Gustavo José Giardini Lahr
Coorientador: Luiz Henrique Andrade Correia

Dissertação (Mestrado Acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2026.
Bibliografia.

1. Agricultura 5.0. 2. Robótica social assistiva. 3. Interação humano-robô. 4.
Cafeicultura. 5. Envelhecimento populacional. I. Salgado, André de Lima. II. Lahr,
Gustavo José Giardini. III. Correia, Luiz Henrique Andrade. IV. Universidade Federal
de Lavras. V. Título.

DANILO FERNANDES DA SILVA

**USABILIDADE PERCEBIDA E ACEITAÇÃO SOCIAL DE ROBÔS SOCIAIS
ASSISTIVOS NA AGRICULTURA 5.0: UM ESTUDO EXPLORATÓRIO NA
CAFEICULTURA DO SUL DE MINAS GERAIS**

**PERCEIVED USABILITY AND SOCIAL ACCEPTANCE OF ASSISTIVE SOCIAL
ROBOTS IN AGRICULTURE 5.0: AN EXPLORATORY STUDY IN COFFEE
FARMING IN SOUTHERN MINAS GERAIS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, área de concentração em Sistemas de Computação, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 13 de março de 2026.

Prof. Dr. André de Lima Salgado UFLA

Profa. Dra. Renata Andrade Reis UFLA

Prof. Dr. Daniel Fernandes Macedo UFMG

Documento assinado digitalmente
 **ANDRE DE LIMA SALGADO**
Data: 20/05/2026 15:57:56-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. André de Lima Salgado
Orientador

Prof. Dr. Gustavo José Giardini Lahr
Prof. Dr. Luiz Henrique Andrade Correia
Co-orientador

**LAVRAS – MG
2026**

*Dedico esta pesquisa a todos os produtores de café e também aos meus filhos Francisco e
Giovana*

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Universidade Federal de Lavras (UFLA) pela infraestrutura e pelo suporte oferecido pelo Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. Agradeço aos meus orientadores por todo o ensinamento, dedicação e apoio ao longo do desenvolvimento desta pesquisa. Estendo meus agradecimentos aos professores que ministraram as disciplinas cursadas, cujos conhecimentos adquiridos foram fundamentais e certamente contribuirão para as próximas etapas da minha trajetória acadêmica e profissional.

Agradeço, em especial, à minha esposa Juliana, por todo o apoio, paciência e incentivo que tornaram possível a realização deste mestrado. Aos meus filhos, pela compreensão nos momentos em que estive ausente; aos meus pais e à minha irmã, pelo constante incentivo; e aos meus sogros, que sempre estiveram presentes e dispostos a ajudar.

Agradeço também ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais (IFSULDEMINAS) por acreditar em meu potencial e por me concederem a licença para capacitação, possibilitando a dedicação integral a este curso.

Este trabalho contou com o apoio da FAPEMIG APQ-00996-24, FAPESP Processo número 2021/06968–3 e 2025/09390–3, Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001. Auxílio N° 014/2026, INOV@ÇÃO UFLA processo N.: 23090.000597/2026-73.

Declaramos para os devidos fins que foram realizados o uso de ferramentas de Inteligência Artificial (IA) generativa para revisão de texto. Todo o conteúdo permanece sob a responsabilidade exclusiva dos autores.

Por fim, agradeço imensamente a Deus por todas as bênçãos a mim concedidas.

A tecnologia só é verdadeiramente útil quando melhora a vida das pessoas.

(Henry Ford)

RESUMO

A cafeicultura brasileira desempenha papel fundamental na subsistência de pequenos, médios e grandes produtores rurais, posicionando o Brasil como o maior produtor mundial de café e um dos principais exportadores do grão. Paralelamente, a agricultura tem passado por significativas transformações estruturais, marcadas, entre outros fatores, pela crescente escassez de mão de obra no meio rural e pelo acentuado envelhecimento populacional dos produtores agrícolas, especialmente entre os pequenos produtores. Nesse contexto, observa-se que estudos voltados à aplicação da Robótica Social Assistiva como forma de apoio às atividades agrícolas ainda são pouco explorados no estado da arte, em particular no âmbito da cafeicultura. Diante dessa lacuna, esta pesquisa tem como objetivo investigar o nível de aceitação social e a usabilidade percebida por produtores de café da região Sul do estado de Minas Gerais em relação à utilização de um robô social quadrúpede. Para isso, são analisadas as percepções dos cafeicultores a partir da exposição a um protótipo apresentado em formato de vídeo, representando um robô social assistivo com morfologia quadrúpede. Com isso, o estudo busca contribuir para a introdução dos princípios da Agricultura 5.0 na cafeicultura, fornecendo evidências empíricas sobre a interação entre produtores rurais e tecnologias robóticas sociais, bem como subsídios para o desenvolvimento de soluções tecnológicas mais alinhadas às necessidades e características do público agrícola envelhecido.

Palavras-chave: Agricultura 5.0; Robótica Social Assistiva; Interação Humano-Robô; Cafeicultura; Envelhecimento Populacional.

ABSTRACT

Brazilian coffee farming plays a fundamental role in the livelihood of small, medium, and large rural producers, positioning Brazil as the world's largest coffee producer and one of the main exporters of the bean. Simultaneously, agriculture has undergone significant structural transformations, marked, among other factors, by the growing scarcity of labor in rural areas and the pronounced aging of the agricultural population, especially among small producers. In this context, it is observed that studies focused on the application of Assistive Social Robotics as a form of support for agricultural activities are still little explored in the state of the art, particularly in the field of coffee farming. Given this gap, this research aims to investigate the level of social acceptance and usability perceived by coffee producers in the southern region of the state of Minas Gerais regarding the use of a quadruped social robot. To this end, the perceptions of coffee growers are analyzed based on exposure to a prototype presented in video format, representing an assistive social robot with quadruped morphology. Thus, the study seeks to contribute to the introduction of Agriculture 5.0 principles in coffee farming, providing empirical evidence on the interaction between rural producers and social robotic technologies, as well as subsidies for the development of technological solutions more aligned with the needs and characteristics of the aging agricultural population.

Keywords: Agriculture 5.0; Assistive Social Robotics; Coffee Farming; Population Aging.

INDICADORES DE IMPACTO

O impacto social abrange a contribuição para o alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) da Agenda 2030 das Nações Unidas, em especial o ODS 2 (Sustentabilidade e Fome Zero) e o ODS 8 (Trabalho Decente e Crescimento Econômico). A pesquisa contribuiu para a sustentabilidade e a fome zero ao promover tecnologias que apoiam a produção de alimentos, bem como para o trabalho decente e o crescimento econômico ao colaborar com o desenvolvimento de tecnologias que auxiliam produtores rurais idosos a enfrentar o desafio de permanecer na profissão com qualidade, favorecendo o trabalho decente durante a etapa de senescência após os 60 anos.

Durante a condução do projeto de mestrado, o discente participou da criação do Núcleo de Estudos da UFLA em Robótica Interativa (NEURON). O NEURON é um projeto de extensão que tem como finalidade promover a disseminação do conhecimento científico e tecnológico na área de Interação Humano-Robô, com especial ênfase em robótica social, direcionando suas ações a alunos do ensino médio da região de Lavras. Por meio de atividades teóricas e práticas, serão abordados os fundamentos, teorias e metodologias que regem a interação entre seres humanos e robôs.

Os grupos impactados por esta pesquisa foram pessoas envolvidas na produção de café da região do Sul de Minas Gerais e do Campo das Vertentes, com especial atenção aos municípios da região de Lavras e Poço Fundo, de onde residem a maioria dos participantes voluntários que contribuíram para este estudo.

Os impactos desta pesquisa podem ser classificados nas áreas temáticas Tecnologia e, Produção e Trabalho, conforme a Política Nacional de Extensão. O enquadramento em Tecnologia e Produção ocorre de forma indireta, ao contribuir para a qualificação do processo de desenvolvimento tecnológico no contexto da cafeicultura, por meio da análise da aceitação e da usabilidade de tecnologias emergentes e da proposição de diretrizes que orientam soluções mais alinhadas às necessidades dos produtores rurais. No eixo Trabalho, a pesquisa aborda a permanência e a qualidade do trabalho de produtores rurais, com especial atenção aos trabalhadores idosos, contribuindo para reflexões e práticas associadas ao trabalho decente no meio rural.

IMPACT INDICATORS

The social impact encompasses the contribution to achieving the Sustainable Development Goals (SDGs) of the United Nations' 2030 Agenda, especially SDG 2 (Sustainability and Zero Hunger) and SDG 8 (Decent Work and Economic Growth). The research contributed to sustainability and zero hunger by promoting technologies that support food production, as well as to decent work and economic growth by collaborating in the development of technologies that help elderly rural producers face the challenge of remaining in the profession with quality, favoring decent work during the senescence stage after age 60.

During the master's project, the student participated in the creation of the UFLA Center for Interactive Robotics Studies (NEURON). NEURON is an extension project that aims to promote the dissemination of scientific and technological knowledge in the area of Human-Robot Interaction, with a special emphasis on social robotics, directing its actions to high school students in the Lavras region. Through theoretical and practical activities, the fundamentals, theories, and methodologies that govern the interaction between humans and robots will be addressed.

The groups impacted by this research were people involved in coffee production in the South of Minas Gerais and Campo das Vertentes regions, with special attention to the municipalities in the Lavras and Poço Fundo region, where most of the volunteer participants who contributed to this study reside.

The impacts of this research can be classified into the thematic areas of Technology and Production and Labor, according to the National Extension Policy. The classification within Technology and Production occurs indirectly, contributing to the qualification of the technological development process in the context of coffee farming, through the analysis of the acceptance and usability of emerging technologies and the proposition of guidelines that guide solutions more aligned with the needs of rural producers. In the Labor axis, the research addresses the retention and quality of work of rural producers, with special attention to elderly workers, contributing to reflections and practices associated with decent work in rural areas.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Síntese dos trabalhos desenvolvidos para responder às três questões de pesquisa.	18
Figura 2.1 – Hierarquia da IHR detalhando as ramificações da Robótica Social.	30
Figura 2.2 – Exemplo de Robô Funcional em trabalho na lavoura	31
Figura 2.3 – Exemplo de Robô Social Assistivo Paro em interação com um idoso	33
Figura 2.4 – Robô quadrúpede equipado com sensores de visão computacional operando em plantação de café em terreno montanhoso	36

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1 – Dimensões e atributos do questionário <i>RoSAS</i>	39
Quadro 3.1 – Apresentação do Resumo OpenTera++: Uma Solução de Microserviços Suportada por Inteligência Artificial Generativa	42
Quadro 3.2 – Apresentação do Artigo MLOps and Agriculture 5.0: A Study on Machine Learning Architectures in Coffee Farming	44
Quadro 3.3 – Análise Geracional da Usabilidade Percebida de Robôs Quadrúpedes na Cafeicultura: Implicações para o Design de Interfaces Voltadas ao Produtor Idoso	68
Quadro 3.4 – Apresentação do Artigo Evaluating Social Dynamics and Uncanny Valley Perceptions in Human-Robot Interaction: Insights from the RoSAS Ques- tionnaire	104
Quadro 3.5 – Apresentação do Artigo Toward a Robotic Future: Generational Shifts in the Acceptance of Social Robots on Brazilian Coffee Farms	111

SUMÁRIO

PRIMEIRA PARTE	14
1 INTRODUÇÃO	14
2 REVISÃO DA LITERATURA	21
2.1 A Cafeicultura Brasileira: Histórico, Produção Atual e Desafios Visando a Agricultura 5.0	21
2.2 Desafios presentes na Implementação da Agricultura 5.0	24
2.3 Envelhecimento Populacional e Impactos na Agricultura	25
2.3.1 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável na Agricultura	26
2.4 A importância de processos MLOps, DesignOps e HILO para a Agricultura 5.0	27
2.5 Interação Humano-Robô Rural como Diferencial na Agricultura 5.0	29
2.5.1 Robótica Industrial na Agricultura	33
2.5.2 Robótica Social na Agricultura	36
2.5.3 Avaliação de Usabilidade e Percepção Social em Robótica	38
2.5.3.1 Questionário RoSAS	38
2.5.3.2 Questionário SUS	39
2.6 Considerações Finais	41
SEGUNDA PARTE	42
OpenTera++: Uma Solução de Microserviços Suportada por Inteligência Artificial Generativa	42
MLOps and Agriculture 5.0: A Study on Machine Learning Architectures in Coffee Farming	44
Análise Geracional da Usabilidade Percebida de Robôs Quadrúpedes na Cafeicultura: Implicações para o Design de Interfaces Voltadas ao Produtor Idoso	68
Evaluating Social Dynamics and Uncanny Valley Perceptions in Human-Robot Interaction: Insights from the RoSAS Questionnaire	104
Toward a Robotic Future: Generational Shifts in the Acceptance of Social Robots	111
TERCEIRA PARTE	134
4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	134
4.1 QP1: Em qual medida produtores de café percebem a usabilidade de robôs sociais que auxiliam o manejo da lavoura?	134

4.2	QP2: Quais características de interface de robôs sociais assistivos melhoraram a percepção de usabilidade e diminuem a estranheza percebida por produtores de café do perfil idoso?	135
4.3	QP3: Como produtores de café avaliam atributos sociais em robôs que auxiliam o manejo da lavoura?	135
4.4	Contribuições da Pesquisa	136
4.5	Limitações do Estudo	137
4.6	Trabalhos Futuros	138
	REFERÊNCIAS	139
	ANEXOS	148

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO

O Brasil é o maior produtor mundial de café, tendo exportado 40 milhões de sacas de 60 kg em 2025 (CECAFE, 2025). A produção nacional do grão fechou o ano de 2025 em um total de 56,5 milhões de sacas beneficiadas (CONAB, 2025). A cafeicultura ocupa a quarta posição no ranking do faturamento agrícola brasileiro, atrás apenas da soja, do milho e da cana-de-açúcar (EMBRAPA, 2023). Em 2025, o valor bruto da produção estimado de café no país foi de R\$ 114,86 bilhões (EMBRAPA, 2025a), consolidando o setor como um dos pilares da economia nacional (Carvalho *et al.*, 2018). Grande parte dessa produção está concentrada em pequenas propriedades familiares, que representam importante fonte de renda e geração de empregos ao longo de toda a cadeia produtiva (BRASIL, 2022a).

Apesar de sua relevância econômica, a cafeicultura brasileira enfrenta desafios estruturais, entre eles o declínio populacional nas áreas rurais e o envelhecimento da força de trabalho agrícola (MASSRUHÁ, 2023; Wulandari; Ferry, 2021; IBGE, 2017). Em um estudo de caso conduzido por Wulandari e Ferry (2021), observou-se que a maioria dos produtores de café possuía 53 anos ou mais, com predominância de agricultores acima dos 47 anos. Esse cenário contribui para a escassez de mão de obra e impõe barreiras à modernização do campo. Soma-se a esse cenário a necessidade de aumento da produtividade de alimentos no mundo (MASSRUHÁ, 2023).

Diante disso, a adoção de tecnologias emergentes tem ganhado destaque como alternativa para manter a produtividade e a sustentabilidade do setor. Drones autônomos e sistemas robóticos têm sido aplicados em atividades como plantio, colheita e controle de ervas daninhas (Cob-Parro; Lalangui; Lazcano, 2024). Essa transformação se insere no contexto da Agricultura 5.0, que alinha inteligência artificial e robótica para otimizar processos, reduzir custos e tornar a tomada de decisões mais precisa e eficiente (Motta *et al.*, 2024).

A utilização de robôs quadrúpedes na agricultura surge como uma alternativa promissora para enfrentar os desafios impostos por terrenos acidentados e de difícil acesso (Chen *et al.*, 2024; Wang *et al.*, 2024). Nesse cenário, a interação humano-robô (IHR) desempenha um papel fundamental. A comunicação eficaz e a garantia de segurança são essenciais para promover uma colaboração contínua e facilitar a aceitação dos robôs quadrúpedes pelos produtores rurais (Li *et al.*, 2025).

Os robôs, nesse contexto, assumem um papel estratégico ao lidar com tarefas repetitivas e fisicamente exigentes. Nesse cenário, observa-se uma ampliação de suas funções com a incorporação de capacidades sociais, dando origem aos robôs sociais assistivos (Sharma *et al.*, 2021; Feil-Seifer; Mataric, 2005). Esses robôs, além de contribuírem para as atividades agrícolas (Sharma *et al.*, 2021), também possuem potencial para promover o bem-estar social e emocional de pessoas idosas, especialmente ao oferecerem companhia física, ajudando a reduzir a solidão e o sofrimento psicológico (Liu; Shen; Hancock, 2024; Lima *et al.*, 2022; Naseer *et al.*, 2025). Estudos indicam que esses robôs são desenvolvidos para interagir socialmente com os seres humanos, desempenhando diferentes papéis, como tutores, assistentes terapêuticos, facilitadores de interação social ou companheiros (Feil-Seifer; Mataric, 2005; Lima *et al.*, 2022). Essa diversidade funcional amplia sua eficácia no atendimento a variados perfis de usuários, incluindo estudantes, idosos e indivíduos com limitações físicas ou cognitivas (Liu; Shen; Hancock, 2024; Feil-Seifer; Mataric, 2005).

Entretanto, para que esses robôs sociais assistivos sejam efetivamente adotados no cotidiano dos produtores, a usabilidade percebida torna-se um fator central. Mais do que funcionalidades avançadas, a facilidade de uso é um dos principais determinantes de aceitação, especialmente entre usuários idosos (Liu; Shen; Hancock, 2021). Nesse contexto, interfaces intuitivas, interações simples e baixo esforço cognitivo são aspectos essenciais, uma vez que esses usuários tendem a priorizar a praticidade em detrimento de elementos lúdicos ou estéticos (Vandemeulebroucke; Casterlé; Gastmans, 2018). Por outro lado, a presença de menus complexos, comandos pouco claros ou a necessidade de treinamento extensivo pode atuar como uma barreira significativa, comprometendo a integração contínua desses robôs nas rotinas agrícolas (Fiorini *et al.*, 2021). Dessa forma, garantir alta usabilidade não é apenas uma questão de design, mas um requisito fundamental para viabilizar o uso efetivo dessas tecnologias no contexto da Agricultura 5.0.

Embora a usabilidade seja um fator determinante para a qualidade de uso do robô, ela, por si só, não garante a aceitação plena dos robôs sociais assistivos no cotidiano dos usuários. A aceitação social desses sistemas vai além da utilidade técnica e da facilidade de uso, estando profundamente relacionada às dimensões afetivas e à forma como o robô se insere na vida emocional e social do indivíduo (Vandemeulebroucke; Casterlé; Gastmans, 2018).

Entre esses aspectos, a percepção de “calor humano” (*warmth*) destaca-se como uma dimensão central, uma vez que os usuários tendem a utilizá-la para avaliar, de maneira quase

intuitiva, as intenções do robô e seu potencial como parceiro confiável, favorecendo atitudes positivas e o estabelecimento de vínculo (Liu; Shen; Hancock, 2021). No entanto, o desenvolvimento de robôs com elevados níveis de sociabilidade e expressividade pode gerar efeitos ambíguos (Liu; Shen; Hancock, 2024; Liu; Shen; Hancock, 2021). Em alguns casos, essas características provocam reações de desconforto e ansiedade, especialmente quando o robô se aproxima excessivamente de padrões humanos sem alcançá-los de forma plenamente convincente (Liu; Shen; Hancock, 2021; Vandemeulebroucke; Casterlé; Gastmans, 2018).

Esse fenômeno está associado ao chamado "vale da estranheza" (*uncanny valley*), no qual uma aparência ou comportamento quase humano pode causar rejeição ao invés de aceitação (Mori; MacDorman; Kageki, 2012). Além disso, níveis elevados de autonomia e competência percebida podem intensificar sentimentos de vulnerabilidade, sobretudo entre usuários idosos, que podem interpretar o robô como uma presença intrusiva ou ameaçadora à sua autonomia. Nesses casos, o robô deixa de ser percebido como um agente de apoio e passa a ser visto como um “estranho” no ambiente doméstico, comprometendo sua aceitação e uso contínuo (Liu; Shen; Hancock, 2021).

A literatura ainda apresenta uma lacuna significativa na investigação das características de qualidade de interfaces voltadas à robótica social assistiva no contexto da Agricultura 5.0. Embora avanços recentes em IHR tenham explorado aspectos de usabilidade e aceitação em ambientes urbanos ou controlados, há uma escassez de estudos que considerem simultaneamente as dimensões funcionais e sociais dessas interações em cenários rurais (Liu; Shen; Hancock, 2021; Liu; Shen; Hancock, 2024). A maioria das pesquisas concentra-se em populações de áreas desenvolvidas, deixando uma lacuna sobre como produtores inseridos em contextos de menores recursos percebem a utilidade prática e o impacto social dessas tecnologias em seu cotidiano (Liu; Shen; Hancock, 2024). No contexto rural, os estudos sobre interfaces para IA são majoritariamente não robóticas (Doggett; Bronson; Soden, 2023). Essa limitação dificulta a compreensão de como projetar interfaces que conciliem usabilidade, aceitação social e adequação ao contexto real de uso, comprometendo a adoção efetiva dessas tecnologias no campo (Fiorini *et al.*, 2021; Lima *et al.*, 2022).

Essa lacuna torna-se crítica diante do fenômeno do envelhecimento populacional rural no Brasil (IBGE, 2017). A dificuldade de sucessão familiar faz com que produtores permaneçam ativos por mais tempo, exigindo que as novas tecnologias sejam não apenas funcionais, mas também cognitivamente e fisicamente acessíveis a esse público. A falta de diretrizes de

design que considerem as limitações e o modelo mental do produtor idoso pode levar à rejeição da tecnologia, desperdiçando o potencial dos robôs em mitigar a escassez de mão de obra e atender à demanda crescente por alimentos (MASSRUHÁ, 2023; United Nations, 2015).

Portanto, o problema de pesquisa define-se pela incompreensão das características de usabilidade e aceitação social necessárias para que robôs sociais assistivos sejam efetivamente utilizados por produtores rurais em processo de envelhecimento, de modo a apoiá-los nas tarefas rotineiras e contribuir para sua qualidade de vida. Adicionalmente, reconhece-se que a aceitação dessas tecnologias não é estática, podendo variar conforme fatores etários (Kachouie *et al.*, 2014; Louie; McColl; Nejat, 2014), experiências prévias e familiaridade com tecnologias digitais, o que reforça a necessidade de análises comparativas entre diferentes perfis de usuários (Liu; Shen; Hancock, 2021; Vandemeulebroucke; Casterlé; Gastmans, 2018).

Diante desse contexto, o objetivo geral deste trabalho é contribuir para o desenvolvimento de interfaces de robótica social usáveis para a Agricultura 5.0, com especial atenção aos produtores de café idosos. Para atingir esse propósito, a pesquisa incluiu participantes com idades a partir de 18 anos, organizados em diferentes faixas etárias, permitindo não apenas investigar as necessidades específicas do público mais velho, mas também estabelecer comparações com usuários mais jovens. Essa abordagem possibilita identificar diferenças geracionais na percepção de usabilidade e aceitação social, além de antecipar desafios futuros, considerando que os produtores mais jovens representam os usuários idosos de amanhã. Com base nisso, foram levantadas as seguintes questões de pesquisa (QP):

- QP1:** Em qual medida os produtores de café percebem a usabilidade de robôs sociais que auxiliam o manejo da lavoura?
- QP2:** Quais características de interface de robôs sociais assistivos melhoram a percepção de usabilidade e diminuem a estranheza percebida por produtores de café do perfil idoso?
- QP3:** Como os produtores de café avaliam atributos sociais em robôs que auxiliam o manejo da lavoura?

No que se refere à QP1, propõe-se uma validação pragmática, mensurando a percepção de usabilidade sob a ótica da eficácia e eficiência. Esta questão busca identificar se, para além da aceitação social, o robô é percebido como uma ferramenta viável diante dos desafios físicos e topográficos do manejo da lavoura.

Complementarmente, a QP2 tem como objetivo propor características de interface que tornem os robôs sociais mais acessíveis e menos estranhos para produtores de café idosos. Focada no perfil etário predominante na cafeicultura, esta questão busca traduzir os gargalos de usabilidade e as barreiras de aceitação em diretrizes concretas de design de interface, visando mitigar a estranheza e promover uma adoção tecnológica sustentável.

Por fim, a QP3 investiga a dimensão subjetiva da interação, sendo essencial para mapear quais atributos sociais compõem o modelo mental dos produtores rurais. Compreender esses fatores é o primeiro passo para alinhar o comportamento do robô às expectativas culturais e operacionais do campo.

Esta dissertação foi elaborada no formato alternativo de artigos científicos, conforme previsto nas normas da Universidade Federal de Lavras. A opção por este formato fundamenta-se na natureza da investigação, que se desenvolveu em etapas distintas e complementares. A estruturação em artigos permitiu a redação de manuscritos focados em objetivos específicos, organizando o conteúdo de maneira a facilitar sua futura submissão a veículos de divulgação científica, conforme o andamento dos processos editoriais. A Figura 1.1 ilustra a organização da investigação, evidenciando a relação entre os trabalhos desenvolvidos e as respectivas questões de pesquisa que cada um busca responder.

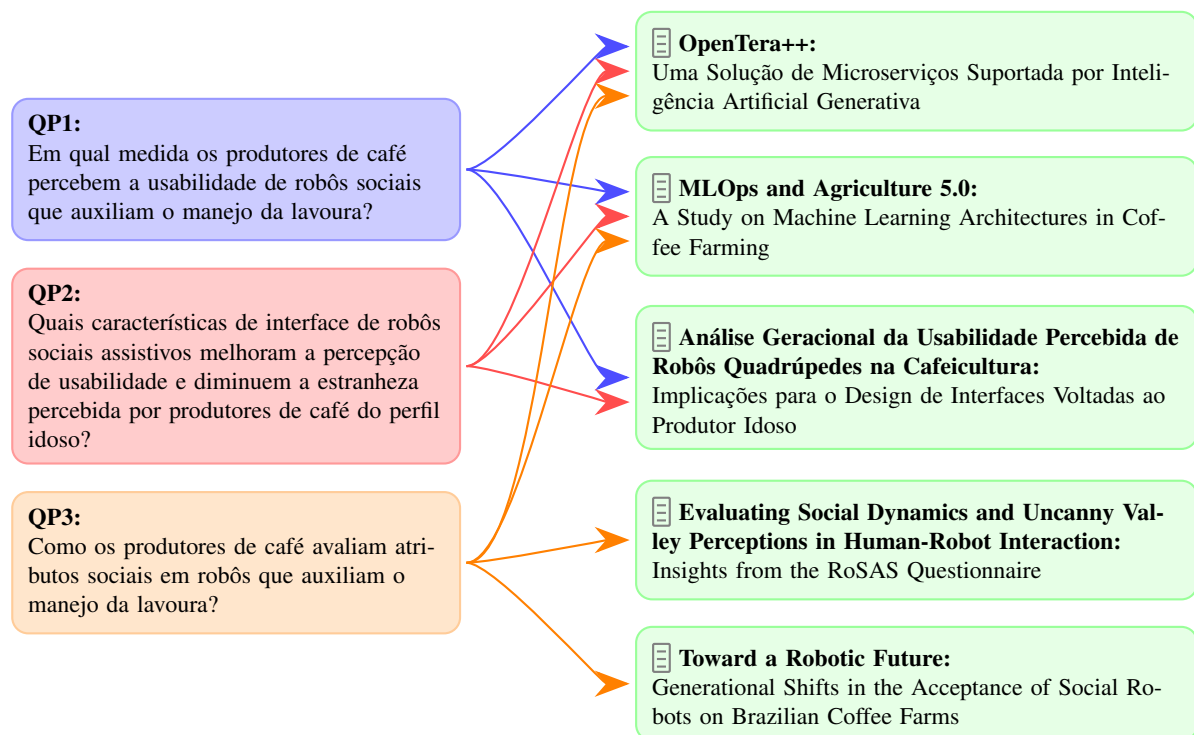


Figura 1.1 – Síntese dos trabalhos desenvolvidos para responder às três questões de pesquisa.
Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A pesquisa *OpenTera++: Uma Solução de Microserviços Suportada por Inteligência Artificial Generativa* foi desenvolvida em coautoria com outro discente e teve como objetivo investigar soluções para o desenvolvimento de um protótipo de robô social assistivo, a ser utilizado como estímulo para responder às três questões de pesquisa. O pôster apresentado no XXXVII CIUFLA pode ser visualizado no Anexo B.

Com o objetivo de compreender como os robôs sociais podem colaborar no processo de Machine Learning na cafeicultura, tornou-se necessário, antes de uma interação direta com o produtor rural, validar o potencial benéfico dessa integração sob a perspectiva arquitetural e operacional. Nesse contexto, surgiu o artigo “*MLOps and Agriculture 5.0: A Study on Machine Learning Architectures in Coffee Farming*”, do qual o autor desta dissertação é coautor.

Já o artigo *Análise Geracional da Usabilidade Percebida de Robôs Quadrúpedes na Cafeicultura: Implicações para o Design de Interfaces Voltadas ao Produtor Idoso* concentra-se nas QP1 e QP2, avaliando a usabilidade percebida de um protótipo de assistente robótico e, por meio de análise temática, propondo diretrizes de design para interfaces voltadas ao produtor rural idoso. Adotou-se uma estratégia de prototipagem rápida baseada no uso de ferramentas de Inteligência Artificial Generativa, empregadas para simular, por meio de vídeos, cenários de interação contextualizados à cafeicultura. A coleta de dados foi realizada mediante a aplicação do questionário SUS (Escala de Usabilidade de Sistemas), complementada por observações e relatos verbais dos participantes. A análise seguiu uma abordagem híbrida, combinando estatísticas descritivas e análise temática, com o objetivo de extrair requisitos de interface.

A investigação sobre a aplicação do questionário RoSAS deu origem ao Workshop *Evaluating Social Dynamics and Uncanny Valley Perceptions in Human-Robot Interaction: Insights from the RoSAS Questionnaire*, do qual o autor desta dissertação é coautor. Essa pesquisa contribuiu para a compreensão das dimensões sociais da interação humano-robô ao analisar o instrumento como ferramenta de avaliação da sociabilidade, da humanização percebida e das percepções relacionadas ao vale da estranheza, sendo fundamental para responder à QP3. A apresentação do Workshop pode ser conferida no Anexo C.

O artigo *Toward a Robotic Future: Generational Shifts in the Acceptance of Social Robots on Brazilian Coffee Farms* aborda a QP3 ao investigar como os atributos sociais de calor humano, competência e desconforto influenciam a aceitação tecnológica em diferentes faixas etárias. O procedimento experimental consistiu na apresentação de um vídeo de um robô quadrúpede real (*Unitree Go2*) em operação, seguida da aplicação da Escala de Atributos Sociais

Robóticos (RoSAS). Os dados coletados foram analisados por meio de estatísticas descritivas e inferenciais, com o objetivo de identificar perfis de percepção e possíveis diferenças entre os grupos etários, incluindo a aplicação de técnicas de agrupamento.

O autor desta dissertação também participou da criação do projeto de extensão NEURON (Núcleo de Estudos da UFLA em Robótica iNterativa). O projeto tem como objetivo promover a disseminação do conhecimento em interação humano-robô, com ênfase em robótica social e suas aplicações no contexto agrícola, por meio de oficinas, workshops e ações junto à comunidade externa. Essa experiência contribuiu para a consolidação dos conhecimentos teóricos e práticos relacionados à usabilidade, aceitação social e design de interfaces para robôs, além de reforçar a integração entre ensino, pesquisa e extensão ao longo do desenvolvimento deste trabalho. O documento completo do projeto pode ser consultado no Anexo A.

Por fim, a Terceira Parte apresenta as considerações finais, sintetizando as contribuições gerais da dissertação e apontando direções para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo apresenta a fundamentação teórica que sustenta a pesquisa, organizada em eixos centrais relacionados à Agricultura 5.0 no contexto da cafeicultura brasileira. Inicialmente, é apresentado um panorama da cafeicultura no Brasil, contemplando aspectos históricos, o cenário atual e os principais desafios enfrentados pelo setor. Em seguida, são discutidos temas relevantes, como os desafios associados à implementação da Agricultura 5.0, o envelhecimento populacional e seus impactos na agricultura, bem como os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável aplicados ao contexto agrícola.

Na sequência, aborda-se a relevância de processos como MLOps, DesignOps e abordagens *Human-in-the-Loop Optimization* para o desenvolvimento de soluções tecnológicas centradas no usuário. Por fim, o capítulo explora a IHR no meio rural, discutindo conceitos de robótica aplicada à agricultura, robótica social e métodos de avaliação de usabilidade e percepção social, estabelecendo as bases conceituais que fundamentam as análises desenvolvidas nos capítulos subsequentes.

2.1 A Cafeicultura Brasileira: Histórico, Produção Atual e Desafios Visando a Agricultura 5.0

A cultura cafeeira foi introduzida no Brasil por volta de 1720, na região de Belém do Pará (BRASIL, 2022b). Contudo, fatores como condições climáticas e características de relevo limitaram sua expansão inicial, favorecendo a consolidação do cultivo, a partir de meados do século XIX, no Vale do Rio Paraíba. A renda proveniente dessa atividade desempenhou papel relevante no desenvolvimento nacional, contribuindo para a criação de novos núcleos urbanos e para a expansão de cidades já existentes no interior dos estados do Rio de Janeiro, São Paulo, Minas Gerais e Paraná. Em 1850, o Brasil já figurava como o maior produtor mundial, respondendo por aproximadamente 40% da produção global, posição que mantém há mais de 150 anos (BRASIL, 2022b).

No cenário contemporâneo, o país segue como líder na produção mundial de café (EMBRAPA, 2025c). Conforme o 4º Levantamento da Safra 2025, divulgado pela CONAB (2025), a produção nacional está fortemente concentrada nos estados de Minas Gerais e Espírito Santo. Minas Gerais permanece como o maior produtor, com uma estimativa de 25,7 milhões de sacas

beneficiadas (CONAB, 2025). O Espírito Santo aparece em segundo lugar, com 17,4 milhões de sacas, sendo referência especialmente na produção de café conilon CONAB (2025).

No Brasil, os dois principais tipos de café cultivados são o arábica (*Coffea arabica*) e o conilon (*Coffea canephora*), também conhecido como robusta. O café arábica é predominante em regiões de maior altitude e clima mais ameno, como Minas Gerais, São Paulo e Paraná, sendo reconhecido por seu sabor suave, aroma complexo e menor teor de cafeína. Já o conilon se destaca por sua maior resistência a pragas e a condições climáticas adversas, sendo amplamente cultivado no Espírito Santo e em Rondônia. Este grão possui sabor mais intenso e maior teor de cafeína, sendo bastante utilizado na produção de *blends* e de café solúvel. Estima-se que o arábica represente cerca de 70% da produção nacional, enquanto o conilon responda pelos 30% restantes (BRASIL, 2024), evidenciando a complementaridade entre ambos na cadeia produtiva.

Apesar de sua relevância econômica e social, a cafeicultura brasileira está inserida em um contexto global marcado pelo desafio de ampliar a produção de alimentos para atender uma população mundial em crescimento, estimada em cerca de 10 bilhões de habitantes até 2050 (MASSRUHÁ, 2023). Esse cenário impõe a necessidade de elevar a produtividade agrícola sem a expansão proporcional das áreas cultiváveis, enfrentando o chamado *land gap* (Cob-Parro; Lalangui; Lazcano, 2024; MASSRUHÁ, 2023). Assim, o aumento sustentável da produtividade cafeeira torna-se essencial para garantir a oferta do produto, preservar a competitividade do setor e alinhar-se aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da Agenda 2030, especialmente o ODS 2 (NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL, 2015a), que enfatiza a adoção de práticas e tecnologias capazes de promover eficiência produtiva e sustentabilidade ambiental (Fountas *et al.*, 2024; Cob-Parro; Lalangui; Lazcano, 2024). Os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável são discutidos mais profundamente na Subseção 2.3.1.

Nesse contexto, a produção de café no Brasil enfrenta desafios estruturais que dificultam essa transição. A limitação no acesso a inovações tecnológicas, sobretudo entre pequenos produtores, compromete a modernização dos processos produtivos e de colheita, afetando diretamente a qualidade e a produtividade do café (Carvalho *et al.*, 2018). Em regiões de relevo acidentado, onde predomina o cultivo de arábica, a mecanização é restrita, exigindo maior uso de mão de obra manual elevando os custos operacionais (VIÇOSI *et al.*, 2023). Esse cenário é agravado pelo envelhecimento populacional entre os produtores de café, que reduz a disponibilidade de mão de obra familiar e impõe barreiras adicionais à adoção de novas tecnologias, uma vez que produtores mais idosos tendem a apresentar maior resistência ou dificuldades no

uso de soluções digitais e mecanizadas (Wulandari; Ferry, 2021). A agricultura familiar, que possui participação significativa na cafeicultura brasileira, carece de investimentos em tecnologia e infraestrutura para aumentar a produtividade, melhorar as condições de trabalho, em consonância com o ODS 8 (NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL, 2015b), e reduzir o êxodo rural (VIÇOSI *et al.*, 2023; MASSRUHÁ, 2023). Adicionalmente, eventos climáticos extremos, como secas e geadas, influenciam de forma significativa a produção cafeeira e podem gerar impactos prolongados em toda a cadeia produtiva (Carvalho *et al.*, 2018).

Mesmo diante desses obstáculos, a cafeicultura brasileira demonstra força no mercado interno e externo. No ano cafeeiro de 2025, a produção nacional totalizou 56,5 milhões de sacas de 60 kg (CONAB, 2025). Desse volume, 21,4 milhões de sacas foram destinadas ao consumo interno, o que corresponde a um consumo per capita de 4,82 kg por habitante ao ano (ABIC, 2025), revelando a importância cultural e econômica do café no cotidiano da população brasileira. No mercado internacional, a safra 2024/2025 representou um marco histórico ao atingir uma receita cambial recorde de US\$ 14,7 bilhões, oriunda da exportação de 45,58 milhões de sacas, mesmo com uma leve redução de 3,9% no volume exportado em relação ao período anterior (EMBRAPA, 2025b). Os principais destinos do café brasileiro entre janeiro e abril de 2025 foram os Estados Unidos, Alemanha, Itália, Japão, Bélgica, Turquia, Países Baixos, Espanha, Rússia e China, consolidando o Brasil como um dos principais fornecedores globais (CECAFÉ, 2025).

Diante do conjunto de desafios associados à implementação da Agricultura 5.0 na cafeicultura, esta pesquisa adota um recorte específico, alinhado aos seus objetivos e ao contexto da cafeicultura brasileira. Assim, as seções seguintes aprofundam os desafios relacionados ao envelhecimento da população rural e abordam os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável das Nações Unidas que se relacionam com a produção de café. Além disso, apresenta-se uma contextualização sobre Ciência de Dados, bem como a importância da compreensão da Interação Humano-Robô. Por fim, são discutidos os robôs já utilizados na agricultura, com especial atenção à cafeicultura, além das ferramentas empregadas para mensurar a usabilidade percebida e a percepção social em robótica.

2.2 Desafios presentes na Implementação da Agricultura 5.0

Compreender a evolução tecnológica do setor agrícola é essencial para contextualizar os atuais desafios e oportunidades da Agricultura 5.0. A agricultura passou por cinco fases distintas: da Agricultura 1.0, baseada em trabalho manual e tração animal, à atual Agricultura 5.0, que incorpora IA, sensores conectados e automação inteligente para otimizar a produção. Essa trajetória inclui a mecanização impulsionada pela Revolução Verde (Agricultura 2.0), a introdução da agricultura de precisão (Agricultura 3.0) e a digitalização intensiva da Agricultura 4.0, baseada na coleta e análise de dados para a tomada de decisões (MASSRUHÁ, 2023; Han, 2023).

A implementação da Agricultura 5.0 enfrenta desafios que vão além da simples disponibilidade tecnológica. Um dos principais entraves está na infraestrutura, especialmente na necessidade de conectividade contínua no meio rural e na interoperabilidade entre sistemas, sensores e plataformas, condições essenciais para a troca de dados em tempo real (Fountas *et al.*, 2024; MASSRUHÁ, 2023). Soma-se a isso a dificuldade de aplicar IA de forma confiável no campo, uma vez que os dados agrícolas são altamente variáveis e pouco padronizados, o que demanda arquiteturas robustas de MLOps para garantir a qualidade, a rastreabilidade e a manutenção dos modelos ao longo do tempo (Cob-Parro; Lalangui; Lazcano, 2024).

No plano socioeconômico, a adoção dessas tecnologias é limitada pelos altos custos de investimento inicial e pela escassez de competências técnicas, fatores que ampliam as desigualdades no acesso a soluções avançadas (Hidalgo *et al.*, 2023; Fountas *et al.*, 2024). Além disso, a resistência cultural, associada ao perfil conservador de parte dos produtores e à ausência de capacitação adequada, tende a retardar a incorporação dessas inovações nas práticas produtivas (ERDOĞAN, 2022; Fountas *et al.*, 2024). Por fim, questões éticas e regulatórias relacionadas à privacidade, à segurança e à propriedade dos dados agrícolas ainda geram desconfiância, configurando um obstáculo adicional à difusão efetiva da Agricultura 5.0 (Fountas *et al.*, 2024). Destaca-se, ainda, o fenômeno do envelhecimento populacional rural (Winckler *et al.*, 2016) que impacta a Agricultura de modo geral com a realidade de trabalhadores cada vez mais velhos desempenhando trabalhos agrícolas, como discutido em mais profundidade na Seção 2.3.

Para a adoção efetiva dos princípios da Agricultura 5.0 na cafeicultura, é essencial que os processos de aprendizagem de máquina sejam claramente estruturados e adequadamente controlados ao longo de todo o seu ciclo de vida (Cob-Parro; Lalangui; Lazcano, 2024). Nesse ce-

nário, as abordagens sobre definição de processos de aprendizagem de máquina, como MLOps, DesignOps e *Human-in-the-Loop Optimization* (HILO, vide Seção 2.4), são necessárias para integrar com qualidade a interação humana à Agricultura 5.0 (Slade *et al.*, 2024; Rocha *et al.*, 2022a).

A incorporação de dados humanos impõe desafios específicos, sobretudo devido ao ruído e à variabilidade inerentes a esse tipo de informação. Para garantir a confiabilidade dos resultados, torna-se necessário empregar algoritmos robustos a essas imperfeições (DÍAZ *et al.*, 2022; Slade *et al.*, 2024), bem como realizar a validação contínua e sistemática dos parâmetros identificados. Esse processo assegura que o desempenho observado represente melhorias reais na IHR (DÍAZ *et al.*, 2022).

Além de aprimorar o desempenho técnico dos modelos, como a redução de erros, a integração estruturada do conhecimento humano favorece o alinhamento dos sistemas às preferências, capacidades e limitações individuais dos usuários (Chan *et al.*, 2022; Slade *et al.*, 2024). Essa personalização é um fator-chave para promover a satisfação do usuário e sustentar uma adoção duradoura de tecnologias assistivas e interativas, alinhadas aos princípios mais humano, ético e centrado no usuário final (Gopinath; Jain; Argall, 2017; Slade *et al.*, 2024).

2.3 Envelhecimento Populacional e Impactos na Agricultura

Os pesquisadores Winckler *et al.* (2016) mostram em sua pesquisa que os idosos que vivem em áreas rurais enfrentam desafios significativos relacionados ao envelhecimento, saúde e mudanças sociais. Esses problemas podem ser agrupados em três categorias principais: **questões socioeconômicas**, de **saúde** e de **sucessão familiar**. O IBGE (2017) apontou que a população com mais de 65 anos no meio rural cresceu de 17,52% em 2006 para 21,4% em 2017, enquanto a faixa etária entre 25 e 35 anos caiu de 13,56% para 9,48% no mesmo período.

Para Spanevello *et al.* (2017), esse envelhecimento é impulsionado pela redução da natalidade entre as mulheres do campo, mudanças nas estruturas familiares e o êxodo seletivo de jovens. A busca por melhores oportunidades de estudo e trabalho nos centros urbanos tem acelerado essa migração, resultando em um aumento proporcional da população idosa no meio rural (Spanevello *et al.*, 2017; Boscardin; Conterato, 2017). Além disso, o êxodo rural tem provocado a masculinização e o envelhecimento da população agrícola. Os jovens em idade produtiva migram para as cidades, deixando uma população mais velha e, em alguns casos,

com predominância masculina, o que compromete a renovação da força de trabalho no campo (Spanevello *et al.*, 2017; Boscardin; Conterato, 2017). A pesquisa de Spanevello *et al.* (2017) ilustra que as mudanças nas estruturas familiares também contribuem para essa dinâmica, com o crescimento de lares compostos por indivíduos sozinhos ou casais sem filhos.

Historicamente, a agricultura familiar dependia da permanência dos filhos na propriedade para garantir a continuidade da produção e o cuidado com os pais idosos. No entanto, esse modelo tem sido desafiado pela desvalorização da atividade agrícola, baixa rentabilidade, dificuldades de acesso a lazer e educação, e a atração pelo estilo de vida urbano (Spanevello *et al.*, 2017; Boscardin; Conterato, 2017). A pesquisa de Spanevello *et al.* (2017) aborda que outros fatores estruturais também dificultam a sucessão na agricultura familiar, como o avanço de empresas de integração produtiva, a concentração dos mercados e as restrições regulatórias sobre a produção e comercialização de alimentos. Paralelamente, mudanças sociais e culturais, como o maior acesso à educação e a unificação dos mercados de bens simbólicos, reforçam a visão negativa sobre o meio rural e a profissão de agricultor, incentivando ainda mais a migração dos jovens (Spanevello *et al.*, 2017; Boscardin; Conterato, 2017).

Em resumo, o envelhecimento da população rural é um fenômeno complexo, impulsionado pelo êxodo rural, transformações nas famílias, dificuldades econômicas e a crescente valorização do modo de vida urbano. A inversão da pirâmide etária no campo, com menos jovens e um número crescente de idosos, levanta preocupações sobre o futuro da agricultura familiar e a qualidade de vida da população idosa (Spanevello *et al.*, 2017; Boscardin; Conterato, 2017).

2.3.1 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável na Agricultura

O Objetivo de Desenvolvimento Sustentável número 2 (ODS 2) (NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL, 2015a) tem como propósito erradicar a fome, garantir a segurança alimentar, melhorar a nutrição e promover a agricultura sustentável. Para isso, estabelece metas voltadas à ampliação do acesso a alimentos seguros e nutritivos, à superação de todas as formas de desnutrição e ao fortalecimento da agricultura. Entre as estratégias previstas, destacam-se o aumento da produtividade e da renda no meio rural, a adoção de sistemas produtivos sustentáveis e resilientes às mudanças climáticas, bem como a preservação da diversidade genética de plantas, sementes e animais. O ODS 2 também enfatiza a importância de investimentos em infraestruturas.

tura rural, pesquisa e desenvolvimento tecnológico, além da criação de condições mais estáveis e justas para os mercados agrícolas.

De forma complementar, o Objetivo de Desenvolvimento Sustentável número 8 (ODS 8) (NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL, 2015b) concentra-se na promoção do crescimento econômico contínuo, inclusivo e sustentável, associado ao emprego pleno, produtivo e ao trabalho decente. Suas metas incluem o aumento da produtividade por meio da inovação, da modernização tecnológica e da diversificação das atividades econômicas, bem como o incentivo ao empreendedorismo e à formalização de micro, pequenas e médias empresas. O ODS 8 também aborda a melhoria das condições de trabalho, a igualdade de oportunidades e a redução de práticas laborais degradantes, buscando dissociar o crescimento econômico da degradação ambiental.

A articulação entre os ODS 2 e ODS 8 evidencia que o avanço da agricultura não deve se limitar ao aumento da produção, mas também considerar a qualidade de vida do produtor, a sustentabilidade dos recursos e a eficiência dos processos produtivos. Nesse contexto, a IHR e suas abordagens metodológicas emergem como vetores estratégicos de transformação, ao possibilitar interações mais intuitivas, maior adequação às necessidades dos produtores rurais e uma integração mais efetiva dos robôs sociais às atividades agrícolas. A aplicação dessas tecnologias pode contribuir simultaneamente para a modernização produtiva requerida pelo ODS 8 e para a sustentabilidade e eficiência demandadas pelo ODS 2, conforme será discutido nas seções seguintes.

2.4 A importância de processos MLOps, DesignOps e HILO para a Agricultura 5.0

A implementação de MLOps é definida como “uma prática que busca padronizar e automatizar o ciclo de vida do modelo de IA”, envolvendo um conjunto de processos e automações para gerenciar modelos, dados e código Cob-Parro, Lalangui e Lazcano (2024). Seu objetivo é aumentar a estabilidade e a eficiência dos sistemas de ML, trazendo maior confiabilidade e robustez ao processo. De forma semelhante, Bradley *et al.* (2023) caracterizam o MLOps como “um conjunto de processos e automação para gerenciar modelos, dados e código para melhorar a estabilidade de desempenho e a eficiência de longo prazo em sistemas de ML”. Essa prática é essencial para otimizar o desenvolvimento de ML, garantindo que os modelos permaneçam funcionais e continuem a gerar valor para os usuários. Além disso, o MLOps aprimora a au-

ditabilidade, a confiabilidade, a repetibilidade e a qualidade dos dados, modelos e sistemas de ML (Das; Bala, 2024).

Na agricultura moderna, o MLOps tem desempenhado um papel crucial ao facilitar o desenvolvimento ágil de soluções que se adaptam às variações constantes das condições de campo Cob-Parro, Lalangui e Lazcano (2024). Sua aplicação promove a integração de equipes multidisciplinares, garantindo eficiência no desenvolvimento e manutenção dos modelos de IA. Ao automatizar o ciclo de vida completo desses modelos, desde a concepção até a manutenção, o MLOps possibilita respostas rápidas a novas condições, fundamentais para decisões em tempo real. Entre os exemplos práticos, destaca-se o uso de algoritmos de visão computacional para a detecção precoce de doenças, contribuindo para a prevenção de perdas agrícolas.

Nesse contexto, com a valorização das práticas DevOps e MLOps no mercado, emergiu o conceito de *DesignOps*, que integra *design* e operações a fim de potencializar o valor do *design* centrado no humano em processos DevOps e similares (Rocha *et al.*, 2022a). A usabilidade das interfaces torna-se, portanto, um aspecto essencial. Como destacam Rocha *et al.* (2022a), uma aplicação com falhas de usabilidade pode enviesar os dados fornecidos offline pelos usuários, comprometendo sua qualidade. Essa deficiência impacta negativamente todo o processo de MLOps, já que dados imprecisos ou pouco úteis resultam em análises enviesadas e no desenvolvimento de modelos de ML menos eficazes.

Para mitigar esse risco, surge a abordagem de HILO, definida como um sistema em que um humano interage com um dispositivo robótico ajustável dinamicamente para otimizar seu desempenho (Slade *et al.*, 2024). Nesse processo, um algoritmo modifica sistematicamente as características do dispositivo, avaliando seu impacto na interação humano-robô até alcançar a configuração ideal. Essa técnica elimina a necessidade de modelos explícitos, já que as avaliações ocorrem diretamente no sistema em funcionamento, permitindo que o otimizador se adapte continuamente ao usuário conforme seu comportamento evolui ao longo do tempo.

A HILO mostra-se particularmente útil em cenários em que o comportamento humano é complexo demais para ser modelado diretamente, como nos casos em que o sistema nervoso influencia a interação ou múltiplas variáveis do dispositivo precisam ser ajustadas simultaneamente. Suas aplicações são diversas, abrangendo desde a assistência a pessoas com deficiência — como idosos e pacientes com AVC ou neuropatia — até a redução da carga física em trabalhos pesados, processos de reabilitação, teleoperação e robôs sociais. Dessa forma, ao complementar práticas como o DesignOps, a HILO contribui para que a coleta de dados seja mais

fidedigna, reduzindo vieses causados por interações humanas inadequadas com os sistemas e, consequentemente, fortalecendo a qualidade e a confiabilidade do pipeline de MLOps (Slade *et al.*, 2024).

Sendo assim, a adoção de MLOps não alcança plenamente seus objetivos caso os dados coletados a partir das interações humanas não apresentem qualidade adequada. Para superar essa limitação, torna-se necessário incorporar tecnologias que favoreçam e justifiquem o engajamento dos produtores, criando condições para que eles próprios se tornem agentes ativos na geração de dados confiáveis. Nesse sentido, este trabalho investiga o uso de robôs sociais como uma tecnologia promissora para estimular o envolvimento dos produtores, ao mesmo tempo em que contribui para metas de sustentabilidade, unindo inovação tecnológica e práticas agrícolas responsáveis.

2.5 Interação Humano-Robô Rural como Diferencial na Agricultura 5.0

A IHR, segundo Goodrich e Schultz (2007), constitui um campo de investigação interdisciplinar voltado à compreensão, concepção e avaliação de sistemas robóticos destinados ao uso por ou com seres humanos. Conforme estabelecido nas normas técnicas da ISO (2021), IHR pode ser compreendida como "troca de informações e ações entre humanos e robôs para realizar uma tarefa por meio de uma interface de utilizador". Essencialmente, pressupõe a comunicação entre humanos e robôs, a qual pode ocorrer de diferentes formas e ser amplamente condicionada pela proximidade física entre os agentes.

Nesse contexto, a IHR também contempla a interação social, que integra dimensões cognitivas, emocionais e sociais, possibilitando que humanos e robôs atuem como pares ou companheiros. Tais interações tendem a ocorrer predominantemente de forma próxima, em razão do caráter social e afetivo envolvido. Sob uma ótica mais ampla, esse campo envolve a investigação e a modelagem das interações entre diversos humanos e múltiplos robôs, reconhecendo que, ainda que sejam classificados como “totalmente autônomos”, tais sistemas continuam sendo projetados para atender às necessidades humanas e gerar benefícios aos seus usuários (Goodrich; Schultz, 2007).

Compreender a IHR requer, primeiramente, delimitar o que se entende por robô. De acordo com a ISO (2021), trata-se de um "Mecanismo acionado programado com um grau de autonomia para realizar locomoção, manipulação ou posicionamento.". Essa definição pa-

dronizada internacionalmente destaca a natureza mecânica e a flexibilidade operacional desses sistemas, estabelecendo uma base técnica sólida para sua classificação. Ampliando essa perspectiva, Murphy (2019) descreve o robô como uma máquina sensório-motora capaz de perceber o ambiente, processar informações e agir sobre ele para atingir objetivos específicos, operando de forma autônoma ou sob controle remoto. Ao unir essas concepções, tem-se uma visão que integra aspectos mecânicos, de percepção e de autonomia, elementos essenciais para o estudo da interação com humanos.

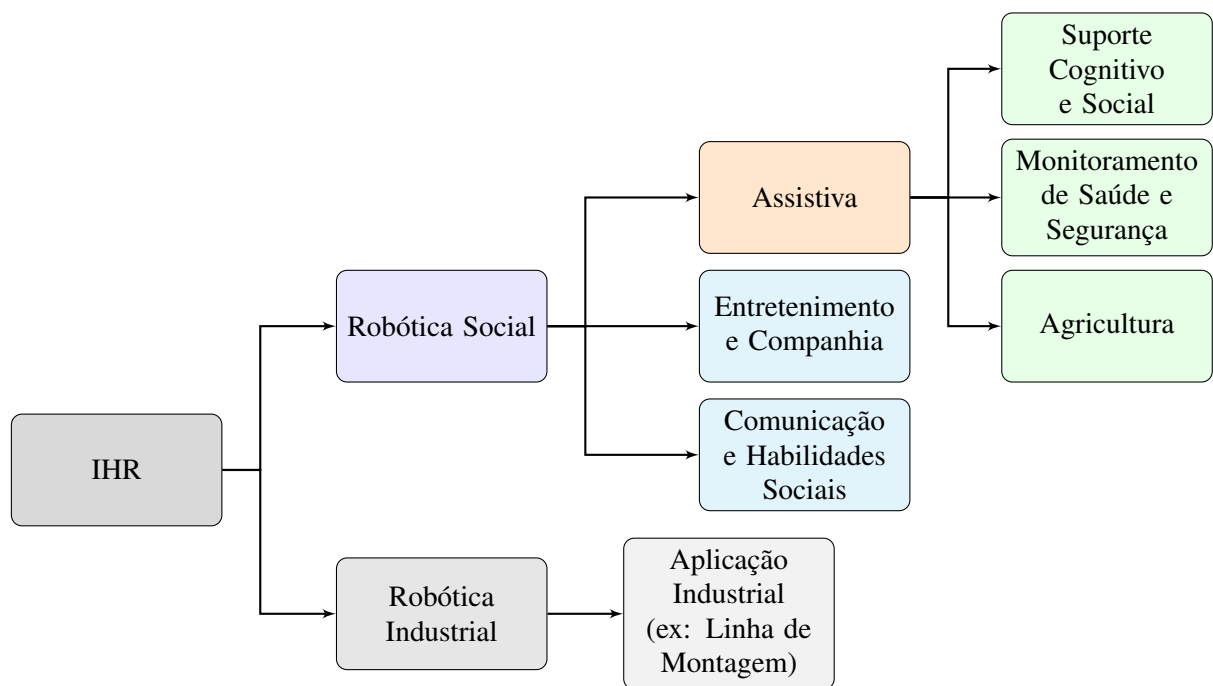


Figura 2.1 – Hierarquia da IHR detalhando as ramificações da Robótica Social.

Fonte: Do autor (2026).

Entre os diferentes tipos de robôs, destacam-se aqueles projetados especificamente para interagir socialmente. Conforme Sarrica, Brondi e Fortunati (2019), um robô social pode ser caracterizado como um agente autônomo ou semiautônomo, dotado de corpo físico, projetado para comunicar-se e interagir com seres humanos ou outros agentes físicos autônomos, bem como com o ambiente no qual está inserido. O propósito central desses sistemas é promover interações sociais significativas, empregando comportamentos e recursos comunicativos capazes de sustentar o engajamento e a reciprocidade ao longo da interação.

Um robô social pode ser caracterizado como aquele em que a interação social entre humanos e robôs constitui um elemento central de seu funcionamento (Fong; Nourbakhsh; Dautenhahn, 2003). Diferentemente dos robôs industriais, cujo propósito principal está voltado a tarefas como montagem e produção, os robôs sociais são projetados especificamente para esta-

belecer interações com pessoas, buscando reproduzir aspectos da comunicação humana (Hegel *et al.*, 2009).

A relação entre as definições evidencia que os robôs sociais representam um subconjunto dentro do escopo mais amplo da IHR, no qual as capacidades mecânicas e sensório-motoras são direcionadas a finalidades sociais, visando fortalecer a aceitação e a eficácia da interação entre humanos e robôs.

Figura 2.2 – Exemplo de Robô Funcional em trabalho na lavoura



Fonte: Imagem gerada pela ferramenta de inteligência artificial Google Gemini (2026). Inspirado em: <https://www.aease.org.br/robos-no-campo-como-a-tecnologia-afeta-a-agricultura/>

Com base nesse entendimento, verifica-se que os robôs sociais combinam habilidades sensório-motoras e comportamentais com o objetivo de promover interações relevantes com seres humanos. Nesse contexto, destaca-se a Robótica Socialmente Assistiva (SAR), caracterizada como a convergência entre a robótica assistiva e a robótica socialmente interativa (Rocha *et al.*, 2022b; Feil-Seifer; Mataric, 2005). Diferentemente da assistência física tradicional, a SAR utiliza a interação social como estratégia primária para monitorar, motivar e auxiliar usuários em processos de reabilitação, convalescença ou aprendizado, sem a necessidade de contato físico direto (Feil-Seifer; Mataric, 2005; Kachouie *et al.*, 2014).

Os principais contextos de aplicação da SAR incluem residências de idosos, instituições de longa permanência e ambientes clínicos, onde os robôs atuam como companheiros sociais, facilitadores cognitivos e assistentes funcionais (Andrews; Lad; Chandrasekaran, 2020; Fiorini *et al.*, 2021; Naseer *et al.*, 2025). Suas funções variam desde lembretes de medicação e auxílio

em atividades diárias até o monitoramento de saúde e estímulo à socialização (Sharma *et al.*, 2021; Vandemeulebroucke; Casterlé; Gastmans, 2018). Estudos indicam que os SARs podem reduzir o isolamento social, estimular a cognição, e aumentar a autonomia funcional de idosos, promovendo bem-estar físico e emocional (Fan *et al.*, 2022; Rocha *et al.*, 2022b).

A atuação dos SARs é especialmente relevante diante do envelhecimento populacional e da crescente escassez de cuidadores. Robôs sociais têm potencial para complementar o cuidado humano, aliviando a carga de trabalho de cuidadores e proporcionando segurança aos usuários, por meio do reconhecimento de situações de risco, como quedas ou variações de saúde (Fiorini *et al.*, 2021; Sajid *et al.*, 2024). Robôs como Paro (forma de foca), NAO (humanoide) e EVA (não humanoide) são exemplos frequentemente empregados em terapias com idosos (Rocha *et al.*, 2022b; Kachouie *et al.*, 2014).

Apesar dos benefícios, a implementação dos SARs enfrenta desafios técnicos, culturais e éticos. Dificuldades de interação conversacional, limitação na autonomia em ambientes não estruturados, baixa capacidade de adaptação comportamental e deficiências na percepção de emoções são apontadas como barreiras técnicas significativas (Fiorini *et al.*, 2021; Lima *et al.*, 2022). No aspecto cultural, estudos relatam que a aceitação dos robôs entre idosos pode ser prejudicada pelo medo de substituição do contato humano, pela aparência infantilizada ou por preocupações com privacidade e custo (Vandemeulebroucke; Casterlé; Gastmans, 2018; Liu; Shen; Hancock, 2024). Tais preocupações reforçam a importância de projetos centrados no usuário, com decisões éticas embutidas desde a concepção da tecnologia.

No contexto da Agricultura 5.0, o uso de robôs sociais assistivos ainda está no início, porém promissor. Estudos com populações idosas rurais apontam uma percepção mista: há resistência inicial, especialmente quanto ao custo e à utilidade prática dos robôs, mas também há abertura para tecnologias que possam facilitar o dia a dia no campo (Liu; Shen; Hancock, 2024). Em uma das entrevistas analisadas por Liu, Shen e Hancock (2024), um agricultor expressou o desejo de que um robô pudesse regar e fertilizar sua horta, sugestão que revela o potencial da SAR para se adaptar a demandas específicas de ambientes rurais. Assim, além de sua função clássica de cuidado, os SARs podem atuar como mediadores entre o produtor e tecnologias digitais, promovendo inclusão, autonomia e qualidade de vida no meio rural (Sharma *et al.*, 2021; Naseer *et al.*, 2025).

Figura 2.3 – Exemplo de Robô Social Assistivo Paro em interação com um idoso



Fonte: Imagem gerada pela ferramenta de inteligência artificial Google Gemini (2026). Inspirado em: <https://g1.globo.com/bahia/noticia/2013/08/robo-foca-usado-para-tratar-vitimas-de-tsunami-estara-em-evento-na-bahia.html>

2.5.1 Robótica Industrial na Agricultura

A aplicação de robôs na agricultura, impulsionada pelos avanços em IA e visão computacional, tem transformado significativamente o setor, especialmente na cafeicultura (Motta *et al.*, 2024). Essas tecnologias possibilitam maior eficiência, redução de custos e tomada de decisões mais precisas, superando as limitações dos métodos tradicionais, que costumam ser trabalhosos e sujeitos a erros (Benos *et al.*, 2023; Motta *et al.*, 2024). A literatura demonstra um crescente interesse na integração de robôs e sistemas inteligentes para otimizar processos agrícolas, garantindo maior sustentabilidade e eficiência produtiva, um movimento alinhado com a evolução da Indústria 4.0 (Benos *et al.*, 2023).

Entre as inovações recentes, destacam-se os robôs para manejo e ordenha de gado leiteiro (Trundle; Phillips, 2024), bem como as soluções da empresa Solinftec, cujos robôs são capazes de realizar controle de pragas e aplicação localizada de insumos¹. Contudo, a introdução dessas tecnologias depende não apenas de sua viabilidade técnica, mas também da aceitação por parte dos agricultores, especialmente os mais velhos, em um cenário marcado pelo êxodo

¹ Acessado em 21 de Outubro de 2024 pelo link: <https://www.solinftec.com/pt-br/alice-ai-solix-ag-robotics/>

de jovens para os centros urbanos e pelo esvaziamento da sucessão familiar (Winckler *et al.*, 2016; BRASIL, 2018; Spanevello *et al.*, 2017; Boscardin; Conterato, 2017).

Entre as aplicações mais relevantes na agricultura, destaca-se o monitoramento e a detecção de doenças nas lavouras. Robôs equipados com câmeras e sistemas de visão computacional são capazes de identificar doenças como a broca do café, analisando características como cor, textura e formato das plantas. Essa abordagem permite a adoção de medidas preventivas e estratégias de controle mais eficazes, reduzindo perdas na produção (Benos *et al.*, 2023). O uso do modelo de aprendizado profundo YoloV5 em robôs como o Jackal UGV exibe essa tendência, demonstrando o potencial da robótica para um manejo mais eficiente (Motta *et al.*, 2024).

Além da detecção de doenças, robôs também desempenham um papel crucial no mapeamento e navegação de plantações. Equipados com câmeras de profundidade e algoritmos de estimativa de estado e localização, eles fornecem uma visão abrangente da lavoura, auxiliando no planejamento agrícola (Benos *et al.*, 2023; Motta *et al.*, 2024). A utilização de plataformas como o Jackal UGV apresentam como a robótica pode otimizar o manejo da lavoura, coletando e processando dados com alta precisão (Motta *et al.*, 2024). Também é possível realizar tarefas de precisão, como plantio, capina, fertilização, colheita e pulverização, aumentando a eficiência e reduzindo o desperdício (Wang *et al.*, 2024; Simbeye; Tongora, 2022).

No contexto da colheita, a robótica tem sido um diferencial ao permitir maior seletividade e eficiência. Robôs dotados de visão computacional podem detectar, classificar e mapear frutos maduros, reduzindo perdas e otimizando o processo de colheita (Eron *et al.*, 2024). A integração entre robótica e IA possibilita uma colheita mais precisa, garantindo a qualidade do produto final (Bazame *et al.*, 2021; Motta *et al.*, 2024). Além disso, é possível realizar o transporte através de robôs autônomos (Chen *et al.*, 2024).

Os fatores ambientais e geográficos exercem influência significativa na adoção da robótica agrícola. O Brasil apresenta áreas de cultivo contrastantes, que vão desde regiões planas e altamente mecanizadas até áreas montanhosas, onde o cultivo é mais desafiador. Nessas regiões, como em muitas áreas cafeeiras de Minas Gerais, a aplicação de robótica demanda adaptações específicas, uma vez que o relevo pode limitar o uso eficaz de determinados equipamentos (Sott *et al.*, 2020).

Nesse contexto, os robôs quadrúpedes têm se destacado por sua habilidade de operar em terrenos irregulares e executar uma variedade de tarefas (Wang *et al.*, 2024; Chen *et al.*, 2024; Simbeye; Tongora, 2022). Esses dispositivos apresentam vantagens marcantes em áreas com

declives acentuados e passagens estreitas, onde plataformas com rodas enfrentam restrições de manobra e estabilidade. Para superar esses desafios, fazem uso de sistemas avançados de visão computacional, sensores diversos (câmeras, sensores de pressão e acelerômetros) e controle dinâmico, adaptando-se em tempo real às variações do terreno e mantendo a estabilidade mesmo em superfícies instáveis (Chen *et al.*, 2024; Wang *et al.*, 2024).

A integração desses robôs no ambiente agrícola possibilita o monitoramento detalhado de parâmetros ambientais, como temperatura, umidade e qualidade do solo, além do reconhecimento de padrões e condições no campo (Chen *et al.*, 2024; Wang *et al.*, 2024). Também desempenham papel fundamental no acompanhamento das plantações e na detecção de obstáculos, animais e pessoas presentes no campo, assegurando uma navegação autônoma segura e eficiente (Chen *et al.*, 2024; Rodríguez-Lera *et al.*, 2024).

Além disso, podem cooperar diretamente com humanos em tarefas como o transporte de colheitas, evitando colisões e aumentando a segurança no ambiente de trabalho, ao mesmo tempo em que potencializam a produtividade ao combinar esforço humano e automação (Chen *et al.*, 2024). Sua versatilidade também se estende a tarefas como semeadura, capina, fertilização e manuseio de colheitas (Chen *et al.*, 2024; Simbeye; Tongora, 2022; Lopes, 2023).

A navegação autônoma é viabilizada por sistemas de visão e algoritmos avançados de planejamento de rota, que permitem entrar e sair de sulcos, rastrear linhas e desviar de obstáculos com precisão. Tecnologias como o SLAM (*Simultaneous Localization and Mapping*) ampliam essa capacidade, possibilitando que os robôs construam mapas e se localizem em tempo real (Chen *et al.*, 2024; Zhang; Wang; Zheng, 2024).

Esses avanços colocam os robôs quadrúpedes em posição de destaque na agricultura de precisão, permitindo a coleta de dados estratégicos para gestão eficiente da produção, como informações sobre solo, clima e crescimento das plantas (Simbeye; Tongora, 2022; Zhang; Wang; Zheng, 2024). Quando equipados com braços robóticos, tornam-se ainda mais versáteis, capazes de realizar tarefas de manipulação com maior precisão e expandindo o leque de aplicações agrícolas (Lopes, 2023).

Dessa forma, a adoção de robôs na cafeicultura e em outras cadeias produtivas representa um avanço significativo na modernização do setor, promovendo maior precisão, automação e sustentabilidade na produção (Motta *et al.*, 2024; Rodríguez *et al.*, 2021).

Figura 2.4 – Robô quadrúpede equipado com sensores de visão computacional operando em plantação de café em terreno montanhoso



Fonte: Imagem gerada pela ferramenta de inteligência artificial Google Gemini (2026). Inspirado em: <https://interestingengineering.com/ai-robotics/ai-laser-robot-dogs-protect-hong-kong-trees>

2.5.2 Robótica Social na Agricultura

Um robô social agrícola pode ser compreendido como um híbrido que combina as funções dos robôs agrícolas, voltados às atividades produtivas, com as dos robôs sociais, desenvolvidos para a interação com seres humanos. Esses sistemas configuram-se como ferramentas técnicas capazes não apenas de realizar diferentes tarefas da agricultura, mas também de promover interações sociais. Desse modo, além de executar operações agrícolas, cumprem uma função comunicativa, sendo reconhecidos pela sociedade como parceiros sociais, assistentes no trabalho rural e doméstico e, ao mesmo tempo, interlocutores agradáveis (Aletdinova; Kravchenko; Tsybina, 2017).

As possibilidades de uso dos robôs sociais agrícolas são bastante diversificadas. No campo educativo, podem ser empregados em centros de exposição para transmitir conhecimentos sobre agricultura, especialmente a jovens, por meio de interações que combinam diálogo e recursos visuais (Sun *et al.*, 2019). Já no âmbito operacional, destacam-se em tarefas como pulverização e irrigação, muitas vezes realizadas de modo semiautônomo para minimizar a exposição humana a pesticidas, colheita, em que a cooperação entre humanos e robôs se mostra mais vantajosa que a automação integral, além de atividades como poda, desbaste, preparo do

solo, semeadura, controle de ervas daninhas, monitoramento de lavouras e transporte de cargas pesadas, como sacos de fertilizantes ou produtos colhidos (Vasconez; Kantor; Cheein, 2019).

Apesar dos avanços, os sistemas de robôs sociais agrícolas ainda se encontram em estágios iniciais de desenvolvimento, apresentando limitações em áreas como rastreamento de voz, sensibilidade operacional e precisão no reconhecimento de imagens. Para ampliar suas capacidades, é necessário expandir a base de conhecimento, além de aprimorar o planejamento de trajetórias e os recursos de navegação autônoma, o que pode aumentar significativamente a inteligência do robô (Sun *et al.*, 2019). No entanto, fatores como o alto custo e a falta de alinhamento com as expectativas dos consumidores ainda representam obstáculos à sua difusão (Aletdinova; Kravchenko; Tsybina, 2017). Espera-se que, no futuro, a modificação dos sistemas, o uso de materiais mais acessíveis e a produção em escala possam contribuir para superar essas barreiras (Vasconez; Kantor; Cheein, 2019; Aletdinova; Kravchenko; Tsybina, 2017).

Nesse contexto, observa-se que os robôs agrícolas disponíveis no mercado ainda apresentam custos significativamente elevados, o que representa uma barreira e os coloca fora do alcance da maioria dos pequenos agricultores (Lowenberg-DeBoer, 2024). Em contraste, a realidade das pequenas propriedades rurais ainda é marcada pelo uso de ferramentas e equipamentos de baixo custo e ampla difusão, que são consideravelmente mais acessíveis aos produtores (Lowenberg-DeBoer, 2024).

Contudo, no caso dos robôs sociais, sua proposta de valor não se limita aos ganhos produtivos. Diferentemente das máquinas convencionais, esses sistemas incorporam dimensões relacionadas à interação, ao suporte ao usuário e à mediação das atividades, podendo atuar não apenas como ferramentas operacionais, mas também como agentes de apoio no cotidiano do produtor (Liu; Shen; Hancock, 2024; Liu; Shen; Hancock, 2021). Esse aspecto torna-se especialmente relevante no contexto do envelhecimento da população rural, agravado pela migração de jovens para os centros urbanos (Liu; Shen; Hancock, 2021). Nesse cenário, tecnologias que promovam autonomia, segurança e bem-estar passam a desempenhar um papel estratégico não apenas nos cuidados de saúde, mas também na manutenção de um estilo de vida independente no campo, permitindo que produtores idosos continuem a gerenciar suas atividades agrícolas e cotidianas (Liu; Shen; Hancock, 2024).

2.5.3 Avaliação de Usabilidade e Percepção Social em Robótica

A usabilidade, conforme definida pela ISO (2018), corresponde ao “grau em que um sistema, produto ou serviço pode ser utilizado por utilizadores específicos para atingir objetivos específicos com eficácia, eficiência e satisfação num contexto de utilização específico”. De maneira complementar, a acessibilidade refere-se à capacidade de produtos, sistemas, serviços ou ambientes serem concebidos e disponibilizados de modo que possam ser utilizados por pessoas com diferentes perfis, habilidades e necessidades, possibilitando o alcance de seus objetivos nos diversos contextos de uso ISO (2018).

Observa-se que ambas as definições compartilham a mesma estrutura conceitual proposta pela ISO — centrada no usuário, nos objetivos e no contexto de uso — diferindo principalmente quanto ao escopo das necessidades consideradas. Enquanto a usabilidade pode ser avaliada para um grupo específico de usuários, a acessibilidade amplia esse escopo ao contemplar a diversidade de capacidades humanas, incluindo limitações sensoriais, motoras, cognitivas ou situacionais.

A avaliação da IHR requer métricas que transcendam a observação subjetiva. Com base em Bartneck *et al.* (2009), esta pesquisa adota instrumentos padronizados para mensurar a percepção dos usuários, uma vez que a utilização de escalas validadas é essencial para garantir a confiabilidade dos resultados e permitir a comparabilidade com outros estudos da área. A mensuração objetiva de construtos como a percepção social e a usabilidade permite identificar gargalos no design e na funcionalidade dos robôs. Nesse contexto, foram selecionados para este estudo o questionário RoSAS (*Robotic Social Attributes Scale*) e a escala SUS (*System Usability Scale*), cujas aplicações específicas e detalhamento encontram-se descritos nas próximas seções.

2.5.3.1 Questionário RoSAS

De acordo com Carpinella *et al.* (2017), o desenvolvimento da Escala de Atributos Sociais Robóticos (*Robotic Social Attributes Scale* – RoSAS) teve como objetivo medir a percepção social de robôs. A partir de quatro estudos, os autores identificaram três dimensões fundamentais nessa percepção: **Calor humano**, **Competência** e **Desconforto**. A escala, validada psicometricamente, pode ser utilizada tanto para avaliar robôs já projetados, prevendo a suavidade das interações sociais, quanto para orientar o design de novos robôs, especialmente os antropo-

mórficos, maximizando características desejáveis e minimizando desconforto. Além disso, por ser uma medida padronizada, o RoSAS possibilita comparações entre robôs desenvolvidos em diferentes contextos e ao longo do tempo. Os resultados obtidos a partir dessa escala fornecem *insights* importantes sobre como variações no design dos robôs influenciam a experiência na interação humano-robô.

Segundo o artigo de Carpinella *et al.* (2017), o questionário é aplicado solicitando que os participantes avaliem o grau de associação de determinadas palavras à categoria de robôs. A avaliação é feita com base em 18 itens, organizados em três dimensões perceptivas, conforme apresentado no Quadro 2.1. As respostas são registradas em uma escala *Likert* de 9 pontos, variando de 1 ("definitivamente não associado") a 9 ("definitivamente associado").

Quadro 2.1 – Dimensões e atributos do questionário *RoSAS*

Dimensão	Atributos
Calor humano	Sentimental, Feliz, Orgânico, Compassivo, Social, Emocional
Competência	Conhecedor, Interativo, Responsivo, Capaz, Competente, Confiável
Desconforto	Agressivo, Horrível, Assustador, Constrangedor, Perigoso, Esquisito

Fonte: Carpinella *et al.* (2017)

A pesquisa deve ser aplicada com os itens apresentados de forma aleatória para evitar vieses (Carpinella *et al.*, 2017). Após a coleta, os dados podem ser analisados utilizando métodos estatísticos, como análise fatorial exploratória, para verificar como os itens se agrupam nas dimensões de calor humano, competência e desconforto Carpinella *et al.* (2017).

2.5.3.2 Questionário SUS

De acordo com a pesquisa de Orfanou, Tselios e Katsanos (2015), o *System Usability Scale* (SUS), desenvolvido por Brooke (1996), é um questionário amplamente utilizado para avaliar a usabilidade percebida de sistemas, incluindo softwares, dispositivos e serviços. A autora explica que o SUS é uma ferramenta curta, de fácil aplicação e considerada "agnóstica de tecnologia" devido à sua versatilidade. O questionário é composto por 10 itens avaliados em uma escala de cinco pontos, que varia de "discordo totalmente" a "concordo totalmente". Desses itens, cinco são afirmações positivas e cinco são negativas, sendo que as negativas são recodifi-

casas para garantir que pontuações mais altas representem melhor usabilidade. A pontuação do SUS varia de 0 a 100, permitindo uma interpretação intuitiva, mesmo para não especialistas.

A pesquisa destaca que sistemas com pontuação superior a 85 são altamente utilizáveis, enquanto aqueles na faixa de 70 a 85 são classificados como bons a excelentes. Já pontuações entre 50 e 70 indicam aceitabilidade, mas com necessidade de melhorias, e valores abaixo de 50 caracterizam o sistema como inaceitável. Por fim, Orfanou, Tselios e Katsanos (2015) ressalta que o SUS tem sido amplamente adotado devido à sua praticidade e confiabilidade, demonstrando ser uma métrica robusta para avaliação da usabilidade, mesmo em estudos com amostras reduzidas.

A seguir, são apresentados os itens que compõem o questionário SUS, conforme a pesquisa de Brooke (1996), permitindo uma melhor visualização de seu conteúdo.

1. Acho que gostaria de usar este sistema com frequência.
2. Achei o sistema desnecessariamente complexo.
3. Achei o sistema fácil de usar.
4. Acho que precisaria do apoio de uma pessoa técnica para poder usar este sistema.
5. Achei que as várias funções deste sistema estavam bem integradas.
6. Achei que havia muita inconsistência neste sistema.
7. Imagino que a maioria das pessoas aprenderia a usar este sistema muito rapidamente.
8. Achei o sistema muito complicado de usar.
9. Senti-me muito confiante ao usar o sistema.
10. Precisei aprender muitas coisas antes de conseguir começar a usar este sistema.

O cálculo da pontuação é realizado conforme a posição da questão no questionário, para as questões positivas enumeradas com valores ímpares subtrai-se 1 do valor da resposta, já para as perguntas negativas, enumeradas com valores pares subtrai-se o valor da resposta por 5. Para chegar a pontuação multiplica-se a soma dos valores convertidos por 2,5 para obter uma escala de 0 a 100 (Brooke, 1996).

A pontuação do **SUS** é calculada pela seguinte fórmula:

$$\text{SUS} = 2.5 \times \sum_{i=1}^{10} \begin{cases} x_i - 1, & \text{se a questão } i \text{ for ímpar} \\ 5 - x_i, & \text{se a questão } i \text{ for par} \end{cases} \quad (2.1)$$

onde:

- x_i é a resposta da questão i (valor de 1 a 5)
- A soma é ajustada conforme a paridade da questão
- O resultado final é escalonado para uma escala de 0 a 100

2.6 Considerações Finais

Este capítulo apresentou um panorama geral da cafeicultura brasileira, abordando aspectos históricos, dados atuais de produção e as principais variedades cultivadas no país. Também foram discutidos os principais desafios relacionados à implementação dos princípios da Agricultura 5.0, com ênfase nos impactos do envelhecimento populacional, do êxodo rural e da ausência de sucessão familiar, fatores que afetam diretamente a sustentabilidade da atividade agrícola.

A revisão da literatura evidenciou ainda o alinhamento da agricultura com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) propostos pela Organização das Nações Unidas (ONU). Nesse contexto, foram discutidos os fundamentos da Ciência de Dados e suas aplicações em Inteligência Artificial na cafeicultura, destacando o ciclo de vida da ciência de dados, a importância da qualidade dos dados e a adoção de práticas de MLOps, DesignOps e abordagens *Human-in-the-Loop optimization* (HILO).

Além disso, a IHR foi apresentada como um elemento diferencial da Agricultura 5.0, especialmente no que se refere à Robótica Social Assistiva. Foram abordados conceitos fundamentais de robótica, robótica social e robótica social assistiva aplicados ao contexto agrícola, bem como os métodos utilizados para a avaliação da usabilidade percebida e da percepção social em sistemas robóticos. Por fim, foram apresentados os questionários RoSAS e SUS, instrumentos consolidados na literatura para a avaliação da interação e da experiência do usuário em robótica social.

SEGUNDA PARTE

Quadro 3.1 – Apresentação do Resumo OpenTera++: Uma Solução de Microserviços Suportada por Inteligência Artificial Generativa

Título do resumo	OpenTera++: Uma Solução de Microserviços Suportada por Inteligência Artificial Generativa
Autores	Danilo Chagas Clemente, Danilo Fernandes da Silva, André de Lima Salgado
Congresso	XXXVII Congresso de Iniciação Científica da UFLA
Sessão	4
Identificador	4683-18-4470
Pôster	296

Fonte: Elaborado pelo autor.

Ciência da Computação / Sistemas de Informação

OpenTera++: Uma Solução de Microserviços Suportada por Inteligência Artificial Generativa

Danilo Chagas Clemente - 5º módulo de Ciência da Computação, UFLA, iniciação científica voluntária

Danilo Fernandes da Silva - Mestrando do 2º semestre do Programa de Ciência da Computação

André de Lima Salgado - Orientador DCC, UFLA. - Orientador(a)

Resumo

O desenvolvimento de Robótica Social Assistiva (RSA) tem sido impulsionado pela integração de tecnologias emergentes. Este trabalho explora o uso da API do ChatGPT, uma ferramenta de Inteligência Artificial Generativa, no aprimoramento das interações entre humanos e robôs sociais. O projeto utilizou o framework OpenTera, originalmente desenvolvido em Flutter, para criar uma solução de microserviços com foco na prototipagem rápida e integração com robótica. O estudo abordou a conectividade via Bluetooth com dispositivos Arduino, permitindo a execução de comandos e a interação em tempo real com robôs assistivos. A metodologia incluiu a reestruturação do código OpenTera, a implementação de funcionalidades de reconhecimento e produção de fala, e a integração da API do ChatGPT para respostas conversacionais naturais. Os resultados demonstraram que a integração do ChatGPT entrega características que podem melhorar a experiência do usuário, proporcionando interações com potencial mais envolvente e natural com os robôs. No entanto, o custo associado à utilização contínua da API, após um período inicial gratuito, representa um desafio a ser considerado. A pesquisa destaca a importância da organização do código, da gestão de erros e da personalização da IA para contextos específicos.

Palavras-Chave: ChatGPT, Bluetooth, Flutter.

Instituição de Fomento: UFLA; FAPEMIG; CNPq; CAPES; FAPESP

Link do pitch: https://www.youtube.com/watch?v=Sz_8S5Y0K8E&ab_channel=Danilo

Quadro 3.2 – Apresentação do Artigo MLOps and Agriculture 5.0: A Study on Machine Learning Architectures in Coffee Farming

Título do artigo	MLOps and Agriculture 5.0: A Study on Machine Learning Architectures in Coffee Farming
Autores	Diogo N. Carvalho, Matheus R. Furtado, Danilo F. da Silva, César Elias Botelho, André de Lima Salgado

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Artigo redigido conforme a norma NBR 6022 (ABNT, 2018).



MLOPS AND AGRICULTURE 5.0: A STUDY ON MACHINE LEARNING ARCHITECTURES IN COFFEE FARMING

Diogo N. Carvalho

<https://orcid.org/ORCID>

Matheus R. Furtado

<https://orcid.org/ORCID>

Danilo F. da Silva

<https://orcid.org/ORCID>

César Elias Botelho

<https://orcid.org/ORCID>

André de Lima Salgado

<https://orcid.org/ORCID>

Abstract:

1) Research Context: With global population growth and rising food demand, agriculture faces the dual challenge of boosting productivity while reducing environmental impact. Advances in Artificial Intelligence (AI) and MLOps enable intelligent agricultural solutions. Agriculture 5.0 emphasizes AI-driven methods to enhance production quality and reduce manual labor.

2) Scientific and/or Practical Problem: Despite AI's increasing adoption, integrated MLOps architectures tailored to agriculture, especially coffee farming, remain limited. This gap constrains scalability, reproducibility, and operational reliability of AI systems, challenging Information Systems (IS) research on socio-technical infrastructures.

3) Proposed Solution and/or Analysis: A systematic literature mapping was conducted to assess MLOps applications in agriculture. From 20,300 candidate studies, 26 were selected for detailed analysis, examining whether they proposed comprehensive architectures, their applicability to Agriculture 5.0, and completeness.

4) Related IS Theory: The study draws on IS theory regarding IT governance and digital infrastructure management to understand how MLOps supports operational and decision-making processes in agricultural organizations, contributing to knowledge on socio-technical issues.

5) Research Method: Systematic literature mapping combined structured searches, relevance screening, and qualitative analysis, focusing on AI adoption, architectural completeness, and applicability to Agriculture 5.0 in coffee farming.

6) Summary of Results: The analysis showed that while AI supports pest detection, quality assessment, and monitoring, no study proposed a fully integrated MLOps architecture. Rodriguez et al. (2021) and Eron (2024) offered partial solutions, but key elements such as automation, reproducibility, CI/CD, and monitoring were absent.

7) Contributions and Impact to IS area: This study consolidates the state of the art on MLOps in agriculture, identifies gaps, and provides a foundation for future IS research on AI operationalization. It highlights MLOps as key to scalable, reliable, and sustainable Agriculture 4.0 and 5.0 solutions, offering insights for researchers and practitioners.

1 Introduction

Driven by rapid technological advances, many sectors of the economy have been reinventing themselves to optimize processes and enhance the quality of products and services. Agronomy is among the fields that has most actively embraced innovation, particularly in the search for sustainable and environmentally friendly production methods. This trend is reinforced by the growing global demand for higher agricultural output (ZHAI et al., 2020). One of the most recent innovations is the use of Artificial Intelligence (AI) to optimize and automate tasks such as planting, harvesting, and irrigation. These developments have given rise to discussions of a new stage in agricultural transformation, often referred to as “Agriculture 5.0” (AHMAD; NABI, 2021; KLERKX; JAKKU; LABARTHE, 2019).

As highlighted by Marques *et al.* (MARQUES et al., 2024), Information Systems play a critical role in supporting and optimizing agricultural production processes. As shown by (BOLFE et al., 2020), 84% of Brazilian farm producers were using digital technologies back in 2020. However, this adoption faces significant socio-technical challenges, including high investment costs, limited internet connectivity, and insufficient knowledge of appropriate technologies. These obstacles illustrate the need for structured frameworks, such as MLOps, that not only automate and manage AI pipelines but also integrate human, organizational, and technological components. By providing standardized processes for deployment, monitoring, and maintenance of AI systems, MLOps can help ensure that digital technologies are effectively operationalized, fostering sustainable, scalable, and socially aligned agricultural practices.

Information systems in Agriculture 4.0 and 5.0 face escalating challenges from vast, heterogeneous data and complex technological integration due to the large diversity of sensors (COBPARRO; LALANGUI; LAZCANO, 2024). Machine Learning Operations is key to managing

data and to ensuring reproducibility and transparency in computational agronomy (RUGGERI; TAZZA; VIDÁCS, 2025).

Before delving deeper into this discussion, it is important to consider the underlying concepts that enable the implementation of such approaches on farms. Central to these discussions is the notion of *Machine Learning Operations* (MLOps) (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023; GUPTA; BAGCHI, 2024; WAZIR; KASHYAP; SAXENA, 2023). MLOps is an approach that integrates the development of Machine Learning (ML) models with their deployment and maintenance in real-world production environments. Since many AI projects fail to progress beyond the laboratory, MLOps becomes especially critical in agriculture, where challenges such as limited connectivity, the need for real-time automated decision-making, and seasonal variability in data must be addressed (MILLER et al., 2025).

Against this backdrop, the present study conducts a systematic literature review (KITCHENHAM; BRERETON, 2013) to characterize the state of the art of MLOps architectures applicable to agriculture, with a particular focus on coffee farming. It examines whether existing research provides guidance for implementing MLOps practices in this context and identifies potential architectures that could support the realization of “Agriculture 5.0” and the integration of AI into agricultural systems. The following research questions guided this study:

- RQ1** Do existing studies provide MLOps architectural proposals that can enable Agriculture 5.0 in coffee farming?
- RQ2** If such proposals exist, can they be applied to the context of coffee farming?
- RQ3** How adequate (or inadequate) are the identified proposals from RQ1 when compared to the state-of-the-art MLOps model?

This study aims to address these research questions. Our goal is to describe the state of the art in this topic, providing a foundation to support ongoing research and advance the field. The remainder of this paper presents the background, the systematic literature mapping methodology, the analysis and discussion of results, and the conclusions.

2 Background

This section introduces the key concepts required to understand the intersection between MLOps technologies and the evolution of modern agricultural practices. It covers both the historical development of agriculture and the technical and methodological aspects of MLOps.

2.1 Evolution of Agricultural Practices

To fully grasp the concept of Agriculture 5.0, it is important to examine how agriculture has evolved over time and how its revolutions unfolded. Zhai et al. (ZHAI et al., 2020) outline

a timeline that illustrates this progression. According to the authors, “Agriculture 1.0” refers to all farming and harvesting practices used prior to the 19th century. At that time, all tasks were performed manually and relied heavily on human and animal labor, which limited productivity. In the 19th century, the introduction of steam-powered machinery marked the second agricultural transformation, known as “Agriculture 2.0.” These machines reduced physical effort and enabled greater output. However, this phase also came with drawbacks: heavy reliance on chemical products, soil degradation, food contamination, and high consumption of energy and natural resources.

Seeking to address these issues, the second half of the 20th century introduced “Agriculture 3.0” (ZHAI et al., 2020). This stage incorporated early computing and robotics concepts, enabling more efficient, intelligent, and environmentally friendly practices. These advances reduced chemical usage and contamination of food and soil, while improving irrigation techniques. Yet, with the exponential growth in global population in the 21st century, demand for agricultural products surged. At the same time, new automation and intelligence technologies emerged, giving rise to “Agriculture 4.0.” This phase is characterized by the application of *IoT*, Big Data, AI, Cloud Computing, and other digital technologies. Decision Support Systems (DSSs) were introduced to aid farmers in making better-informed choices, minimizing waste, reducing costs, and improving risk management by analyzing local and global contexts.

To better understand “Agriculture 5.0,” it is useful to first explore related concepts such as Smart Farming, Precision Agriculture, and Digital Agriculture. Ahmad and Nabi (AHMAD; NABI, 2021) describe Smart Farming as the use of advanced technologies—including IoT-based sensors, drones, big data, and AI—integrated to enhance farm management, ensure productivity, and improve efficiency. They argue that Digital Agriculture also contributes to more sustainable decision-making. Precision Agriculture, on the other hand, focuses on the targeted application of resources such as fertilizers, ensuring they are used efficiently and precisely where needed, based on data collected through Smart Farming technologies. Klerkx et al. (KLERKX; JAKKU; LABARTHE, 2019) similarly define Precision Agriculture as the use of data to optimize input application and increase efficiency. Importantly, all of these concepts are considered pillars of Agriculture 4.0.

Building on these foundations, recent studies have introduced the notion of a fifth agricultural revolution, “Agriculture 5.0.” Ahmad and Nabi (AHMAD; NABI, 2021) argue that this stage further advances the technologies of the fourth revolution, particularly through deeper integration of AI and ML. Here, AI not only provides farmers with decision-making support but is capable of making autonomous decisions. Achieving this requires more sophisticated ML processes to ensure that machine-driven decisions are optimal. In Agriculture 5.0, all processes, activities, and machines are interconnected, operating autonomously with minimal human intervention. This is expected to significantly boost productivity and efficiency, reduce waste, and enhance sustainability through more efficient resource use and lower environmental impact. Nonetheless, challenges remain, including high implementation costs, the need for skilled labor,

and the demand for robust, always-on infrastructure.

To realize the potential of the fifth agricultural revolution, it is essential to establish well-defined processes and architectures for *Machine Learning Operations* (MLOps). MLOps plays a central role in structuring and maintaining the infrastructure and connectivity required for deploying intelligent systems in agriculture. The following section explores this concept in greater detail.

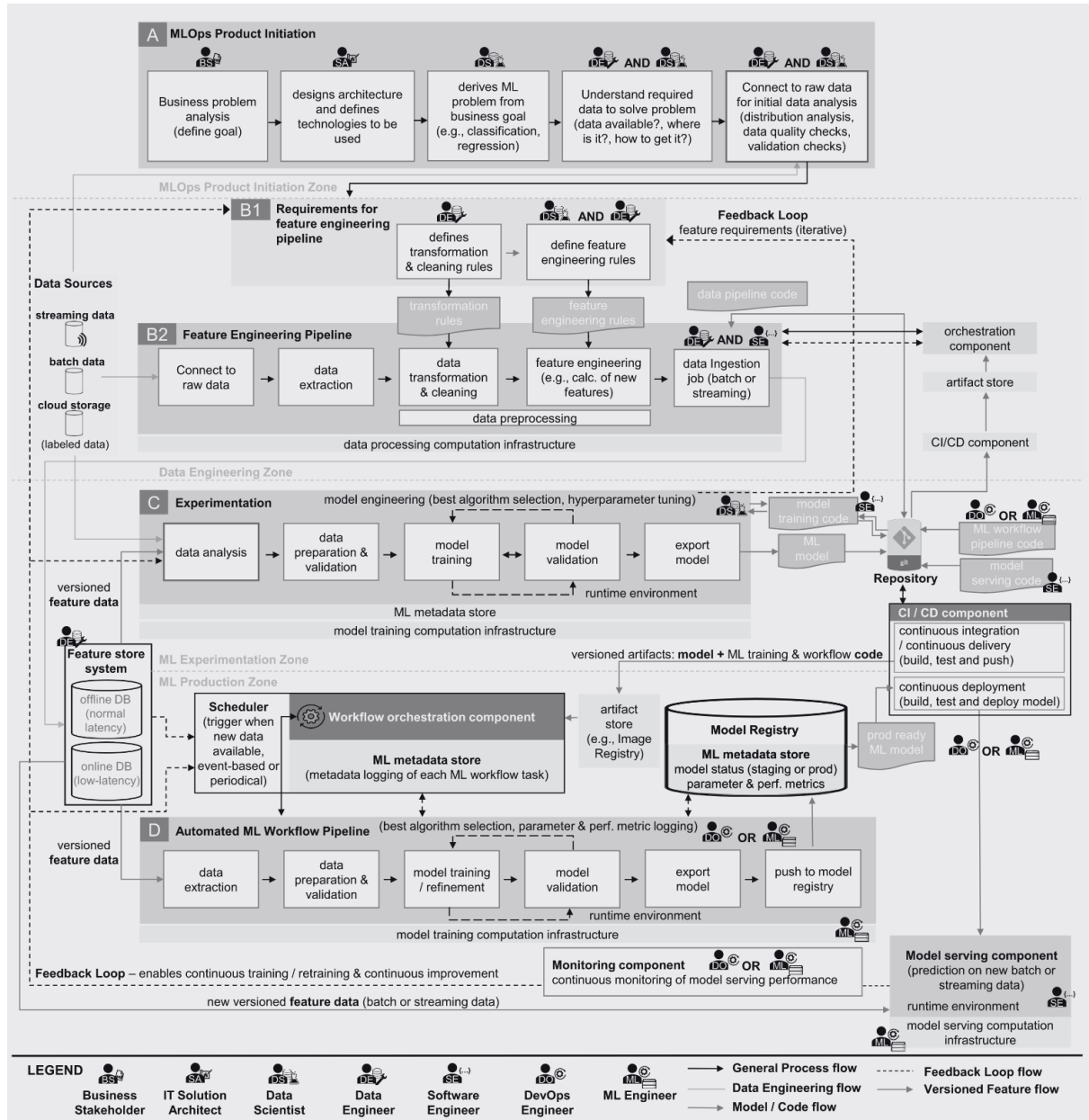


Figure 1 – End-to-end MLOps architecture with functional components and workflows. The architecture spans from product initiation (A) to model monitoring in production, including feature engineering pipelines (B1, B2), experimentation (C), and automated ML workflows (D). Figure reproduced from (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023), under Creative Commons CC BY-NC-ND 4.0 license.

According to Kreuzberger et al. (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023), MLOps

encompasses a set of practices and principles that combine elements of Software Engineering, DevOps, Machine Learning, and Data Engineering to automate the operationalization of ML products in production. Fundamentally, the goal of MLOps is to accelerate the development and deployment of ML models, minimizing failures by automating and streamlining processes. It also aims to support the construction of complex ML systems by ensuring that all components and infrastructure work reliably. Core principles of MLOps include Continuous Integration (CI), Continuous Delivery (CD), ML monitoring and logging, governance, and version control. In short, MLOps bridges the gap between ML model development and their deployment in production, providing a structured and automated framework for model management.

Gupta and Bagchi (GUPTA; BAGCHI, 2024) emphasize that MLOps supports the design, construction, and maintenance of integrated production systems, combining ML models with modern software engineering practices and development models. They argue that MLOps processes are critical for version control, enabling retraining as needed, and for ensuring secure, uninterrupted deployment of ML systems.

Wazir et al. (WAZIR; KASHYAP; SAXENA, 2023) similarly define MLOps as the fusion of DevOps practices with Machine Learning, adapting the principles and methodologies of DevOps to the context of Artificial Intelligence.

2.1.1 MLOps Process

To identify MLOps architectures applicable to the agricultural sector, this study examined models that have been widely used in other domains. This broader perspective allows for the identification of transferable practices and potential adaptations suited to agriculture.

One prominent example is the model proposed by Kreuzberger et al. (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023). Their architecture (illustrated in Fig. 1) covers all the components and roles required for effective implementation of MLOps in ML projects, and is described by the authors as an idealized framework.

The process spans the entire lifecycle, from data acquisition and management to deployment and continuous monitoring of models. In the domain of data management, the architecture integrates real-time data from multiple sources, supported by pipelines that collect, process, and transform raw data into usable formats. A central repository is used to store and manage features, along with pipelines for generating model-ready features.

The workflow begins with raw data collection and preprocessing (including cleaning, normalization, and transformation). From this data, features are engineered and stored in the repository. These features are then used for training and evaluating models, leading to model selection and deployment in production for real-time predictions. Continuous performance monitoring and regular maintenance ensure that models remain adaptive to changing scenarios.

Training workflows are automated, covering algorithm selection, hyperparameter tuning, and cross-validation. The architecture also stresses the importance of versioning data, models, and code to ensure reproducibility and traceability.

The comprehensiveness of Kreuzberger et al.'s (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023) framework makes it a valuable reference for potential applications of ML architectures in Agriculture 5.0.

2.1.2 MLOps architectures and frameworks in Agriculture

MLOps architectures correspond to organized structures that define the components, data flows, and processes necessary to operationalize machine learning models in production, integrating automation, monitoring, and governance mechanisms throughout the entire model lifecycle (HANCHUK; SEMERIKOV, 2025). These architectures are central elements in MLOps, as they provide the technical foundation and proper guidance for the design and organization of ML systems (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023). Their relevance stems from the fact that they facilitate the implementation of MLOps practices, since they clearly specify the components, steps, and workflows necessary to ensure the reliable and scalable operationalization of models (HANCHUK; SEMERIKOV, 2025; KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023).

To materialize these organizational structures, frameworks constitute fundamental elements in the MLOps ecosystem, as they facilitate the implementation of practices and architectural approaches necessary to operationalize machine learning models (HANCHUK; SEMERIKOV, 2025). They are recognized as key components for building MLOps solutions, offering support for automation, scalability, portability, and integration with existing systems and tools within the organization (HANCHUK; SEMERIKOV, 2025). Furthermore, frameworks guide the design of ML systems, playing a central role in structuring the architecture and workflows, which are among the four conceptual pillars for ML operationalization identified by Kreuzberger et al. (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023).

Kubeflow, MLflow, TFX, and SageMaker Pipelines are popular architectures for orchestrating end-to-end machine learning workflows. Kubeflow provides a Kubernetes-native ecosystem for scalable ML development, supporting components for training, tuning, and pipeline automation (Kubeflow Community, 2025). MLflow offers an open-source platform for managing the ML lifecycle, including experiment tracking, model packaging, and deployment (MLflow Project, a Series of LF Projects, LLC., 2025). TensorFlow Extended (TFX) delivers a production ready pipeline framework integrated with TensorFlow, emphasizing data validation, feature engineering, and continuous model training (Google Research and TensorFlow Team, 2025). Amazon SageMaker Pipelines is a fully managed MLOps service that enables the creation, automation, and monitoring of ML workflows within the AWS ecosystem (Amazon Web Services, 2025). However, Agriculture 5.0 domain specific MLOps architectures remain rare in the literature.

3 Methodology

This study adopted a qualitative and exploratory approach, using a systematic literature review to identify MLOps architectures applicable to Agriculture 5.0, specifically in the context of coffee farming. The methodology was structured following the guidelines for systematic reviews in software engineering proposed by Kitchenham and Brereton (KITCHENHAM; BRERETON, 2013), which emphasize the importance of a systematic and rigorous process to identify, evaluate, and synthesize evidence from the literature.

The review was conducted in the following stages:

1. Search and selection of articles:

- a) Articles were searched in academic databases, digital libraries, scientific journals, and other relevant sources. The selected works included studies related to MLOps architecture proposals as well as AI implementations in agriculture.

2. Analysis of selected articles:

- a) The selected articles were analyzed to examine existing MLOps architectures and to assess their applicability to Agriculture 5.0, with a specific focus on coffee farming.

This systematic methodology enabled a structured and rigorous investigation of the current state of the literature on MLOps architectures in agriculture, providing the basis to answer the proposed research questions and to identify gaps and opportunities in the field.

3.1 Research Questions

The research questions mentioned at Section 1 guided this study. The questions guided the process of searching, selecting, and analyzing studies, reinforcing the inclusion and exclusion criteria and shaping the structure of the systematic review ¹.

3.2 Search Strategy

The search strategy plays a central role in systematic reviews, as it determines the scope and quality of the identified studies. In this research, the strategy was designed to capture works addressing the intersection between modern agriculture technologies and MLOps practices, ensuring comprehensive coverage of the investigated topics.

3.2.1 Search String

Following the recommendations of Kitchenham and Brereton (KITCHENHAM; BRERETON, 2013) on the construction of effective search strings, which advocate starting with broad terms

Box 3.1 – Search Strategy Components

Concept	Search Terms (connected with OR)
C1: Modern Agriculture	"Agriculture 5.0", "Agriculture 4.0", "precision agriculture", "smart farming", "digital farming", "precision farming", "digital agriculture"
C2: MLOps and AI	"MLOps", "machine learning operations", "DevOps", "CI/CD", "work-flow orchestration", "machine learning", "deep learning", "AI", "artificial intelligence", "big data", "robot"
Final Combination	The search was conducted in title (ti), abstract (ab), and keyword (su) fields using the logic: (C1) AND (C2)

Source: Prepared by the author. (2025)

and subsequently refining them, the following search string was defined to retrieve studies covering both modern agriculture and MLOps or AI technologies:

The string was structured into two main blocks connected by the logical operator AND. The first block included terms related to modern agriculture and its technological evolutions, while the second focused on MLOps and AI-related technologies. The search was performed in titles, abstracts, and keywords to maximize retrieval of relevant studies. The use of OR within each block ensured broad coverage, while the AND guaranteed that only works covering both domains were selected.

3.2.2 Databases

The searches were conducted across multiple academic databases to maximize coverage of the literature. The following databases were used: ACM Digital Library, IEEE Xplore, Web of Science Scopus, and Taylor & Francis. These sources were selected for their relevance in indexing high-quality scientific publications, ensuring access to both specialized and interdisciplinary research.

3.3 Selection Criteria

After defining the search strategy, clear and objective criteria were applied to select studies that could contribute to answering the research questions.

3.3.1 Inclusion and Exclusion Criteria

Following Kitchenham and Brereton (KITCHENHAM; BRERETON, 2013), specific, measurable, and relevant criteria were established, as shown in Table ??.

¹ Open data at: <<https://tinyurl.com/sbsi747837355>>

Box 3.2 – Inclusion and Exclusion Criteria

Inclusion Criteria	
I1	The article discusses Agriculture 5.0 or Agriculture 4.0 and their application in coffee farming.
I2	The study provides insights into emerging technologies used in Agriculture 5.0, specifically for coffee production.
I3	Published in peer-reviewed scientific journals, relevant academic conferences, or book chapters with editorial review.
I4	The study is complete and not a work in progress or an unfinished similar study.
Exclusion Criteria	
E1	Duplicate studies.
E2	Opinion papers.
E3	Grey literature, or literature published by non-traditional publishers: this type of literature was excluded.
E4	Studies not available in English or Portuguese.
E5	Secondary or tertiary studies.
E6	Articles published after April 12, 2024.
E7	Articles without a freely available abstract.

Source: Prepared by the author (2025).

3.3.2 Merging and Initial Filtering of Results

Search results were merged into a single dataset containing fields such as "Title, Author(s), DOI, Year, Keywords, Abstract," and "Pages." An initial filter using keywords related to coffee, MLOps, and AI (Frame 3.3) was then applied to refine the scope.

Box 3.3 – Keywords used in the initial filtering of results

Category	Terms
Coffee Farming	coffee, café, coffea, arabica, robusta, coffee farming, coffee plantation, coffee cultivation, coffee production, coffee agriculture, bean quality
MLOps and AI	mlops, machine learning operations, devops, ci/cd, continuous integration, continuous deployment, workflow orchestration, machine learning pipeline, model deployment, artificial intelligence, data pipeline, model monitoring

Source: Prepared by the author (2025).

3.3.3 Duplicate Removal

Duplicates were identified and removed following the recommendations of Kitchenham and Brereton (KITCHENHAM; BRERETON, 2013), using DOI and title as the main criteria. This step ensured the quality and reliability of the dataset.

3.3.4 Filtering by Study Type and Length

Kitchenham and Brereton (KITCHENHAM; BRERETON, 2013) emphasize that assessing the completeness of studies is essential to ensure the reliability of evidence in systematic reviews. In this context, since MLOps architectures require detailed descriptions of components, workflows, implementation, and validation, the following exclusion criteria were applied:

1. **Short papers:** studies with fewer than 6 pages were excluded, assuming that comprehensive descriptions of MLOps architectures require more space due to technical complexity.
2. **Review articles:** secondary studies containing review-related keywords (Table ??) were excluded.

This filtering aimed to ensure that only studies with sufficient detail for the analysis of MLOps architectures were considered.

Box 3.4 – Keywords used for the exclusion of secondary studies

Category	Terms
Review Articles	literature survey, systematic review, literature review, meta-analysis, systematic mapping, scope review, review article, narrative review, integrative review, critical review, umbrella review, secondary study

Source: Prepared by the author (2024).

3.3.5 Manual Assessment and Final Selection

Finally, full-text reading of candidate articles was performed to validate their relevance according to the inclusion and exclusion criteria.

3.4 Data Extraction and Analysis

Following the standardized data extraction protocol of Kitchenham and Brereton (KITCHENHAM; BRERETON, 2013), the following information was extracted from each selected study:

1. Study identification (authors, title, year, publication source)
2. Main technologies discussed (MLOps, AI, IoT, etc.)
3. Agricultural context (general, coffee-specific, precision agriculture)
4. Type of contribution (proposed architecture, framework, conceptual review)
5. Mentioned implementation or validation methodologies

The extracted data were organized into spreadsheets, which enabled the construction of co-occurrence maps to characterize the current state of research on MLOps in agriculture.

3.5 Analysis and Synthesis of Results

The final set of selected articles was then analyzed to answer the research questions. A qualitative narrative synthesis was applied, following Kitchenham and Brereton's guidelines (KITCHENHAM; BRERETON, 2013), as the heterogeneity of the studies did not allow for quantitative meta-analysis.

Results were organized and discussed in relation to each research question (RQ1, RQ2, RQ3), enabling a systematic evaluation of the state of the art of MLOps architectures in Agriculture 5.0 and their applicability to coffee farming.

4 Results and Discussion

This section reports and discusses results of each step of our systematic mapping study.

4.1 Study Selection and Filtering Process

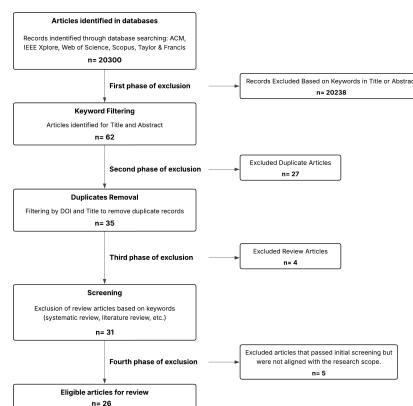


Figure 2 – Flowchart of Study Selection and Filtering (Author's elaboration).

The Figure 2 presents the full flowchart of the selection process, highlighting the sequential filtering stages and the criteria applied at each step. The initial search across five academic databases (ACM Digital Library, IEEE Xplore, Web of Science, Scopus, and Taylor & Francis) yielded 20,300 records. This large volume demonstrates the breadth of the search string adopted and underscores the need for a rigorous filtering process to identify studies relevant to the research questions.

The first exclusion phase relied on automated keyword analysis of article titles and abstracts, implemented in Python, as described in the methodology (Table 2). This step eliminated 20,238 records, leaving 62 potentially relevant articles. This initial filtering was essential to focus on studies specifically addressing coffee cultivation, MLOps, and AI technologies applied to agriculture.

In the second phase, 27 duplicate articles were removed using DOI and title as criteria, leaving 35 articles for further analysis.

The third exclusion phase targeted secondary studies, including reviews, surveys, and meta-analyses, which led to the removal of four additional articles. This ensured that the review remained focused on primary studies offering original contributions to MLOps architectures in agriculture.

A manual screening was then conducted, applying the inclusion and exclusion criteria defined in Table ???. Five additional articles were excluded either because they did not align with the specific scope of the study or because full access to them was not possible.

In the end, the process resulted in a final set of 26 eligible articles for full analysis, representing a selection rate of approximately 0.13% relative to the initial dataset. This refinement ensured that only studies directly relevant to the research questions were included, thereby strengthening the quality and reliability of the findings.

4.2 Co-occurrence Analysis and Conceptual Mapping

A total of 29 terms and six main clusters of related terms were identified using VOSviewer. These results are graphically presented in Figure 4 (located in Appendix A), which illustrates the thematic structure revealed by the co-occurrence analysis. Rectangles represent the terms, their size reflects the number of articles in which each term appeared, and the thickness of the connecting lines indicates the strength of association between terms. Each cluster is represented by a number: Group 1, Group 2, Group 3, Group 4, Group 5, and Group 6. Groups 4, 5, and 6 represent the early stages of AI adoption.

The co-occurrence of keywords across the 26 selected articles can be observed, with stronger links indicating more frequent co-appearance of terms. Larger nodes indicate higher relevance of a term, while thinner connections represent weaker associations. The relatively low density and weak connections among clusters suggest that this research field is still fragmented and underexplored.

As presented in Figure 5 (available in Appendix B of this article), the overlay visualization highlights the temporal evolution of keywords, allowing the identification of both traditional and emerging terms within the field. The Figure distinguishes keywords based on the average publication year of the articles in which they appear: more recent terms (2023–2025), such as "precision agriculture", "machine learning", "coffee variety classification" and "decision tree", reflect the initial application of AI tools in Agriculture 5.0 and coffee farming. On the other hand, older and more traditional terms (2020–2022), including "digital agriculture", "agriculture 4.0", "bibliometric" and "sensors", appear on the left-hand side.

4.3 Article Analysis

The analysis of the 26 articles revealed that some studies address the use of *Machine Learning* in coffee farming, but none present a comprehensive MLOps architecture comparable to the state-of-the-art model proposed by Kreuzberger et al. (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023). In other words, there is no complete end-to-end proposal specifically applicable to coffee farming.

Nevertheless, a number of studies focus on specific applications of artificial intelligence and computer vision for targeted problems in coffee farming, such as grain classification, pest detection, and quality assessment (KOUADIO et al., 2018; ARRIOLA-VALVERDE et al., 2024; MARIN et al., 2021; BENTO et al., 2023; ZAHID et al., 2019; SILVA et al., 2024; SANTANA et al., 2023; OLIVEIRA et al., 2019; OLIVEIRA et al., 2021; PEREIRA et al., 2022; CARRIJO et al., 2017; BIBANGCO; DIONSON; JAVIER, 2024; S; R, 2023; VITA et al., 2020; SYAM et al., 2024; SUNDARESAN et al., 2023; LASSO; CORRALES, 2018), although without proposing an integrated MLOps architecture. The following subsections present the analysis of the results with reference to the research questions.

4.3.1 RQ1: Do existing studies provide MLOps process architectures that could enable Agriculture 5.0 in coffee farming?

The first research question sought to determine whether the selected studies propose MLOps architectures specifically for coffee farming that could support the transition to Agriculture 5.0. Only one article, “*IoT agro, a smart farming system to Colombian coffee crops based on cloud computing and IoT*” (RODRÍGUEZ et al., 2021), presents a proposal that approximates an MLOps architecture for coffee farming. However, when compared to the processes proposed by (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023; GUPTA; BAGCHI, 2024; WAZIR; KASHYAP; SAXENA, 2023), it cannot be considered state-of-the-art since it does not provide a complete end-to-end architecture with fully detailed components.

Although seven of the analyzed studies apply Machine Learning techniques in coffee farming (FARIA et al., 2024; SILVA; MANZIONE; OLIVEIRA, 2023; KITTICHOTSATSAWAT et al., 2023; MONTOYA-MUNOZ; RENDON, 2020; de Carvalho Alves et al., 2022; Nogueira Martins et al., 2023; SALAMAI; AL-NAMI, 2023), they also do not propose comprehensive MLOps architectures. The model by Rodriguez et al. (RODRÍGUEZ et al., 2021) is the closest to the desired concept, but it focuses mainly on sensor connectivity and data transmission to the cloud, without including essential MLOps processes such as pipeline automation, model versioning, or continuous monitoring.

Similarly, the article “*Computer Vision-Aided Intelligent Monitoring of Coffee: Towards Sustainable Coffee Production*” by F. Eron (ERON et al., 2024) describes a computational workflow but does not constitute a true MLOps architecture, as it is focused on a specific AI pipeline.

Finally, none of the articles explicitly reference the concept of Agriculture 5.0, which demonstrates the current scarcity of discussions on the topic. This highlights a gap in the literature regarding the development of complete MLOps architectures tailored to coffee farming that incorporate the fundamental principles presented by Wazir et al. (WAZIR; KASHYAP; SAXENA, 2023), which would be essential to advancing Agriculture 5.0.

4.3.2 RQ2: If architectures are identified, can they be applied to the context of coffee farming?

With regard to the second research question, since no complete architectures were identified, none can be considered fully applicable. However, all the analyzed articles address coffee farming to some extent. Specifically, the model proposed by Rodriguez et al. (RODRÍGUEZ et al., 2021), although closer to an MLOps framework, does not meet the technical requirements of a comprehensive MLOps solution, as this was not its intended purpose. Nevertheless, it is applied in the coffee farming context and could be expanded and refined toward a complete *Machine Learning Operations* architecture.

It is worth noting that all analyzed studies provide valuable discussions, concepts, and practices that could contribute to the establishment of a robust Machine Learning process for coffee production.

4.3.3 RQ3: How do the identified models compare in terms of adequacy or inadequacy with state-of-the-art MLOps frameworks?

Regarding the third research question, although no explicit MLOps proposal was identified, it is possible to observe that several tasks described by Kreuzberger et al. (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023) appear in most articles. These include data collection, analysis, and processing using sensors and IoT devices, along with the application of Machine Learning models for classification and prediction. Such recurring tasks could serve as a foundation for future proposals of MLOps architectures that approximate the state of the art and enable implementation in real-world coffee farms.

The inadequacy of the articles with respect to MLOps state-of-the-art frameworks remains high. Key gaps include the absence of mechanisms for reproducibility and versioning, automated workflow orchestration, feedback loops, continuous monitoring, and the lack of CI/CD components or automated deployment strategies.

None of the articles can be considered as proposing an adequate MLOps architecture for Agriculture 5.0 in coffee farming, and indeed, none explicitly set out to do so. Nonetheless, it is possible to consider an initial version of what could evolve into a machine learning architecture, based on the recurring processes identified across multiple studies. As illustrated in Figure 3, these activities could form the basis of a simplified version of some aspects of the MLOps process described in the state-of-the-art frameworks.

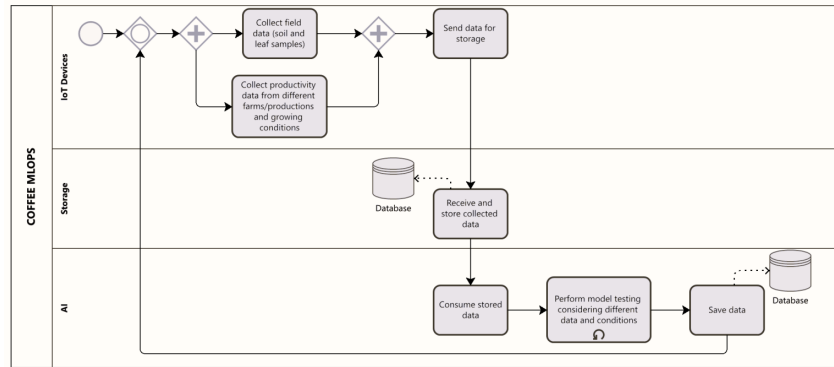


Figure 3 – AS-IS Coffee MLOps Process. Source: Author’s elaboration.

5 Conclusions

The systematic mapping of the literature covered 20,300 candidate records and resulted on 26 selected articles. Their analysis reveals that, although some studies employ *Machine Learning* and computer vision techniques in coffee farming, none present a complete end-to-end MLOps architecture comparable to state-of-the-art frameworks such as those proposed by Kreuzberger et al. (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023), Gupta (GUPTA; BAGCHI, 2024), and Wazir et al. (WAZIR; KASHYAP; SAXENA, 2023). This indicates that the development of comprehensive MLOps solutions tailored to coffee farming remains an open challenge.

Several contributions are noteworthy. Rodriguez et al. (RODRÍGUEZ et al., 2021) provide an IoT-based smart farming model that approximates some aspects of an MLOps framework, although its focus is limited to sensor connectivity and cloud data transmission. Similarly, Eron (ERON et al., 2024) describes a computational workflow for coffee monitoring, but this does not constitute a true MLOps architecture. Other studies apply Machine Learning to specific tasks such as grain classification, pest detection, and quality assessment (KOUADIO et al., 2018; ARRIOLA-VALVERDE et al., 2024; MARIN et al., 2021; BENTO et al., 2023; ZAHID et al., 2019; SILVA et al., 2024; SANTANA et al., 2023; OLIVEIRA et al., 2019; OLIVEIRA et al., 2021; PEREIRA et al., 2022; CARRIJO et al., 2017; BIBANGCO; DIONSON; JAVIER, 2024; S; R, 2023; VITA et al., 2020; SYAM et al., 2024; SUNDARESAN et al., 2023; LASSO; CORRALES, 2018), but these remain isolated solutions without integration into an end-to-end process. Importantly, none of the reviewed studies explicitly reference the concept of Agriculture 5.0.

Despite these limitations, recurring elements can be identified across multiple articles, including data collection via IoT sensors, preprocessing, and the application of ML models for classification and prediction. These elements provide valuable building blocks that could form the basis of a simplified pipeline aligned with some aspects of the state-of-the-art MLOps frameworks (KREUZBERGER; KÜHL; HIRSCHL, 2023; GUPTA; BAGCHI, 2024; WAZIR; KASHYAP; SAXENA, 2023). Nevertheless, key components such as workflow automation, reproducibility and versioning, continuous monitoring, CI/CD strategies, and feedback loops are consistently

absent.

This study also acknowledges several threats to validity. Regarding internal validity, potential biases may arise from the automatic filtering process (implemented in open-source Python code and therefore fully auditable) as well as from the reliance on keywords and lemmatization, which can lead to the exclusion of some relevant studies. Such losses, however, are limited to works unrelated to coffee, which is acceptable at this stage given our specific goal of mapping the MLOps landscape in coffee production; studies from other crops remain stored in the database and are excluded only by the automated filter. The adequacy of the search string, constructed through consultation with experts in coffee science and MLOps and supported by lemmatization strategies to capture equivalent terms, also influences internal validity. Moreover, manual classification and the interpretation of MLOps elements introduce additional subjectivity, for which no transparent and reliable automated alternatives currently exist; to mitigate this, cross-checking was performed among the authors. As for external validity, generalization of the findings to other crops and agricultural systems is inherently limited, although agricultural contexts with processes similar to those of coffee may still benefit from the insights presented in this mapping.

In conclusion, no existing work can be considered an adequate MLOps proposal for coffee farming or Agriculture 5.0. However, the identified practices and recurring processes highlight the potential for future research to design and validate a comprehensive, end-to-end MLOps architecture capable of addressing the unique challenges of coffee production while supporting the transition toward Agriculture 5.0. To advance this agenda, future research should deepen the investigation of MLOps practices applied to Agriculture 5.0 and explore new AI-driven processes that complement broad frameworks or provide tailored adaptations for specific agricultural domains. In particular, the creation of an MLOps process specifically designed for coffee farming represents a significant gap that future studies can address.

6 Acknowledgments

The authors acknowledge the use of Generative Artificial Intelligence (AI) tools for text revision only. All content remains the sole responsibility of the authors.

References

AHMAD, L.; NABI, F. *Agriculture 5.0: Artificial Intelligence, IoT and Machine Learning*. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2021.

Amazon Web Services. *Amazon SageMaker Pipelines Documentation*. 2025. <https://docs.aws.amazon.com/sagemaker/latest/dg/pipelines.html>. Accessed: 2025-01-01.

ARRIOLA-VALVERDE, S. et al. A comparative study of deep learning frameworks applied to coffee plant detection from close-range uas-rgb imagery in costa rica. *Remote Sensing*, v. 16, n. 24, 2024. ISSN 2072-4292. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2072-4292/16/24/4617>>.

BENTO, N. et al. Classifiers based on artificial intelligence in the prediction of recently planted coffee cultivars using a remotely piloted aircraft system. *Anais da Academia Brasileira de Ciencias*, v. 95, p. e20210534, 11 2023.

BIBANGCO, E. J. P.; DIONSON, M. G. D.; JAVIER, R. K. T. Convolutional neural network architectures for classification of coffee varieties in the philippines. In: *2024 IEEE Symposium on Wireless Technology & Applications (ISWTA)*. [S.l.: s.n.], 2024. p. 140–145.

BOLFE, E. et al. *Agricultura digital no Brasil: tendências, desafios e oportunidades: resultados de pesquisa online*. Campinas: Embrapa, 2020. <https://www.embrapa.br/documents/10180/9543845/Agricultura+Digital+no+Brasil+-+Pesquisa+online+Embrapa+Sebrae+-+INPE+2020.pdf/3e1198e9-7c03-3b7e-b87c-d2d1977f34a9>.

CARRIJO, G. L. A. et al. Automatic detection of fruits in coffee crops from aerial images. In: *2017 Latin American Robotics Symposium (LARS) and 2017 Brazilian Symposium on Robotics (SBR)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–6.

COB-PARRO, A. C.; LALANGUI, Y.; LAZCANO, R. Fostering agricultural transformation through ai: an open-source ai architecture exploiting the mlops paradigm. *Agronomy*, MDPI, v. 14, n. 2, p. 259, 2024.

de Carvalho Alves, M. et al. The role of machine learning on arabica coffee crop yield based on remote sensing and mineral nutrition monitoring. *Biosystems Engineering*, v. 221, p. 81–104, 2022. ISSN 1537-5110. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1537511022001532>>.

ERON, F. et al. Computer vision-aided intelligent monitoring of coffee: Towards sustainable coffee production. *Scientia Horticulturae*, v. 327, p. 112847, 2024. ISSN 0304-4238. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304423824000086>>.

FARIA, R. et al. Models for predicting coffee yield from chemical characteristics of soil and leaves using machine learning. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, v. 104, p. 1, 03 2024.

Google Research and TensorFlow Team. *TensorFlow Extended (TFX) Documentation*. 2025. <https://www.tensorflow.org/tfx>. Accessed: 2025-01-01.

GUPTA, P.; BAGCHI, A. Mlops: Machine learning operations. In: *Essentials of Python for Artificial Intelligence and Machine Learning*. Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland, 2024. p. 489–518.

HANCHUK, D. O.; SEMERIKOV, S. O. Implementing mlops practices for effective machine learning model deployment: A meta synthesis. In: *CEUR Workshop Proceedings*. [S.l.: s.n.], 2025. p. 329–337.

KITCHENHAM, B.; BRERETON, P. A systematic review of systematic review process research in software engineering. *Information and Software Technology*, v. 55, n. 12, p. 2049–2075, 2013.

KITTICHOTSATSAWAT, Y. et al. Forecasting arabica coffee yields by auto-regressive integrated moving average and machine learning approaches. *AIMS Agriculture and Food*, v. 8, p. 1052–1070, 01 2023.

KLERKX, L.; JAKKU, E.; LABARTHE, P. A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: New contributions and a future research agenda. *NJAS-Wageningen Journal of Life Sciences*, v. 90–91, p. 100315, 2019.

KOUADIO, L. et al. Artificial intelligence approach for the prediction of robusta coffee yield using soil fertility properties. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 155, p. 324–338, 10 2018.

KREUZBERGER, D.; KÜHL, N.; HIRSCHL, S. Machine learning operations (mlops): Overview, definition, and architecture. *IEEE Access*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 11, p. 31866–31879, mar. 2023. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3262138>>.

Kubeflow Community. *Kubeflow Documentation*. 2025. <https://www.kubeflow.org/docs/>. Accessed: 2025-01-01.

LASSO, E.; CORRALES, J. C. Towards an alert system for coffee diseases and pests in a smart farming approach based on semi-supervised learning and graph similarity. In: ANGELOV, P.; IGLESIAS, J. A.; CORRALES, J. C. (Ed.). *Advances in Information and Communication Technologies for Adapting Agriculture to Climate Change*. Cham: Springer International Publishing, 2018. p. 111–123. ISBN 978-3-319-70187-5.

MARIN, D. B. et al. Detecting coffee leaf rust with uav-based vegetation indices and decision tree machine learning models. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 190, p. 106476, 2021. ISSN 0168-1699. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169921004932>>.

MARQUES, D. D. S. et al. Quality coffee information needs and implications for information systems: a study with coffee consumers. In: *Proceedings of the 20th Brazilian Symposium on Information Systems*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2024. (SBSI '24). ISBN 9798400709968. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3658271.3658289>>.

MILLER, T. et al. The iot and ai in agriculture: The time is now—a systematic review of smart sensing technologies. *Sensors*, MDPI, v. 25, n. 12, p. 3583, 2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/s25123583>>.

MLflow Project, a Series of LF Projects, LLC. *MLflow Documentation*. 2025. <https://mlflow.org/docs/latest/index.html>. Accessed: 2025-01-01.

MONTOYA-MUNOZ, A. I.; RENDON, O. M. C. An approach based on fog computing for providing reliability in iot data collection: A case study in a colombian coffee smart farm. *Applied Sciences*, v. 10, n. 24, 2020. ISSN 2076-3417. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/10/24/8904>>.

Nogueira Martins, R. et al. Digital mapping of coffee ripeness using uav-based multispectral imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 204, p. 107499, 2023. ISSN 0168-1699. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169922008079>>.

OLIVEIRA, A. et al. Segmenting and detecting nematode in coffee crops using aerial images. In: _____. [S.l.: s.n.], 2019. p. 274–283. ISBN 978-3-030-34994-3.

OLIVEIRA, M. F. de et al. Determination of application volume for coffee plantations using artificial neural networks and remote sensing. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 184, p. 106096, 2021. ISSN 0168-1699. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169921001149>>.

PEREIRA, F. et al. Multispectral images for monitoring the physiological parameters of coffee plants under different treatments against nematodes. *Precision Agriculture*, v. 23, p. 1–33, 06 2022.

RODRÍGUEZ, J. P. et al. Iot-agro: A smart farming system to colombian coffee farms. *Comput. Electron. Agric.*, v. 190, p. 106442, 2021.

RUGGERI, D.; TAZZA, G.; VIDÁCS, L. Introducing mlops to facilitate the development of machine learning models in agronomy: A case study. *IEEE Access*, IEEE, 2025.

S, R.; R, S. Hybridized rule-based recommendation system for sustainable and synthetic fertilizers in coffee plantation. In: *2023 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)*. [S.l.: s.n.], 2023. p. 242–248.

SALAMAI, A. A.; AL-NAMI, W. T. Sustainable coffee leaf diagnosis: A deep knowledgeable meta-learning approach. *Sustainability*, v. 15, n. 24, 2023. ISSN 2071-1050. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/15/24/16791>>.

SANTANA, L. S. et al. Identification and counting of coffee trees based on convolutional neural network applied to rgb images obtained by rpa. *Sustainability*, v. 15, n. 1, 2023. ISSN 2071-1050. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/15/1/820>>.

SILVA, C. de O. F. et al. Summarizing soil chemical variables into homogeneous management zones – case study in a specialty coffee crop. *Smart Agricultural Technology*, v. 7, p. 100418, 2024. ISSN 2772-3755. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772375524000236>>.

SILVA, C. de O. F.; MANZIONE, R.; OLIVEIRA, S. Exploring 20-year applications of geostatistics in precision agriculture in brazil: what's next? *Precision Agriculture*, v. 24, 06 2023.

SUNDARESAN, S. et al. Machine learning and iot-based smart farming for enhancing the crop yield. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 2466, p. 012028, 03 2023.

SYAM, K. et al. Precision crop prediction using iot-enabled soil sensors and machine learning. *ITEGAM- Journal of Engineering and Technology for Industrial Applications (ITEGAM-JETIA)*, v. 10, 10 2024.

VITA, F. de et al. Quantitative analysis of deep leaf: a plant disease detector on the smart edge. In: *2020 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 49–56.

WAZIR, S.; KASHYAP, G. S.; SAXENA, P. *MLOps: A review*. 2023. ArXiv preprint arXiv:2308.10908. 2308.10908.

ZAHID, A. et al. Machine learning driven non-invasive approach of water content estimation in living plant leaves using terahertz waves. *Plant Methods*, v. 15, n. 1, p. 138, 2019.

ZHAI, Z. et al. Decision support systems for agriculture 4.0: Survey and challenges. *Comput. Electron. Agric.*, v. 170, p. 105256, 2020.

1 Appendix A: Keyword Co-occurrence Map

This appendix presents the complete co-occurrence map generated by VOSviewer.

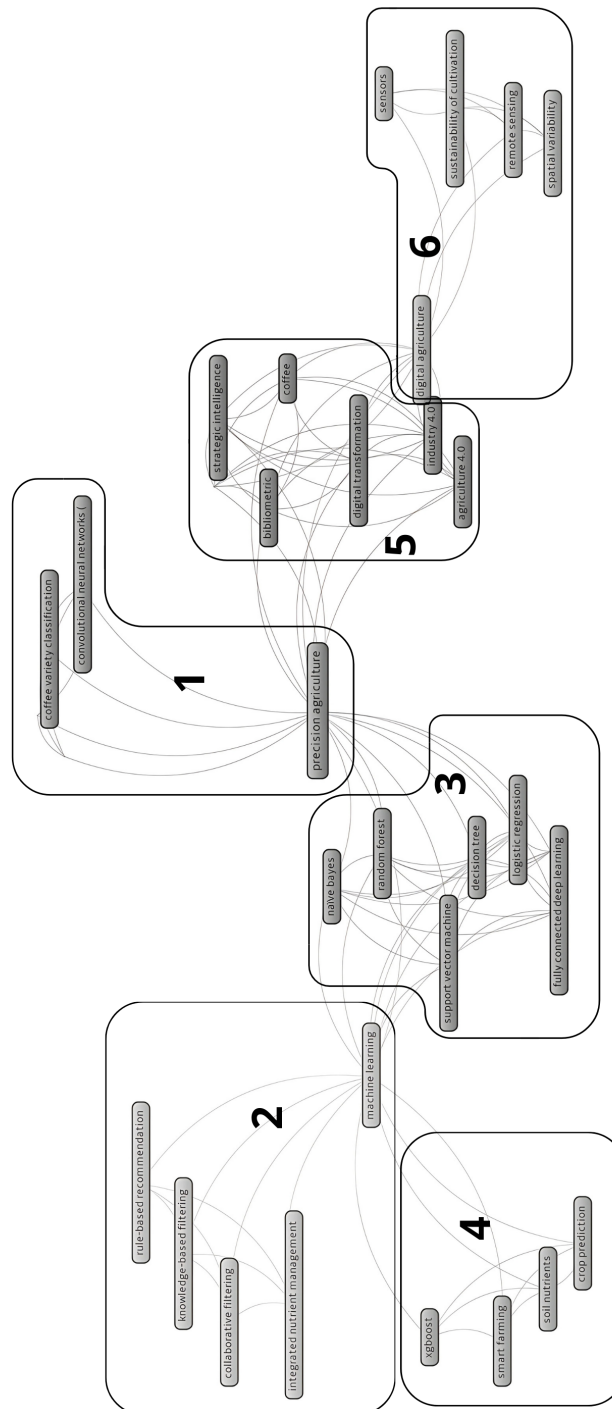


Figure 4 – **Complementary conceptual map resulting from the co-occurrence analysis, highlighting the thematic relationships among the main terms identified in the selected articles.**

2 Appendix B: Keyword Overlay Map

This appendix presents the complete overlay visualization generated by VOSviewer.

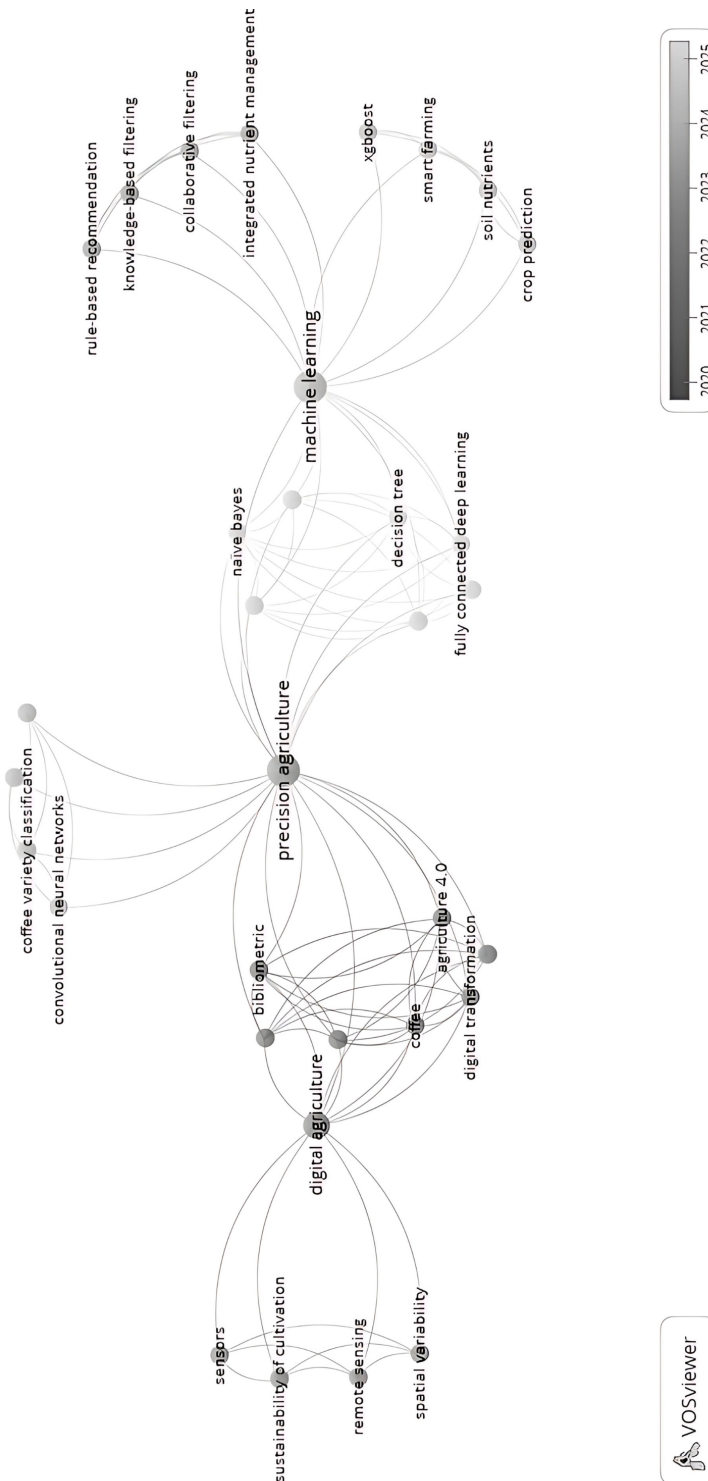


Figure 5 – Overlay visualization of the identified terms, highlighting the temporal distinction between traditional keywords (2020–2022) and emerging ones (2023–2025).

Quadro 3.3 – Análise Geracional da Usabilidade Percebida de Robôs Quadrúpedes na Cafeicultura: Implicações para o Design de Interfaces Voltadas ao Produtor Idoso

Título do artigo	Análise Geracional da Usabilidade Percebida de Robôs Quadrúpedes na Cafeicultura: Implicações para o Design de Interfaces Voltadas ao Produtor Idoso
Autores	Danilo Fernandes da Silva, Marco Tulio Amaral Silva, Luiz Henrique Andrade Correia, Gustavo José Giardini Lahr, André de Lima Salgado

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Artigo redigido conforme a norma NBR 6022 (ABNT, 2018).



**ANÁLISE GERACIONAL DA USABILIDADE PERCEBIDA DE ROBÔS
QUADRÚPEDES NA CAFEICULTURA: IMPLICAÇÕES PARA O
DESIGN DE INTERFACES VOLTADAS AO PRODUTOR IDOSO**
**GENERATIONAL ANALYSIS OF THE PERCEIVED USABILITY OF QUADRUPED
ROBOTS IN COFFEE FARMING: IMPLICATIONS FOR THE DESIGN OF
INTERFACES AIMED AT ELDERLY PRODUCERS**

Danilo Fernandes da Silva

<https://orcid.org/0009-0003-7335-6737>

Marco Tulio Amaral Silva

<https://orcid.org/0009-0007-7819-8722>

Luiz Henrique Andrade Correia

<https://orcid.org/0000-0002-4486-0091>

Gustavo José Giardini Lahr

<https://orcid.org/0000-0002-0403-991X>

André de Lima Salgado

<https://orcid.org/0000-0003-4396-1111>

Resumo: O envelhecimento da força de trabalho rural e a crescente demanda por eficiência na cafeicultura brasileira reforçam a necessidade de tecnologias assistivas, como a robótica móvel, no contexto da Agricultura 5.0. No entanto, a aceitação dessas tecnologias depende do desenvolvimento de interfaces compatíveis com o modelo mental de produtores com mais de 50 anos. Este estudo investigou a usabilidade percebida e os requisitos de design de um robô social quadrúpede voltado ao manejo do café. Para esta pesquisa, adotou-se uma abordagem de prototipagem rápida baseada em vídeos gerados por Inteligência Artificial Generativa para simular interações em contexto agrícola. A pesquisa envolveu 35 produtores de café do sul de Minas Gerais, organizados em dois grupos etários. A coleta de dados combinou a aplicação da Escala de Usabilidade de Sistemas (SUS) com registros qualitativos de observações e relatos, analisados por meio de Análise Temática. Os resultados apontaram um índice médio de usabilidade de $\bar{x} = 63,86$, com mediana de $Mdn = 62,50$. Com base nesses achados, o estudo propõe

um conjunto de diretrizes de usabilidade voltadas à comunicação natural e à redução da carga cognitiva, com o objetivo de promover a inclusão sociotécnica de produtores mais experientes no processo de modernização da cafeicultura.

Palavras-chave: Robótica Social; Agricultura 5.0; Usabilidade; Envelhecimento Rural; Interação Humano-Robô.

1 Introdução

O Brasil é o maior produtor mundial de café, responsável por 50,5 milhões de sacas exportadas em 2024 e com produção estimada de 51,81 milhões de sacas para 2025 (CONAB, 2025b; EMBRAPA, 2025). A cafeicultura, sustentada majoritariamente por pequenas propriedades familiares, figura entre as principais atividades do agronegócio nacional e desempenha papel essencial na economia rural (BRASIL, 2022; EMBRAPA, 2024). Entretanto, o setor enfrenta desafios crescentes, como o envelhecimento da força de trabalho e a necessidade de aumentar a eficiência produtiva (MASSRUHÁ, 2023; WULANDARI; FERRY, 2021).

Diante dos desafios impostos pelo envelhecimento da força de trabalho rural e pela necessidade de elevar a eficiência produtiva, a Agricultura 5.0 surge como uma nova etapa da transformação tecnológica no campo. Nesse paradigma, a inteligência artificial (IA), a robótica e os sistemas autônomos são aplicados de forma integrada com o objetivo não apenas de otimizar processos, mas também de apoiar a tomada de decisão e reduzir a sobrecarga física e cognitiva dos produtores (MOTTA et al., 2024; MASSRUHÁ, 2023).

Mais do que uma evolução da Agricultura 4.0, a Agricultura 5.0 propõe a colaboração entre humanos e máquinas inteligentes, buscando equilibrar ganhos de produtividade, sustentabilidade e bem-estar dos trabalhadores rurais. Ao enfatizar a Interação Humano-Robô (IHR), esse paradigma reforça o papel do produtor como agente central da modernização agrícola, favorecendo sua inclusão digital e a adoção de tecnologias emergentes de forma mais acessível, segura e contextualizada à realidade do campo.

Apesar do avanço da IA e da robótica, a IHR na agricultura permanece um campo subexplorado. De acordo com uma revisão sistemática da literatura conduzida por Doggett, Bronson e Soden (2023), a maior parte das investigações sobre interfaces de IA no contexto rural ainda se concentra em soluções puramente computacionais e não robóticas. Esse cenário evidencia uma lacuna crítica na literatura científica quanto à usabilidade de robôs assistivos por produtores rurais, que são os usuários finais e protagonistas do processo de modernização agrícola.

Diante desse cenário, este estudo busca responder às seguintes questões de pesquisa:

QP₁: *“Quais são os atributos de design que atuam como pontos fortes e fracos relativos na usabilidade percebida de um robô quadrúpede aplicado a tarefas agrícolas?”*

QP₂: “*Como a faixa etária dos produtores de café pode influenciar a intenção de uso do robô?*”

Para responder a essas questões, este estudo conduziu uma investigação da usabilidade percebida com o uso do *System Usability Scale* (SUS) (BROOKE, 1995), complementada por análises de benchmarks e dados qualitativos, envolvendo produtores e profissionais da área de café de diferentes faixas etárias no Sul de Minas Gerais. Este trabalho contribui ao evidenciar que a usabilidade operacional do sistema foi percebida de forma semelhante por participantes de diferentes faixas etárias. Além disso, a pesquisa identificou pontos críticos de design que influenciam a aceitação da tecnologia e, com base nesses achados, propôs diretrizes para o desenvolvimento de robôs mais adequados às expectativas desse público no contexto da Agricultura 5.0.

Este trabalho está estruturado em seis capítulos principais. Após esta introdução, a Revisão de Literatura aborda os desafios da cafeicultura em Minas Gerais, o paradigma da Agricultura 5.0 com robótica quadrupedal e os conceitos de usabilidade e aceitação tecnológica por produtores rurais. A seção de Metodologia detalha o perfil dos participantes, a aplicação do questionário SUS e o método de análise temática para os feedbacks coletados. Os Resultados apresentam as estatísticas descritivas, a análise global e específica do score SUS, além da aplicação de benchmarks segmentada por faixas etárias. Na sequência, a Discussão correlaciona a intenção de uso com a análise qualitativa. Por fim, as Conclusões sintetizam as principais contribuições e o fechamento do estudo.

2 Revisão da Literatura

Esta seção apresenta uma discussão sobre os fundamentos teóricos e o estado da arte que estruturam o estudo. Inicialmente, exploram-se os desafios da cafeicultura em Minas Gerais e o paradigma da Agricultura 5.0, com foco no uso da robótica quadrupedal. Em seguida, abordam-se os aspectos de usabilidade e os fatores que influenciam a aceitação de tecnologias por produtores rurais, culminando nos métodos de avaliação de usabilidade aplicados a sistemas robóticos.

2.1 A Cafeicultura em Minas Gerais e Seus Desafios

O Brasil consolidou sua posição de líder global na cafeicultura desde 1850, mantendo consistentemente a maior fatia da produção mundial por mais de 150 anos (BRASIL, 2022). No cenário contemporâneo, a relevância do país no setor é mantida, com uma forte concentração produtiva nos estados de Minas Gerais e Espírito Santo, sendo Minas Gerais o principal polo nacional (CONAB, 2025a).

A produção brasileira é composta por duas espécies principais de café: o arábica (*Coffea arabica*), que domina cerca de 70% da produção, e o conilon (*Coffea canephora*), que responde pelos 30% restantes (BRASIL, 2024). O cultivo do café arábica é proeminente em regiões de clima ameno e maior altitude, o que o torna a variedade escolhida em Minas Gerais. Essa

localização, embora ideal para o desenvolvimento de seu sabor suave e aroma complexo, frequentemente implica o cultivo em áreas de relevo acidentado.

Esta topografia impõe o desafio estrutural primário, a limitação da mecanização, que força a dependência de mão de obra manual e, conseqüentemente, eleva os custos operacionais (VIÇOSI et al., 2023). O impacto é particularmente agudo na agricultura familiar, que, carece de acesso a inovações tecnológicas e infraestrutura adequadas, dificultando a modernização dos processos de colheita e pós-colheita (CARVALHO et al., 2018). Adicionalmente, o setor enfrenta a crescente vulnerabilidade a eventos climáticos extremos, como secas e geadas, que influenciam diretamente os preços internacionais e geram impactos prolongados na cadeia de produção (SILVA; PINTO, 2024).

Além dos desafios elencados acima, o setor agrícola brasileiro é agravado pelo fenômeno do envelhecimento populacional no campo (IBGE, 2017). Impulsionada pelo êxodo rural, por transformações socioeconômicas e pela crescente atratividade do modo de vida urbano, a pirâmide etária nas áreas rurais tem se invertido, apresentando um declínio de jovens e um número crescente de idosos (SPANEVERELLO et al., 2017; BOSCARDIN; CONTERATO, 2017). Essa mudança demográfica levanta sérias preocupações quanto à sustentabilidade da agricultura familiar e à manutenção da produtividade, pois a dependência de mão de obra para tarefas manuais se choca diretamente com a escassez de trabalhadores mais jovens. Nesse panorama, a investigação de soluções robóticas e autônomas ganha particular relevância, pois tais tecnologias têm o potencial de atuar como auxiliares críticos no manejo da lavoura (ALETIDINOVA; KRAVCHENKO; TSYBINA, 2017; VASCONEZ; KANTOR; CHEEIN, 2019). Ao assumir tarefas repetitivas ou fisicamente exigentes, a robótica pode não apenas elevar a eficiência do negócio, mas também prolongar a capacidade produtiva do produtor mais velho, o que pode garantir sua permanência e o controle de sua propriedade na era da Agricultura 5.0 (VASCONEZ; KANTOR; CHEEIN, 2019).

A interseção desses desafios – topografia restritiva, alta dependência de mão de obra e necessidade de otimização tecnológica para pequenos produtores, estabelece a justificativa central para a investigação de soluções robóticas móveis no apoio à cafeicultura.

2.2 O Paradigma da Agricultura 5.0 e a Robótica Quadrupedal

A Agricultura 5.0 representa a fase mais recente da transformação tecnológica no setor agrícola, configurando-se como uma evolução direta da Agricultura de Precisão. Enquanto a Agricultura 4.0 se baseia na digitalização e integração de dados por meio de sensores, Internet das Coisas (IoT) e computação em nuvem para apoiar a tomada de decisão, a Agricultura 5.0 amplia esse paradigma ao incorporar IA, aprendizado de máquina e robótica autônoma como elementos centrais (MASSRUHÁ, 2023). Essa nova etapa busca não apenas otimizar o uso de dados, mas também promover autonomia nos processos produtivos, com robôs agrícolas capazes de executar tarefas de forma inteligente e adaptativa.

Nesse contexto tecnológico ampliado, os robôs quadrúpedes vêm ganhando destaque como plataformas móveis promissoras para operações em ambientes rurais. Inspirados na biomecânica de animais de quatro patas, esses sistemas apresentam maior estabilidade, adaptabilidade e capacidade de locomoção em terrenos irregulares quando comparados a veículos robóticos com rodas ou esteiras (RODRÍGUEZ-LERA et al., 2024; LOPES, 2023). Tais características tornam-se indispensáveis no contexto da cafeicultura de Minas Gerais, região foco deste estudo, onde as lavouras se desenvolvem predominantemente em terrenos de topografia acidentada. Conforme detalhado na seção 2.1, o cultivo em solo mineiro é marcado por declives acentuados e áreas pouco estruturadas, condições que, somadas à ocorrência de solos lamacentos, impõem severos desafios à navegação de equipamentos convencionais. (CHEN et al., 2024). Ao reduzir limitações de mobilidade e minimizar a compactação do solo, esses robôs podem se adequar às demandas da Agricultura 5.0.

Equipados com câmeras, sensores inerciais e outros sensores ambientais, os robôs quadrúpedes podem ainda receber em sua estrutura sensores adicionais que lhes permitem realizar a coleta de dados de campo em tempo real, abrangendo variáveis como temperatura, umidade, estresse hídrico, saúde das plantas, índice foliar e umidade do solo (WANG et al., 2024; SIMBEYE; TONGORA, 2022). Esses dados são geralmente transmitidos a servidores para posterior processamento, análise e armazenamento, contribuindo para diagnósticos mais precisos e tomadas de decisão orientadas por evidências (SATHESH et al., 2025). Além disso, a capacidade de inspeção de precisão expande significativamente o escopo das atividades de monitoramento, permitindo detecção precoce de pragas, doenças e variações no desenvolvimento das culturas (SATHESH et al., 2025).

No cenário da cafeicultura do Sul de Minas, a mobilidade adaptativa de robôs quadrúpedes alinha-se às demandas locais, uma vez que a topografia acidentada inviabiliza o uso eficiente de equipamentos convencionais de rodas. A capacidade desses robôs de transpor obstáculos e operar em terrenos desafiadores os posiciona como solução ideal para o monitoramento de variáveis críticas, como climáticas, fitossanitárias e de maturação, consolidando seu papel estratégico dentro da Agricultura 5.0.

2.3 Usabilidade e Aceitação de Tecnologias por Produtores Rurais

A adoção tecnológica no contexto rural é um processo complexo, permeado por desafios que englobam desde a infraestrutura até o perfil socioeconômico do produtor. A principal manifestação dessas dificuldades é a lacuna digital (HIDALGO et al., 2023; HIDALGO et al., 2024), que resulta em uma participação assimétrica dos produtores, sobretudo os marginalizados (HIDALGO et al., 2023).

As barreiras de acesso são variadas e incluem o alto custo de aquisição de dispositivos tecnológicos, que é proibitivo para muitos pequenos produtores (HIDALGO et al., 2024; HIDALGO et al., 2023), e as condições de campo inadequadas, como áreas montanhosas que limitam o uso

de certas tecnologias (SOTT et al., 2020). Adicionalmente, a natureza geralmente conservadora dos agricultores, juntamente com sua falta de experiência ou conhecimento prévio em tecnologias da Agricultura 4.0 (ERDOĞAN, 2022), impõe obstáculos substanciais à conscientização e à adoção. Essa realidade exige atenção especial aos desafios sociais, culturais e financeiros para a implementação efetiva das recomendações técnicas (HIDALGO et al., 2024; HIDALGO et al., 2023; SOTT et al., 2020; ERDOĞAN, 2022).

Para transpor essas barreiras, a usabilidade e a experiência do usuário (UX) tornam-se fatores determinantes. Os sistemas devem ser, primeiramente, adaptados para operar em ambientes rurais com conectividade frequentemente limitada. As interfaces, por sua vez, precisam ser projetadas para serem usadas sem exigir conhecimento técnico aprofundado (COB-PARRO; LALANGUI; LAZCANO, 2024).

Nesse sentido, a arquitetura de implantação de modelos de IA em contextos agrícolas visa a minimizar a curva de aprendizado inicial através da criação de interfaces gráficas (GUI) simples para usuários com pouca ou nenhuma expertise técnica (COB-PARRO; LALANGUI; LAZCANO, 2024). Outra estratégia eficaz envolve a percepção do produtor: a adaptação é facilitada por tecnologias tangíveis e baseadas em hardware com as quais o agricultor tem contato direto. Curiosamente, robôs avançados são percebidos como a tecnologia mais familiar e adaptável, uma vez que essa familiaridade decorre do uso constante de equipamentos e maquinários nas atividades diárias e industriais (ERDOĞAN, 2022). Ademais, ferramentas mais simples, como SMS, são estratégias válidas para atingir um grupo maior de produtores, embora resultem em um aconselhamento menos personalizado do que os sistemas de alta tecnologia baseados em IA e sensores (HIDALGO et al., 2023; COB-PARRO; LALANGUI; LAZCANO, 2024).

No âmbito do Modelo de Aceitação Tecnológica (TAM/UTAUT), a decisão de adoção é influenciada por vetores como a utilidade percebida, a facilidade de uso percebida e a influência social (ERDOĞAN, 2022).

A utilidade percebida reside na convicção de que a tecnologia é superior ou competitiva às alternativas existentes (MASSRUHÁ, 2023). O subcritério “Efeito na redução da necessidade de mão de obra” foi identificado como o mais importante nessa percepção (ERDOĞAN, 2022). As soluções digitais, portanto, devem proporcionar a disseminação mais rápida do conhecimento, melhor monitoramento de variáveis-chave e ganhos de eficiência que aumentem a atratividade econômica do negócio (MASSRUHÁ, 2023).

Já a facilidade de uso percebida é promovida quando se utilizam variáveis linguísticas para permitir que os agricultores realizem avaliações de forma mais confortável e flexível (ERDOĞAN, 2022). É notável que o critério principal de maior interesse inicial para os agricultores é o “nível tecnológico” do aparelho, enquanto a “funcionalidade” é o último critério considerado na percepção e na compreensão inicial (ERDOĞAN, 2022).

Por fim, o critério social é o que exerce o maior impacto na ordenação dos resultados de adoção (ERDOĞAN, 2022). Isso evidencia que as relações sociais, como a coordenação de ações coletivas e o compartilhamento de informações via grupos de smartphones (HIDALGO

et al., 2024), moldam ativamente o processo de apropriação tecnológica (HIDALGO et al., 2024; ERDOĞAN, 2022; MASSRUHÁ, 2023).

O futuro da inovação agrícola exige a transição de uma perspectiva puramente tecnológica para uma perspectiva centrada no ser humano, colocando a capacidade de ação do agricultor (incluindo a capacidade de seleção, rejeição e adaptação da tecnologia) no centro do processo (HIDALGO et al., 2024). O design centrado no usuário deve ser inclusivo com diferentes modelos de produção e garantir que os produtores participem das decisões cruciais sobre como o valor, o acesso e o conhecimento são distribuídos (HIDALGO et al., 2023). Em última análise, para reduzir essa lacuna, torna-se necessário superar abordagens de design e implementação baseadas em pressupostos de universalidade e uniformidade — isto é, na ideia de que uma mesma tecnologia, interface ou modelo de uso pode atender indistintamente a todos os contextos e perfis de agricultores — e avançar para o reconhecimento da diversidade de trajetórias de desenvolvimento e de práticas de vida que os próprios agricultores consideram valiosas (HIDALGO et al., 2024; HIDALGO et al., 2023).

2.4 Avaliação de Usabilidade de Robôs

A avaliação de usabilidade em robótica é fundamental para garantir a integração e adoção eficazes dessas tecnologias na agricultura (MOULAEI; MOULAEI; BAHAAADINBEIGY, 2024). Este campo de estudo concentra-se na IHR (JUNG; LAZARO; YUN, 2021), cuja usabilidade é crucial para o engajamento do produtor e a superação de interfaces complexas, tanto de software quanto físicas, que podem gerar frustração (MOULAEI; MOULAEI; BAHAAADINBEIGY, 2024). No contexto da Robótica Agrícola, a usabilidade estende-se para além da facilidade de uso do software, abrangendo as complexas interações físicas e sociais que ocorrem com a máquina no campo (JUNG; LAZARO; YUN, 2021).

Para tecnologias aplicadas no campo, como drones e robôs autônomos, o conceito de usabilidade é ampliado. Um aspecto prático e essencial, por exemplo, é a facilidade e rapidez do procedimento de preparo e ativação do equipamento, análogo à colocação e retirada de dispositivos vestíveis, que frequentemente representa a primeira barreira de entrada para o uso em ambientes rurais não supervisionados (LAMBELET et al., 2020).

Para mensurar a experiência subjetiva do usuário, os pesquisadores empregam predominantemente questionários (JUNG; LAZARO; YUN, 2021). O instrumento amplamente utilizado para avaliar a usabilidade de robôs é o questionário SUS, presente em 56,66% dos estudos revisados (MOULAEI; MOULAEI; BAHAAADINBEIGY, 2024). O SUS é uma ferramenta de 10 itens, de rápida aplicação, simples e confiável (LEWIS; SAURO, 2018). Outro questionário clássico adaptado à IHR é o Raw NASA-Task Load Index (RTLX), uma escala de seis dimensões que avalia a carga de trabalho experimentada durante uma tarefa, incluindo demanda mental, demanda física, desempenho, esforço, frustração e demanda temporal (MOULAEI; MOULAEI; BAHAAADINBEIGY, 2024).

A Segurança do dispositivo é intrinsecamente ligada à usabilidade, visto que interfaces complexas podem levar a erros, comprometendo a prevenção de acidentes com maquinário (MOULAEI; MOULAEI; BAHADINBEIGY, 2024; LAMBELET et al., 2020). Adicionalmente, o Contexto de Uso (real) impõe a necessidade de testar o robô em condições reais de campo, pois os produtores devem ser capazes de usar o dispositivo de forma independente em vários ambientes e sob diferentes condições climáticas (LAMBELET et al., 2020).

3 Metodologia

O presente estudo adotou uma abordagem quantitativa e qualitativa, com foco principal na investigação do nível de usabilidade percebida de um protótipo funcional de robô quadrúpede, inspirado no Unitree Go2, para aplicação na produção de café no Sul de Minas Gerais. A pesquisa contou com a participação de 35 indivíduos que possuem ligação direta com o setor cafeeiro. O estímulo utilizado foi baseado em cinco vídeos curtos, gerados por ferramentas de IA, que simulavam a interação dos produtores com o robô (vídeo estímulo acessível em <<https://youtu.be/QQIz12JkCPY>>).

Os vídeos utilizados neste estudo foram produzidos a partir de imagens geradas por IA (Figura 1). Essas representações visuais foram empregadas para compor cenas que retratam a interação entre o agricultor e o protótipo do robô em ambientes simulados de lavouras e propriedades cafeeiras, buscando aproximar o conteúdo das condições reais observadas no campo.

Para a coleta dos dados, aplicou-se o questionário SUS em um formato misto: a maior parte das respostas foi obtida por meio da plataforma Google Forms, distribuída via aplicativo de troca de mensagens WhatsApp, e o restante com observações presenciais. Em ambos os canais de coleta, a conformidade ética foi garantida pela leitura e consentimento formal obrigatório do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) antes da participação. O presente projeto foi submetido ao Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) da Universidade Federal de Lavras (UFLA). Após análise detalhada, o projeto foi aprovado com o número CAAE: 85388724.4.0000.5148. Os dados de amostra e detalhes dos participantes são apresentados na Seção 3.1.

Nesta pesquisa, adotou-se a técnica de observação como estratégia metodológica. Durante a participação dos sujeitos, um dos pesquisadores realizou o registro sistemático dos comportamentos observados e respostas a motivações realizadas com o protocolo *Think Aloud* (WOLCOTT; LOBCZOWSKI, 2021), dos comentários espontâneos dos participantes e do contexto em que ocorreu a interação, incluindo o local da participação. Os dados produzidos nessa etapa constituem o corpus empírico da pesquisa e serão utilizados posteriormente para a condução de uma análise temática, visando à identificação de padrões, categorias e significados recorrentes.

A relevância das tarefas simuladas nos vídeos de estímulo foi fundamentada através da pesquisa de Eron et., al (2024) que identificaram atividades cruciais onde o robô quadrúpede poderia prestar apoio a pessoas envolvidas na cafeicultura. Tais tarefas representadas na Figura



(a) Saúde do Talhão



(b) Maturação do café



(c) Previsão do tempo



(d) Cotação do café



(e) Produção do talhão

Figura 1 – Figuras utilizadas para a geração dos vídeos através de IA

1 foram projetadas para refletir a necessidade de produção eficiente, a qual exige a coleta e análise de diversas informações, como monitoramento climático, estado fitossanitário das plantas, estágio de maturidade dos frutos e condição do solo. O monitoramento adequado dessas variáveis é essencial para a otimização da produtividade e qualidade dos grãos, conforme sustentado pela literatura especializada (ERON et al., 2024).

As interações entre o produtor e o robô, transcritas a seguir, exemplificam o processo de comunicação estabelecido durante a atividade experimental, permitindo observar aspectos relevantes da usabilidade e da percepção do sistema pelos participantes.

Figura 1 (a):

Produtor: Robô, como está a saúde desse café?

Robô: Através da análise visual, todos os talhões monitorados apresentam padrão saudável.

Figura 1 (b):

Produtor: Robô, como está a maturação do café?

Robô: A análise das cores dos frutos mostram que aproximadamente 98% estão verdes, indicando falta de maturação.

Figura 1 (c):

Produtor: Robô, qual a previsão do tempo para os próximos dias?

Robô: Para os próximos dias as previsões informam uma temperatura média prevista entre 18 a 22 graus Celsius com dias ensolarados e sem chuvas.

Figura 1 (d):

Produtor: Robô, qual a cotação atual do café?

Robô: No momento, o preço da saca de 60kg de café arábica está sendo cotado em R\$ 1.870,00.

Figura 1 (e):

Produtor: Robô, qual será a produção desse talhão?

Robô: A análise visual mostra que cada pé produzirá em média 12 litros.

Diante desse cenário, as tarefas ilustradas na Figura 1 sintetizam funções informacionais consideradas centrais para o manejo do café, como o monitoramento do estado fitossanitário, da maturação dos frutos, das condições climáticas, da cotação do produto e da estimativa de produção. Essas atividades refletem demandas reais do cotidiano do produtor e foram selecionadas por representarem pontos críticos onde a robótica assistiva pode agregar valor à tomada de decisão no campo. Assim, a definição dessas interações serviu como base conceitual para a construção dos estímulos visuais utilizados na etapa metodológica, permitindo investigar a

usabilidade percebida e as expectativas dos produtores frente ao uso de um robô quadrúpede na cafeicultura.

3.1 Perfil dos Participantes

De acordo com o Censo Agropecuário de 2017 (IBGE, 2017), o perfil dos produtores rurais em Minas Gerais é caracterizado pela predominância masculina, representando cerca de 85% do total. Observa-se também um envelhecimento gradual da população rural, com maior concentração de produtores nas faixas etárias de 55 a 64 anos (25,70%) e de 45 a 54 anos (24,24%). Esse cenário reflete a presença majoritária de agricultores experientes e evidencia o desafio da renovação geracional no campo.

Quanto à escolaridade, os dados indicam que 33,82% dos produtores concluíram o antigo ensino primário, seguidos por 17,3% com o ensino fundamental completo. Já o ensino médio regular e o técnico representam 12,91% e 2,23%, respectivamente, enquanto apenas 8,11% possuem formação superior. Outro aspecto relevante é a limitação do acesso à internet: somente 33,02% das propriedades rurais do estado possuem conexão, sendo que 80,21% dessas utilizam redes móveis.

A amostra dessa pesquisa foi composta por 35 participantes residentes na região do Sul de Minas Gerais. A amostra foi dividida em dois grupos etários: 18 a 49 anos (18 participantes) e 50 anos ou mais (17 participantes). Informações como gênero e nível de escolaridade não foram coletadas, a fim de preservar a privacidade dos respondentes e concentrar a análise nas diferenças relacionadas à idade.

Ainda que a amostra não possua representatividade estatística da população de produtores rurais, a divisão etária em dois grupos (18–49 e 50+) foi adotada com o objetivo de analisar possíveis diferenças na percepção e aceitação tecnológica entre gerações distintas. Essa abordagem permite explorar como fatores etários influenciam a interação com sistemas digitais e robóticos, considerando o contexto da agricultura familiar e os desafios associados à inclusão tecnológica no meio rural. O agrupamento de pessoas a partir dos 50 anos está alinhado com resultados prévios na literatura, que apontam mudanças significativas nos padrões de uso da internet e da tecnologia a partir dessa idade (HILL; BEYNON-DAVIES; WILLIAMS, 2008).

3.2 Questionário SUS

A avaliação da usabilidade percebida foi conduzida por meio do questionário SUS (BROOKE, 1995). Trata-se de um instrumento amplamente utilizado para mensurar a usabilidade de sistemas, dispositivos e serviços, independentemente da tecnologia empregada. O SUS é considerado uma ferramenta curta, de fácil aplicação e tecnologicamente agnóstica, o que o torna adequado para diferentes contextos de pesquisa (ORFANOU; TSELIOS; KATSANOS, 2015).

O questionário é composto por dez afirmações avaliadas em uma escala de cinco pontos, variando de “discordo totalmente” a “concordo totalmente”. Metade dos itens apresenta for-

mulação positiva e a outra metade negativa, sendo estas recodificadas de modo que pontuações mais altas representem melhor usabilidade percebida. O resultado final é expresso em uma escala de 0 a 100, na qual valores mais elevados indicam maior nível de satisfação do usuário com o sistema.

As pontuações acima de 85 indicam excelente usabilidade; entre 70 e 85, boa a excelente; entre 50 e 70, aceitável, mas com margem para melhorias; e abaixo de 50, insatisfatória (ORFANO; TSELIOS; KATSANOS, 2015). Sua ampla adoção em diferentes domínios e a robustez psicométrica tornam o SUS uma métrica confiável mesmo em estudos com amostras reduzidas (LEWIS; SAURO, 2018).

O quadro 3.1 apresenta as questões do questionário SUS adaptadas para esta pesquisa. Os enunciados originais foram reformulados com linguagem mais simples e direta, a fim de facilitar a compreensão dos participantes (ERDOĞAN, 2022). Essa adaptação foi necessária devido ao perfil do público envolvido, garantindo que todos pudessem interpretar as afirmações de forma clara e responder de maneira condizente com sua experiência de uso do sistema.

Quadro 3.1 – Questões do SUS adaptadas para o contexto desta pesquisa

Item	Questão
Q1	Acho que gostaria de usar esse robô com frequência na minha propriedade.
Q2	Penso que utilizar o robô na minha propriedade será muito difícil.
Q3	Acredito que seria fácil usar esse robô na minha propriedade.
Q4	Acho que precisaria da ajuda de um técnico para utilizar esse robô em minha propriedade.
Q5	Achei que as funções do robô funcionam bem juntas.
Q6	Achei que o robô não funciona sempre do mesmo jeito.
Q7	Acredito que a maioria dos produtores rurais aprenderia a usar o robô rapidamente.
Q8	Acho que o robô seria difícil de usar na prática em minha propriedade.
Q9	Me senti confiante ao me imaginar utilizando o robô na minha propriedade.
Q10	Acho que precisaria aprender muitas coisas antes de conseguir usar o robô.

Fonte: Adaptado de Brooke (1996).

3.3 Prototipagem de robôs com LLM

A utilização de protótipos justifica-se pela possibilidade de obter *feedback* dos usuários em estágios iniciais do desenvolvimento, permitindo avaliar a interação em contextos reais sem a necessidade de construir o robô físico completo. Essa abordagem é especialmente relevante no caso de robôs sociais, cujo processo de desenvolvimento é longo, custoso e tecnicamente complexo, tornando a avaliação pós-produção ineficiente (JUNG; LAZARO; YUN, 2021).

Nesta pesquisa, foram utilizadas ferramentas baseadas em *Large Language Model* (LLM) para a elaboração de um protótipo em vídeo de um robô social. O uso de estímulos em vídeo demonstra-se um método de pesquisa eficaz para compreender as percepções dos usuários em relação a tecnologias robóticas, mesmo com suas limitações, essa abordagem oferece vantagens importantes, como a padronização da experiência entre os participantes (JUNG; LAZARO; YUN, 2021). A adoção de LLMs nessa etapa inicial de prototipagem justifica-se pelo seu baixo custo financeiro em comparação a métodos tradicionais, configurando-se como uma estratégia viável para fases exploratórias do desenvolvimento. Essa abordagem permitiu identificar aspectos do design do equipamento que podem influenciar, positiva ou negativamente, a aceitação do robô social pelos produtores de café, fornecendo subsídios relevantes para etapas posteriores de aprimoramento tecnológico.

Embora o SUS seja tradicionalmente empregado para avaliação pós-interação, sua aplicação na prototipagem baseada em vídeo serve a um propósito diagnóstico distinto: medir a usabilidade antecipada. No contexto da IHR em estágio inicial, o modelo mental inicial do usuário, formado unicamente pela observação, é um preditor crítico da “disposição para experimentar”. Ao aplicar o SUS a estímulos em vídeo, este estudo isola as barreiras cognitivas e conceituais (por exemplo, “Este robô parece me entender?”) do atrito físico (por exemplo, “Este botão é muito pequeno?”). Isso nos permite validar o design semântico e o papel social do robô antes de incorrer nos altos custos da engenharia de hardware.

Para a criação dos vídeos utilizados nesta pesquisa, foi empregada a ferramenta Google Flow, em conjunto com o modelo Veo (versão 2 – Fast), para a geração de animações a partir de imagens estáticas (Figura 1). As cenas foram compostas por lavouras de café contendo um produtor rural e um robô quadrúpede, ambas geradas com o auxílio do modelo GPT-4o, da OpenAI. Os diálogos foram sintetizados por meio da plataforma ElevenLabs, na qual foram criadas duas vozes com estilos distintos: uma com entonação envelhecida, representando o produtor, e outra com tonalidade robótica, representando o robô. A sincronização labial entre os áudios e os vídeos foi realizada com a ferramenta DreamFace, que possibilitou a aplicação da técnica de lipsync, promovendo maior realismo às interações simuladas.

Apesar do realismo promovido pelas ferramentas utilizadas, reconhece-se que a simulação não substitui integralmente a experiência sensorial e interativa proporcionada por um robô físico. No entanto, os vídeos cumprem papel fundamental como estímulo visual na investigação da aceitação e da percepção dos atributos sociais do robô (JUNG; LAZARO; YUN, 2021) por parte dos produtores.

3.4 Método de Amostragem

Esta pesquisa utilizou uma amostragem por conveniência, envolvendo 35 participantes envolvidos com a produção do café na região Sul do estado de Minas Gerais. Embora o número total de cafeicultores mineiros seja estimado em 45.109 (AGÊNCIA MINAS, 2022), não há

dados específicos sobre a quantidade de produtores nessa região, o que inviabiliza a aplicação de métodos tradicionais de amostragem probabilística.

A amostra composta por 35 participantes está alinhada às práticas recomendadas em pesquisas experimentais conduzidas com populações de difícil acesso. Segundo Zimmerman *et al.* (2022), a maior parte dos estudos presenciais sobre IHR envolve menos de 50 participantes, sendo que o tamanho amostral mais recorrente é inferior a 26 indivíduos. Embora amostras maiores possam favorecer a generalização dos resultados, limitações logísticas e geográficas relacionadas ao recrutamento de produtores rurais tornam esse processo desafiador em contextos rurais.

A definição do tamanho amostral não deve ser tratada como uma resposta exata à pergunta de pesquisa, mas sim como um equilíbrio entre os objetivos do estudo e limitações práticas, como custo, tempo e logística (ALTHUBAITI, 2023). Em investigações de natureza qualitativa ou exploratória, amostras compostas por até 30 participantes costumam ser adequadas para alcançar a saturação temática e produzir resultados relevantes (TERESI *et al.*, 2022).

Dadas as restrições de acesso aos produtores rurais e a natureza exploratória do estudo, a amostra de 35 participantes representa um equilíbrio viável entre praticidade e diversidade de perspectivas. No sul de Minas Gerais, fatores como preocupações com segurança, limitações de alfabetização, baixo acesso digital e infraestrutura precária, incluindo estradas ruins e conectividade limitada, dificultam o recrutamento e a aplicação de questionários (SILVA, 2021). Assim, a amostra adotada mostra-se adequada para captar tendências atitudinais iniciais entre produtores de café de uma região marcada por forte heterogeneidade, exemplificada pela Cooxupé, que reúne cerca de 20.000 cooperados (COOXUPÉ, 2025).

3.5 Análise Temática sobre Feedback de Usuários

Para o tratamento dos dados qualitativos provenientes das transcrições e observações realizadas durante a aplicação do questionário, adotou-se a Análise Temática (AT). Segundo Braun e Clarke (2006), a AT é um método fundamental para identificar, analisar e relatar padrões (temas) dentro dos dados, permitindo uma organização detalhada e rica das percepções dos participantes.

O processo analítico foi conduzido de forma indutiva, onde os temas emergem diretamente dos dados, sem tentar encaixá-los em uma estrutura de codificação pré-existente. Para garantir o rigor metodológico e mitigar vieses interpretativos, a análise seguiu um fluxo híbrido, combinando a codificação humana com técnicas de mineração de dados, estruturado nas etapas descritas abaixo.

Inicialmente, realizou-se a leitura e a transcrição dos relatos verbais e comentários feitos pelos participantes durante e após a interação com o questionário (BRAUN; CLARKE, 2006a). Foi aplicada uma codificação manual linha a linha, gerando códigos descritivos (*in vivo*) para os trechos relevantes que capturavam as opiniões, dúvidas e barreiras mencionadas pelos pro-

dutores.

Para dar suporte ao agrupamento dos códigos iniciais e identificar padrões latentes de forma quantitativa, utilizou-se ferramentas de Processamento de Linguagem Natural (PLN) e Aprendizado de Máquina. Os relatos foram pré-processados (remoção de stopwords e vetorização) utilizando a técnica TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency). Em seguida, aplicou-se o algoritmo de agrupamento K-Means, da biblioteca Scikit-learn. Para a determinação do número ideal de agrupamentos (clusters), foram empregados e comparados os métodos do Cotovelo (*Elbow Method*) e o Coeficiente de Silhueta (*Silhouette Score*), buscando a melhor coesão intra-grupo e separação entre grupos.

Por fim, os agrupamentos sugeridos pelo algoritmo foram submetidos à revisão qualitativa humana (*Human-in-the-loop*). Nesta etapa, verificou-se a coerência semântica de cada grupo, realizando ajustes finos e refinamentos para consolidar os macrotemas finais que fundamentam a construção das diretrizes propostas.

4 Resultados

Esta seção reúne e descreve os principais resultados obtidos nesta pesquisa, estruturados de forma a integrar as análises quantitativas e qualitativas. Inicialmente, são apresentadas as estatísticas descritivas e os pré-testes, seguidos pela avaliação da usabilidade, que detalha tanto a perspectiva global (Score Final do SUS) quanto a específica (Itens do SUS). Na sequência, discute-se a aplicação da metodologia de Benchmarks do SUS, estratificando os dados entre os grupos etários de 18 a 49 anos e de 50 anos ou mais. Por fim, o capítulo encerra-se com a análise temática, dedicada à elicitación de requisitos para a introdução de robôs sociais na cafeicultura.

4.1 Estatísticas Descritivas e Pré-Testes

A usabilidade percebida do protótipo do robô foi avaliada por meio do questionário SUS. A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas da pontuação geral e por faixa etária. No total, a pontuação média foi de $\bar{x} = 63,86$, com mediana de $Mdn = 62,50$ na escala de 0 a 100. A dispersão dos dados apresentou desvio padrão de $dp = 18,06$, indicando variabilidade considerável nas percepções dos participantes.

Ao segmentar os resultados por faixa etária, observou-se que o grupo com 50 anos ou mais apresentou valores mais elevados de usabilidade percebida ($\bar{x} = 65,74$; $Mdn = 62,50$) em comparação ao grupo de 18–49 anos ($\bar{x} = 62,08$; $Mdn = 56,25$). Entretanto, o grupo mais experiente também apresentou maior dispersão nas respostas ($dp = 19,32$), em relação ao grupo mais jovem ($dp = 17,16$). Estes dados indicam a magnitude da dispersão das pontuações em ambos os subgrupos, com o grupo de 50+ anos apresentando a maior dispersão.

A Tabela 2 detalha as estatísticas descritivas das pontuações individuais. A análise descritiva das pontuações individuais indicou tendências e variabilidade nas respostas. Observou-se um

forte consenso em ambos os grupos etários em relação à coesão das funções (Q5: $\bar{x} \geq 4.39$; $Mdn = 5.00$), e uma tendência geral a discordar que o robô seja difícil ou inconsistente (Q2, Q6, Q8 com $\bar{x}$ abaixo de 3.00). Contudo, o Grupo com 50 anos ou mais registrou médias superiores na intenção de uso frequente (Q1: $\bar{x} = 4.82$) e na percepção de necessidade de aprendizado (Q10: $\bar{x} = 3.88$). É notável que o Grupo 50+ anos apresentou um desvio padrão muito baixo ($dp = 0.53$) para Q1 (Uso frequente), indicando um alto grau de acordo entre os participantes mais experientes na intenção de usar o robô frequentemente, enquanto o Grupo 18-49 anos demonstrou maior dispersão de opinião na maioria dos itens.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas referentes à pontuação final obtida no questionário SUS

Amostra	($\bar{x}$)	(Mdn)	(dp)
Geral (Total)	63,86	62,50	18,06
18–49 anos	62,08	56,25	17,16
50+ anos	65,74	62,50	19,32

Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

Tabela 2 – Estatísticas descritivas para as pontuações dos itens individuais do questionário SUS por faixa etária

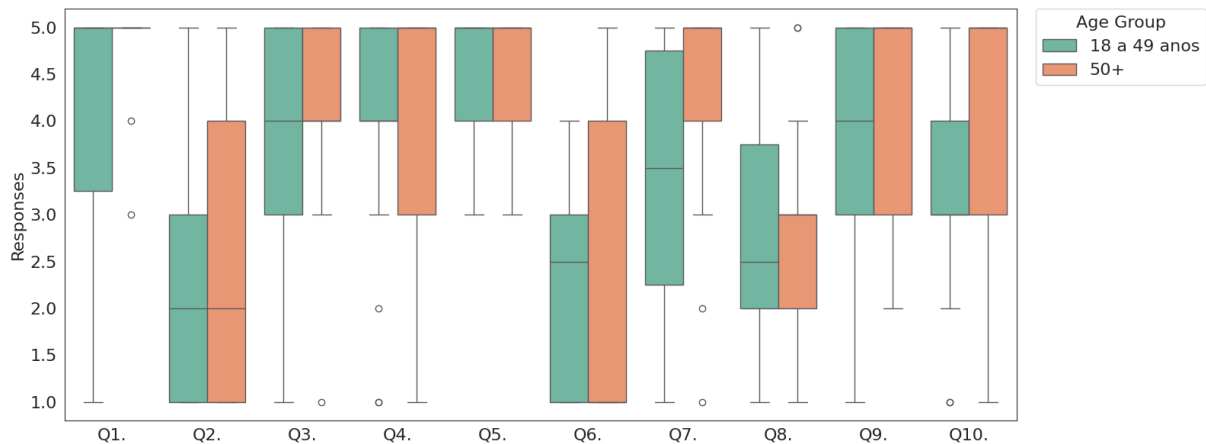
Questão	Faixa 18–49 anos			Faixa 50+ anos		
	$\bar{x}$	Mdn	dp	$\bar{x}$	Mdn	dp
Q1	4,06	5,00	1,35	4,82	5,00	0,53
Q2	2,17	2,00	1,29	2,59	2,00	1,46
Q3	3,67	4,00	1,33	4,00	4,00	1,06
Q4	3,94	4,00	1,35	4,06	5,00	1,60
Q5	4,39	5,00	0,85	4,65	5,00	0,61
Q6	2,39	2,50	1,20	2,24	1,00	1,48
Q7	3,39	3,50	1,38	4,18	5,00	1,24
Q8	2,72	2,50	1,41	2,76	3,00	1,30
Q9	3,83	4,00	1,29	4,18	5,00	1,07
Q10	3,28	3,00	1,27	3,88	5,00	1,62

Fonte: Elaborada pelo autor (2025). A descrição de cada item (Qn) encontra-se no Quadro 3.1.

4.2 Usabilidade Global: Score Final do SUS

Foi aplicado o teste de normalidade no escore final do resultado do questionário SUS. Como o resultado foi de normalidade, o Teste t de Student para Amostras Independentes foi aplicado para encontrar possíveis diferenças estatisticamente significativas nas médias de usabilidade global entre os grupos etários. Os resultados do Teste t de Student indicaram que não há diferença estatisticamente significativa na média do Escore Final do SUS entre os dois grupos

Figura 2 – Comparação das Medidas de Tendência Central (Mediana e Média) para as Pontuações dos Itens Individuais do SUS por Faixa Etária



Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

($t = -0.5901$; $p = 0.5593$). Com um valor p significativamente superior a 0.05, a hipótese nula de igualdade de médias não pôde ser rejeitada. Dessa forma, a avaliação da usabilidade geral do robô, conforme mensurada pelo Score Final do SUS, é estatisticamente semelhante entre os participantes dos dois grupos etários.

4.3 Usabilidade Específica: Itens do SUS

Uma vez que a maioria dos itens individuais do questionário SUS (escala *Likert*) apresentou evidências de não normalidade, conforme indicado pelos resultados iniciais do Teste de Shapiro-Wilk ($p < 0.05$ para 19 de 20 análises), optou-se pela utilização do teste não paramétrico Mann-Whitney U para comparar as distribuições das pontuações de cada item entre os dois grupos etários. O teste revelou que apenas o item que avalia a intenção de uso frequente (Q1) apresentou uma diferença estatisticamente significativa entre os grupos ($U = 101.00$; $p = 0.0326$), com os participantes com 50 anos ou mais expressando maior intenção de uso. No entanto, para as nove questões restantes, que exploram a usabilidade em termos de facilidade, dificuldade, necessidade de suporte técnico, consistência das funções e confiança na utilização, não houve diferença estatisticamente significativa entre os grupos. Este resultado demonstra que, apesar da diferença na intenção de uso, as percepções básicas sobre a operacionalidade e a experiência com o robô são estatisticamente semelhantes entre os participantes de ambas faixas etárias, conforme detalhado na Tabela 3.

4.4 Aplicação da Metodologia de Benchmarks do SUS

Para ir além de uma avaliação da usabilidade percebida como um escore composto único e identificar as áreas de design que efetivamente exigem intervenção, adotou-se a metodologia de Benchmarks de Itens Individuais do SUS proposta por Lewis e Sauro (2018). É amplamente

Tabela 3 – Teste U de Mann-Whitney comparando as pontuações do SUS entre grupos etários

Questão	Estatística U	<i>p-valor</i>
Q1	101,00	0,0326*
Q2	129,00	0,4215
Q3	134,00	0,5238
Q4	128,00	0,3676
Q5	132,00	0,4206
Q6	166,50	0,6512
Q7	99,50	0,0662
Q8	147,00	0,8519
Q9	130,50	0,4347
Q10	107,50	0,1212

Fonte: Elaborada pelo autor (2025). Nota: * Diferença significativa para $\alpha = 0,05$.

reconhecido que, embora o escore SUS geral (0-100) seja uma medida robusta da usabilidade percebida agregada (BROOKE, 1995), ele não é capaz de discriminar quais dos dez atributos específicos do sistema, como complexidade, consistência ou confiança, contribuem positivamente ou negativamente para esse resultado final.

A abordagem de Lewis e Sauro (2018) resolve essa limitação por meio de equações de regressão linear que estabelecem uma relação preditiva entre o escore SUS total e a média de escores de cada item individual (Q1 a Q10). Em outras palavras, essas equações permitem calcular o Benchmark Esperado (BE) para cada item. Este BE representa a nota média (na escala Likert de 5 pontos) que um item deveria ter para ser estatisticamente consistente com o escore SUS geral obtido pelo grupo. Para esta análise, foram utilizados os escores SUS médios dos grupos etários (e.g., 62,08 para 18 a 49 anos e 65,74 para 50+ anos) como a variável preditora. A comparação sistemática das médias de escores observadas ($\bar{x}$) com o BE correspondente é o mecanismo que permitiu a identificação dos pontos fracos e fortes relativos do sistema no nível do atributo.

O BE para cada questão é determinado inserindo o escore SUS da faixa etária na respectiva equação de regressão da Tabela 2 do estudo de Lewis e Sauro (2018). Por exemplo, para calcular o BE da questão Q1 para o grupo de 18 a 49 anos (cujo escore SUS é 62,08), realiza-se o seguinte cálculo: $BE_{Q1} = 1.073927 + (0,034024 \times 62,08) \approx 3,19$. Os valores 1.073927 e 0,034024 estão disponíveis no artigo de Lewis e Sauro (2018), para cada questão do SUS há um valor específico. Em seguida, este valor é confrontado com a média observada (na escala Likert de 5 pontos) da Q1. Nesta pesquisa, a média observada para a Q1 foi de 4,06. Dado que $\bar{x} = 4,06$ é superior ao $BE \geq 3,19$ (Q1 sendo um item de tom positivo), conclui-se que a pontuação desse item está acima do esperado para a usabilidade percebida do grupo, indicando que a Q1 atua como um ponto forte relativo para os participantes dessa faixa etária.

Tabela 4 – Benchmarks Esperados para as Pontuações dos Itens Individuais do Questionário SUS por Faixa Etária

Questão	18 a 49 anos		50+ anos	
	$\bar{x}$	BE	$\bar{x}$	BE
Q1	4,06	$\geq 3,19$	4,82	$\geq 3,31$
Q2	2,17	$\leq 2,74$	2,59	$\leq 2,56$
Q3	3,67	$\geq 3,39$	4,00	$\geq 3,57$
Q4	3,94	$\leq 2,02$	4,06	$\leq 1,91$
Q5	4,39	$\geq 3,34$	4,65	$\geq 3,47$
Q6	2,39	$\leq 2,40$	2,24	$\leq 2,28$
Q7	3,39	$\geq 3,47$	4,18	$\geq 3,62$
Q8	2,72	$\leq 2,54$	2,76	$\leq 2,36$
Q9	3,83	$\geq 3,45$	4,18	$\geq 3,62$
Q10	3,28	$\leq 2,31$	3,88	$\leq 2,18$

Fonte: Elaborada pelo autor (2025). Nota: $\bar{x}$ = Média obtida; BE = Benchmark Esperado. Valores em negrito indicam desvio negativo em relação ao benchmark.

4.4.1 Grupo Etário de 18 a 49 Anos

Para o grupo de 18 a 49 anos, a comparação entre as médias observadas e os BE revelou uma distribuição balanceada de pontos fortes e fracos relativos. Os pontos fortes relativos observados foram como se segue:

- Q2** - A média observada de $\bar{x} = 2,17$ ficou abaixo do BE ($\leq 2,74$), indicando que a percepção de complexidade desnecessária é menor do que o previsto pelo escore geral do grupo.
- Q5** - Com $\bar{x} = 4,39$ frente ao BE $\geq 3,34$, a percepção de que as funções são bem integradas está acima do esperado.
- Q6** - A média observada ($\bar{x} = 2,39$) está ligeiramente abaixo do BE $\leq 2,40$, o que sugere que o protótipo é percebido como um pouco mais consistente do que o esperado.
- Q9** - O item de confiança alcançou $\bar{x} = 3,83$, superando o BE $\geq 3,45$, demonstrando que a autoconfiança no uso do protótipo está acima da expectativa.

No que tange aos aspectos de menor desempenho para o referido grupo, a comparação com os BE revelou as seguintes fragilidades relativas:

- Q4** - A média observada de $\bar{x} = 3,94$ ficou consideravelmente acima do BE $\leq 2,02$. Este é o item com a maior discrepância, sugerindo que os participantes acreditam que necessitariam de suporte técnico em um grau muito maior do que o esperado.
- Q7** - A média de $\bar{x} = 3,39$ ficou abaixo do BE $\geq 3,47$, indicando que a percepção de que o protótipo pode ser aprendido rapidamente é ligeiramente inferior à expectativa.

Q8 - A média observada ($\bar{x} = 2,72$) ficou acima do $BE \leq 2,54$, revelando que o protótipo é percebido como mais desajeitado ou incômodo de usar do que o esperado.

Q10 - Com $\bar{x} = 3,28$ frente ao $BE \leq 2,31$, a percepção de que é preciso aprender muitas coisas antes de começar a usar o robô também está consideravelmente acima do esperado.

4.4.2 Grupo Etário de 50+ Anos

A avaliação do grupo com 50 anos ou mais revelou um equilíbrio maior entre fortalezas e fragilidades. Nota-se um comportamento distinto nos itens negativos do questionário, cujos desvios em relação ao BE são proeminentes. Os pontos fortes observados são detalhados abaixo:

Q1, Q3, Q5, Q7 e Q9 - Todos os itens positivos desta faixa etária apresentaram médias observadas superiores aos seus respectivos BE. Isso sugere que a percepção de facilidade, integração, aprendizagem e confiança são consistentes e atuam como pontos positivos da usabilidade geral deste grupo.

Em contrapartida à percepção positiva dos itens anteriores, a análise detalhada das dimensões com médias inferiores aos BE revela os principais gargalos de usabilidade para este grupo demográfico. Tais fragilidades relativas, que representam prioridades para futuras iterações de design e refinamento da interface, são detalhadas a seguir:

Q2 - A média observada $\bar{x} = 2,59$ ficou ligeiramente acima do BE de $2,56$, mostrando que o protótipo de robô se apresentou ser difícil de usar na prática.

Q4 - Assim como no grupo mais jovem, a média de $\bar{x} = 4,06$ é dramaticamente maior que o $BE \leq 1,91$. Este é o principal item que sugere a necessidade de suporte técnico além do esperado para o protótipo.

Q8 - A média observada ($\bar{x} = 2,76$) ficou acima do $BE \leq 2,36$, indicando que o protótipo do robô é percebido como mais desajeitado do que o previsto pelo escore geral.

Q10 - A média de $\bar{x} = 3,88$ superou significativamente o $BE \leq 2,18$, apontando que a percepção de uma curva de aprendizado íngreme é muito mais acentuada do que o esperado.

Em resumo, a análise de benchmarks sugere que os desafios percebidos na usabilidade do robô estão concentrados na necessidade de suporte técnico (Q4) e na curva de aprendizado (Q10), sendo estes pontos fracos evidentes em ambas as faixas etárias. Em contraste, os atributos de complexidade (Q2) e integração (Q5) são percebidos de forma mais positiva do que o escore SUS geral sugere, particularmente no grupo mais jovem.

4.5 Análise Temática

Esta subseção apresenta os principais relatos verbais coletados durante as observações realizadas com a aplicação dos questionários (Quadro 5). As observações refletem percepções espontâneas dos participantes sobre o protótipo do robô, abrangendo aspectos relacionados à utilidade percebida, aplicabilidade na lavoura, funcionamento técnico e limitações práticas. As falas evidenciam tanto o interesse e a curiosidade diante da tecnologia quanto preocupações associadas às condições reais de uso no ambiente rural.

Quadro 5 – Comentários de Produtores Rurais Coletados Durante Observações

ID	Comentários e Observações
U1	Demonstrou grande curiosidade durante a observação do vídeo, questionando se o robô poderia ser utilizado na lavoura de forma semelhante aos drones. Comentou já ter visto drones realizando pulverização em propriedades vizinhas e fez comparações frequentes. Destacou que a quantidade de água utilizada na pulverização por drones parecia insuficiente, considerando o serviço ineficaz.
U2	Afirmou que o robô não teria utilidade devido à topografia irregular, citando risco de acidentes, embora reconhecesse que o formato quadrúpede favorece a mobilidade. Ressaltou a dificuldade em encontrar mão de obra para atividades como o podamento.
U3	Mencionou a topografia como fator limitante. Demonstrou curiosidade técnica (bateria, recarga) e considerou a tecnologia promissora para futuras gerações (filhos e netos), mas não para si mesmo devido à idade.
U4	Impressionado com a tecnologia. Declarou que utilizaria caso tivesse suporte técnico para operação (ligar/desligar). Preocupou-se com a durabilidade em condições de campo (orvalho).
U5	Afirmou que utilizaria o robô se ainda estivesse ativo na produção, mas destacou a necessidade imperativa de acompanhamento técnico para aprendizado dos comandos.
U6	Considerou o robô útil, mas tinha expectativa de tarefas operacionais mais pesadas, como o revolvimento de café no terreiro.
U7	Relatou não se sentir em idade para novas tecnologias. Citou que terceiriza a pulverização com drones e que sua propriedade é pequena demais para justificar um robô.

Continua na próxima página...

Quadro 5 – Continuação da página anterior

ID	Comentários e Observações
U8	Avaliou a aparência como pouco atrativa, mas útil. Viu potencial para transporte, adubação e coleta de solo. Demonstrou grande interesse na identificação de doenças.
U9	Demonstrou desconfiança e afirmou não ter interesse. Justificou que sua propriedade é pequena e consegue realizar as atividades sem apoio tecnológico adicional.

Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

Visando fundamentar a construção das diretrizes propostas, aplicou-se o método de Análise Temática (CLARKE; BRAUN, 2014; BRAUN; CLARKE, 2006b) às nove transcrições obtidas durante as interações logo após a aplicação do questionário SUS (Quadro 5). O processo analítico iniciou-se com uma etapa de codificação inicial (FLICK, 2014), adotando-se a técnica de codificação *in vivo*. Essa abordagem foi essencial para assegurar que os *feedbacks* autênticos dos usuários, coletados no momento da experiência, fossem preservados, mantendo a fidelidade à linguagem e às percepções originais dos produtores. Subsequentemente, esses códigos iniciais foram submetidos a um processo de codificação focada, técnica que consiste na seleção dos códigos iniciais mais frequentes e significativos para sintetizar e organizar grandes quantidades de dados em categorias analíticas (macrotemas) (Quadro 6). Esse refinamento permitiu a transição dos dados brutos para conceitos mais abstratos, revelando os requisitos operacionais demandados pelo contexto da cafeicultura.

Quadro 6 – Temas Encontrados e Descritos no Sistema de Codificação

User #	Códigos Iniciais (<i>Initial Coding</i>)	Códigos Focalizados (<i>Focused Code</i>)
U1	Grande curiosidade pelo robô	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Comparação do robô com drones	–
	Já observou tecnologias empregadas em lavouras	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Comparações frequentes entre robô e drone	–
	Serviço ineficaz realizado pelo drone	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
U2	Ceticismo sobre a capacidade operacional	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas

Continua na próxima página...

Quadro 6 – Continuação da página anterior

User #	Códigos Iniciais (<i>Initial Coding</i>)	Códigos Focalizados (<i>Focused Code</i>)
	Limitação de uso devido ao terreno	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
	Reconhecimento de potencial em áreas específicas	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
	Escassez de mão de obra no campo	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Risco de acidentes em terreno acidentado	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
	Viabilidade em topografias planas	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
	Dificuldade em encontrar mão de obra	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Podamento dos pés de café	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
U3	Limitação de uso devido ao terreno	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
	Curiosidade sobre funcionamento básico	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Tecnologia promissora	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Barreira geracional para adoção	Distanciando-se pela barreira geracional
	Podamento dos pés de café	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Visão de adoção futura pelos mais jovens	Distanciando-se pela barreira geracional
U4	Impressionado com a tecnologia	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Não imaginava que um robô pudesse ser aplicado à cafeicultura	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Utilizaria com suporte técnico inicial	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas

Continua na próxima página...

Quadro 6 – Continuação da página anterior

User #	Códigos Iniciais (<i>Initial Coding</i>)	Códigos Focalizados (<i>Focused Code</i>)
	Dúvidas sobre a resistência do equipamento no campo	Questionando a viabilidade operacional
U5	Utilizaria o robô caso ainda estivesse ativo na produção	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Necessidade de acompanhamento técnico nos primeiros usos	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Manuseio correto do equipamento	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Necessidade de capacitação para comandos e manuseio	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Experiência anterior no cultivo do café	–
U6	Robô interessante e útil	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Tarefas operacionais mais diretas	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Interesse condicionado à utilidade prática	Questionando a viabilidade operacional
	Percepção de foco em tarefas produtivas	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Revolvimento do café no terreiro	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Expectativa de função operacional	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
U7	Barreira geracional para adoção tecnológica	Distanciando-se pela barreira geracional
	Propriedade possui área reduzida	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
	Não comporta o uso de um robô	Questionando a viabilidade operacional
	Uso terceirizado de tecnologias agrícolas	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Utilização de drones para pulverização	–

Continua na próxima página...

Quadro 6 – Continuação da página anterior

User #	Códigos Iniciais (<i>Initial Coding</i>)	Códigos Focalizados (<i>Focused Code</i>)
U8	Aparência pouco atrativa	–
	Robô aparentava ser útil	Vislumbrando a modernização da lavoura
	Potencial para transporte de cargas	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Aplicação de adubação	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Coleta de amostras de solo	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Identificação de doenças nas lavouras	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
	Especialmente relevante para a rotina produtiva	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
U9	Desconfiança em relação ao uso do robô	Questionando a viabilidade operacional
	Não teria interesse em utilizar	Resistindo à inserção tecnológica no campo
	Propriedade possui área reduzida	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
	Realiza atividades necessárias sem tecnologia adicional	Resistindo à inserção tecnológica no campo

Fonte: Elaborada pelo autor (2025). Nota: (–) indica códigos não categorizados.

Visando conferir maior robustez à definição dos códigos focados apresentados no Quadro 6, realizou-se uma validação quantitativa empregando técnicas de Processamento de Linguagem Natural. O método consistiu na vetorização dos códigos iniciais via modelo BERT criando embeddings para cada sentença (DEVLIN et al., 2019) e seguida da análise do coeficiente de Silhueta para aferir a coesão dos agrupamentos, variando o número de clusters (k) de 2 a 8.

Os resultados indicaram que a configuração de $k = 5$ obteve o maior índice de Silhueta (0.1110), superando cenários alternativos como $k = 2$ (0.1091) e $k = 4$ (0.1073). Esse pico no índice de coesão corrobora, matematicamente, a pertinência da divisão temática qualitativa proposta.

A partir da sistematização dos dados coletados, emergiram cinco eixos temáticos que sintetizam as percepções dos produtores sobre a introdução da robótica na cafeicultura. Estes temas, descritos a seguir, serviram como base para a extração dos requisitos técnicos, conectando as necessidades subjetivas dos usuários às especificações de design do sistema: (A) Vislumbrando a Modernização da Lavoura; (B) Confrontando a Tecnologia com a Realidade da Lavoura; (C) Avaliando a Adequação Operacional às

Demandas Produtivas; (D) Distanciando-se pela Barreira Geracional; e (E) Questionando a Viabilidade Operacional.

O Tema ***Vislumbrando a Modernização da Lavoura (Tema A)*** reflete a percepção positiva do produtor sobre o potencial tecnológico para transformar a rotina agrícola, associada à curiosidade e à visão de futuro para as próximas gerações. Este tema captura o processo de abertura dos produtores à inovação, onde a tecnologia deixa de ser um conceito abstrato e passa a ser vista como um agente de transformação produtiva. O entusiasmo identificado reflete o desejo de superação de métodos manuais por processos mais eficientes. Os produtores realizam uma construção ativa de significados ao projetar o robô como uma solução para a modernização do setor.

Confrontando a Tecnologia com a Realidade da Lavoura (Tema B) é um tema focado nos desafios geográficos, como topografia irregular, tamanho de propriedade, declives acentuados e riscos de acidentes em terrenos irregulares. Esta categoria emerge do embate entre o potencial tecnológico e a realidade vivenciada no campo, especialmente no que tange às dificuldades geográficas. O ceticismo identificado atua como um mecanismo de defesa baseado em experiências prévias negativas com outras tecnologias. Para os participantes, a eficácia do design é medida pela sua capacidade de suportar as condições severas do terreno cafeeiro.

O tema ***Avaliando a Adequação Operacional da tecnologia às Demandas Produtivas (Tema C)*** trata da utilidade prática do robô para tarefas específicas, como podamento, pulverização, transporte de cargas e identificação de doenças, visando suprir a escassez de mão de obra. Este tema descreve o processo de julgamento técnico-utilitário realizado pelo produtor, onde a aceitação da tecnologia está diretamente atrelada à sua capacidade de substituir ou otimizar tarefas agronômicas específicas e pesadas. O interesse dos participantes é pragmático; o robô é validado à medida que se mostra capaz de integrar-se ao ciclo produtivo. A demanda por interfaces universais reflete a necessidade de uma ferramenta versátil que não se limite a uma única função, mas que se adapte às diversas sazonalidades da cafeicultura.

O ***Distanciando-se pela Barreira Geracional (Tema D)*** aponta a resistência ou falta de autoeficácia de produtores mais velhos em operar diretamente a tecnologia, delegando o uso futuro para filhos e netos. Este tema aborda a dimensão social da adoção tecnológica, revelando como a percepção de complexidade cria uma dicotomia entre gerações: enquanto o produtor experiente reconhece a utilidade, ele tende a se posicionar como um observador ou gestor, delegando a operação técnica aos sucessores mais jovens. A “barreira geracional” não indica uma rejeição à tecnologia, mas uma percepção de autoexclusão operacional. A simplificação da interface e a inclusão de comandos de voz são tratadas aqui como requisitos de inclusão, visando reduzir a curva de aprendizado e permitir que o produtor tradicional mantenha o controle sobre a máquina sem a necessidade de domínio de interfaces digitais complexas.

Por último, o tema ***Questionando a Viabilidade Operacional (Tema E)*** engloba dúvidas sobre a durabilidade do equipamento em condições severas de campo, como exposição ao orvalho, poeira e autonomia de bateria. Este tema concentra as incertezas dos produtores quanto à robustez e à autonomia da tecnologia em condições reais de campo. Ele reflete a necessidade de que o robô não seja apenas funcional, mas resiliente o suficiente para suportar a jornada de trabalho e as intempéries climáticas sem gerar manutenções excessivas. A viabilidade é percebida aqui como o equilíbrio entre confiança e desempenho. O ceticismo identificado nas interações sugere que o produtor teme a fragilidade do equipamento frente à poeira, chuva e calor. Portanto, requisitos de proteção física e autonomia de bateria

são fundamentais para transmutar a desconfiança em segurança operacional.

A consolidação destes temas permitiu estabelecer diretrizes e requisitos essenciais para o projeto de novos robôs interativos para auxiliar na produção do café, apresentados na sequência. É importante ressaltar que, para determinados *initial codings*, não foram identificados *focused codings* emergentes na mesma proporção observada nos demais dados. Essa ausência de recorrência não desvaloriza tais observações; pelo contrário, indica a necessidade de atenção a fatos isolados, mas significativos, onde os produtores estabeleceram correlações externas ao sistema proposto. Especificamente, notaram-se comparações entre o robô e drones, especialmente no que tange à utilização de drones para pulverização e à experiência anterior no cultivo de café. Além disso, críticas pontuais sobre a aparência pouco atrativa do protótipo emergiram como percepções subjetivas. Tais elementos sugerem que o modelo mental do produtor é fortemente influenciado por tecnologias já consolidadas no campo, o que pode mascarar ou enviesar a percepção de novas funcionalidades robóticas. Pesquisas futuras, ao englobarem uma amostra maior de usuários, poderão investigar se esses códigos isolados evoluem para categorias centrais ou se geram novas interpretações sobre a aceitação estética e funcional da tecnologia.

4.5.1 Elicitação de Requisitos para Robôs Sociais na Cafeicultura

A partir dos eixos temáticos validados, utilizou-se o método de Elicitação de Requisitos Baseada em Cenários (Quadro 7). Este processo consistiu na transposição das preocupações e expectativas manifestadas pelos envolvidos na produção do café em funções técnicas e restrições de sistema (requisitos funcionais e não funcionais). Para cada categoria identificada, realizou-se uma análise de dependências para garantir que o requisito proposto respondesse diretamente a um ponto latente ou oportunidade de melhoria citada durante as observações, assegurando a rastreabilidade entre a percepção do usuário e o design do robô.

Quadro 7 – Matriz de Requisitos Elicitados para o Design do Robô Interativo

Tema	ID	Texto do Requisito
A	RF01	O sistema deve permitir a operação autônoma de trajetórias pré-mapeadas sem necessidade de intervenção humana especializada.
	RNF01	O robô deve interagir com usuários por modelos de interação que evitem esforço manual.
B	RF02	O sistema de visão deve identificar obstáculos no caminho a fim de evitá-los.
	RF03	O sistema deve identificar a aderência do solo a fim de evitar deslizos e acidentes em monitoramentos após chuvas.
	RNF02	O robô deve suportar movimentar-se em terrenos acidentados sem prejudicar a lavoura.

Continua na próxima página...

Quadro 7 – Continuação da página anterior

Tema	ID	Texto do Requisito
	RNF03	O sistema deve movimentar-se sem atrapalhar a movimentação do produtor.
	RNF04	O sistema deve dialogar apenas o necessário com o produtor enquanto o mesmo realiza seus trabalhos rotineiros.
C	RF04	O robô deve possuir interface mecânica e elétrica universal para acoplamento de atuadores de terceiros (e.g. podadores, pulverizadores).
	RF05	O robô deve suportar o transporte de cargas úteis de no mínimo 50 kg em terrenos com aclive para auxiliar a movimentação de insumos ou colheita.
	RF06	O robô deve identificar doenças do café.
	RF07	O robô deve auxiliar na análise de solos da lavoura (e.g. conectividade com NixPro ou pXRF – <i>Portable X-ray Fluorescence</i>).
D	RF08	O robô deve aceitar comandos de voz simplificados para funções críticas de emergência como “Parar”, “Retornar à base” e “Ligar”.
	RNF05	A interface de operação deve ser projetada para que um usuário leigo em robótica consiga requisitar a execução das tarefas.
	RNF06	O robô deve falar a linguagem do usuário, evitando jargões técnicos.
E	RNF07	O chassi e componentes eletrônicos devem possuir grau de proteção mínima IP65 contra poeira e jatos d’água.
	RNF08	O robô deve operar continuamente por no mínimo 4 horas antes de requerer recarga ou troca de bateria.
	RNF09	O robô deve ser de fácil manutenção quando necessário (e.g. trocar peças facilmente, como trocar pneu de carro ou disco de roçadeira).
	RNF10	O robô deve ter tamanho compatível para transporte em carros populares em caso de ida a manutenção externa.

Fonte: Elaborada pelo autor (2025).

5 Discussão

A pontuação média geral foi de $\bar{x} = 63,86$, com mediana de $Mdn = 62,50$ na escala de 0 a 100 e desvio padrão de $dp = 18,06$, indicando uma variabilidade alta nas percepções dos participantes. Em termos práticos, esse resultado sugere que a usabilidade percebida do robô se situa entre 35% e 40% dos

produtos ou sistemas avaliados em estudos industriais de referência, embora permaneça abaixo da média de 68 reportada por Lewis e Sauro (2018).

Essa pontuação intermediária pode ser compreendida como o resultado de uma tensão entre dois eixos temáticos identificados na análise qualitativa. De um lado, o entusiasmo ao *Vislumbrar a Modernização da Lavoura* contribui para elevar a avaliação. De outro, o pragmatismo associado a *Confrontar a Tecnologia com a Realidade da Lavoura* atua como um fator moderador. Embora a ideia de modernização favoreça a aceitação do robô, a topografia irregular da cafeicultura de montanha limita essa percepção, refletindo a preocupação dos produtores de que, apesar do caráter inovador do design, o robô possa não superar as barreiras físicas do ambiente agrícola.

Ao segmentar os resultados por faixa etária, observa-se que os participantes com 50 anos ou mais apresentaram valores ligeiramente superiores de usabilidade percebida ($\bar{x} = 65,74$) em relação ao grupo com menos de 50 anos ($\bar{x} = 62,08$). A elevada heterogeneidade nas respostas do grupo com 50 anos ou mais ($dp = 19,32$) dialoga com o tema *Distanciando-se pela Barreira Geracional*. A análise temática indica que, embora esses produtores valorizem a tecnologia, muitos se posicionam como gestores da inovação, delegando a operação direta aos cafeicultores mais jovens. Essa postura contribui para a variabilidade observada, pois a usabilidade é bem avaliada no nível conceitual isto é, na percepção de utilidade do robô enquanto a autoeficácia para sua operação direta varia significativamente de acordo com o letramento digital do produtor, o que está de acordo e reforça os achados de Hidalgo et al. (2024).

5.1 Usabilidade e Intenção de Uso por Item

A análise dos itens individuais do SUS confirmou a presença de pontos fortes consistentes. São eles: a baixa percepção de complexidade e de inconsistência. Os resultados obtidos indicam que a interface visual do robô foi bem aceita pelos participantes. No entanto, a análise estatística revelou uma diferença relevante no item do SUS *Intenção de Uso Frequente*, no qual os produtores com 50 anos ou mais demonstraram interesse significativamente maior do que os participantes mais jovens.

Esse resultado quantitativo é esclarecido pelo tema *Avaliando a Adequação Operacional às Demandas Produtivas*. Os produtores com 50 anos ou mais, que vivenciam de forma mais intensa a escassez de mão de obra e o desgaste físico das atividades diárias, percebem o robô como uma solução imediata para o alívio operacional ($\bar{x} = 4,82$ contra $\bar{x} = 4,06$ do grupo mais jovem.). Para esse grupo, a intenção de uso vai além da curiosidade tecnológica e está associada à manutenção da atividade produtiva. Em contraste, os participantes mais jovens, embora apresentem maior familiaridade com tecnologias digitais, tendem a perceber essas limitações com menor intensidade, o que se reflete em uma intenção de uso menos elevada.

Dessa forma, a aparente neutralidade da usabilidade global em relação à idade ainda oculta motivações distintas: enquanto os produtores mais jovens avaliam a interface principalmente pela fluidez, os mais velhos a julgam, sobretudo, pelo potencial do robô em mitigar gargalos produtivos. Trabalhos futuros podem ajudar a esclarecer motivações predominantes.

5.2 Interpretação dos Benchmarks à Luz dos Temas

A aplicação dos benchmarks de Lewis e Sauro (2018) apontou os itens *Necessidade de Suporte Técnico* e *Necessidade de Aprendizado Prévio* como os principais gargalos de design. As pontuações críticas nesses itens não devem ser interpretadas apenas como dificuldades de interface, mas compreendidas à luz dos temas *Questionando a Viabilidade Operacional* e *Barreira Geracional*.

A demanda por suporte técnico, evidenciada nas falas de participantes que condicionaram o uso do robô à presença de um técnico, pode refletir receio em relação à fragilidade do equipamento. Nossa hipótese principal é de que o produtor teme não saber lidar com imprevistos físicos na ausência desse suporte. Nesse sentido, o “suporte” esperado não é apenas de natureza cognitiva, como aprender a utilizar o software, mas envolve também aspectos logísticos e de manutenção do robô.

Além disso, a percepção de uma curva de aprendizado íngreme reforça a relevância dos requisitos não funcionais identificados na análise temática, especialmente a necessidade de interfaces com linguagem familiar ao público. A discrepância entre a alta intenção de uso e a baixa confiança na operação autônoma pode indicar que, embora o design atual seja promissor, ele ainda não superou a barreira de confiança necessária para que o produtor perceba que controla a tecnologia, e não o contrário.

É crucial interpretar essas comparações de *benchmarks* levando em consideração o “*Viés de Prototipagem em Vídeo*”. Estímulos em vídeo tendem a aumentar a percepção de facilidade de uso (Itens Q3, Q5) porque o usuário não experimenta erros físicos ou atrito. Por outro lado, estímulos em vídeo frequentemente diminuem a confiança (Itens Q9, Q4) porque o usuário não tem autonomia nem controle sobre o sistema. Portanto, a pontuação SUS obtida de 63,86 deve ser vista como uma pontuação de “Usabilidade Conceitual”. O fato de permanecer abaixo da média do setor de 68 — mesmo com a provável inflação da facilidade de uso — reforça a descoberta de que as dimensões de Confiança e Suporte (Q4, Q10) são gargalos importantes que “reduzem” a percepção geral, independentemente da fluidez visual da interface.

Em síntese, entendemos que o desempenho aceitável do robô no Score SUS resulta de um equilíbrio: a percepção de valor associada à modernização e à utilidade foi suficiente para atenuar o ceticismo relacionado à topografia e à insegurança operacional.

6 Conclusão

Este estudo apresentou uma avaliação integrada da percepção de um robô quadrúpede assistivo na cafeicultura, combinando métricas quantitativas de usabilidade com uma análise temática qualitativa das percepções de produtores rurais. O objetivo principal foi compreender como o design do sistema é avaliado em termos de pontos fortes e limitações, bem como analisar de que forma a idade dos produtores influencia a intenção de adoção dessa tecnologia emergente.

As conclusões indicam que o protótipo atingiu um nível de usabilidade considerado aceitável e estatisticamente semelhante entre as faixas etárias. No entanto, os resultados também revelam um cenário mais complexo, no qual a aprovação técnica convive com inseguranças relacionadas à operação do robô.

Em resposta à questão norteadora **QP₁**, a análise dos benchmarks evidenciou uma polarização clara. Os principais pontos fortes concentram-se na integração do sistema e na baixa complexidade aparente, indicando que o design visual e a proposta do robô são percebidos como coerentes e pouco intimidadores.

Em contraste, os pontos fracos mais críticos estão associados à necessidade de suporte técnico e à curva de aprendizado percebida.

A análise temática esclareceu a origem desses pontos fracos, mostrando que eles não estão relacionados apenas a dificuldades de interface, mas à percepção de fragilidade operacional. Os produtores tendem a avaliar o design como “fraco” quando não se sentem seguros de que o equipamento suportará a topografia acidentada ou a ausência de manutenção especializada no campo. Assim, a principal fragilidade percebida não está na usabilidade do robô em si, mas na falta de garantias de robustez e de autonomia operacional.

Por fim, em resposta à questão norteadora **QP₂**, conclui-se que a idade não influencia a usabilidade operacional básica do robô, mas atua como um fator que intensifica a intenção de uso. De forma paradoxal, os produtores com mais de 50 anos apresentaram uma intenção de uso frequente significativamente maior do que os participantes mais jovens.

Essa dissociação ocorre porque, para os produtores mais experientes, o robô é percebido como uma solução imediata para o desgaste físico e para a escassez de mão de obra, o que aumenta seu valor percebido. Enquanto os participantes mais jovens tendem a avaliar a tecnologia principalmente pelo seu caráter inovador, os produtores com mais de 50 anos a julgam pela sua utilidade para a continuidade do negócio. No entanto, essa maior intenção de uso vem acompanhada de uma demanda mais elevada por suporte técnico, refletindo a Barreira Geracional: esses produtores demonstram interesse em adotar a tecnologia, mas preferem atuar como gestores do robô, delegando a operação direta em função da menor familiaridade com interfaces digitais.

A síntese dos achados indica que o sucesso da robótica na Agricultura 5.0, especialmente para o perfil demográfico predominante no campo, depende de transformar o suporte técnico de uma exigência humana em uma capacidade do próprio sistema. Para isso, o design deve evoluir no sentido de reduzir a dependência de suporte externo, por meio de autonomia assistida e de interfaces que transmitam robustez física, convertendo a desconfiança inicial em segurança operacional.

6.1 Limitações e Trabalhos Futuros

Este trabalho empregou uso de um protótipo apresentado em vídeo, o que pode limitar a avaliação da usabilidade em caráter tátil e da resposta real do robô ao terreno. Assim, os resultados dos itens Q4 e Q10 podem ser interpretados como uma demanda por orientação e suporte nos primeiros usos, e não necessariamente como um problema de usabilidade no uso recorrente da interface do robô.

Para trabalhos futuros, recomenda-se a transição da fase de avaliação perceptiva para a interação física em ambientes reais. Sugere-se investigar se a adoção de mecanismos de interação natural, como comandos de voz, aliada a um processo de familiarização assistida, pode reduzir a ansiedade relacionada ao suporte técnico entre produtores mais experientes nas etapas iniciais de uso. Paralelamente, a realização de testes práticos em topografias irregulares será essencial para validar a robustez física do sistema frente às preocupações de viabilidade, contribuindo para a consolidação da confiança necessária à adoção efetiva da tecnologia.

Referências

AGÊNCIA MINAS. *Maior produtor do mundo, Minas Gerais é protagonista no Dia Mundial do Café*. 2022. Disponível em: <<https://www.agenciaminas.mg.gov.br/noticia/maior-produtor-do-mundo-minas-gerais-e-protagonista-no-dia-mundial-do-caffe>>. Acesso em: 17 out. 2025.

ALETIDINOVA, A.; KRAVCHENKO, M.; TSYBINA, Y. Prospects of the social agricultural robot creation. In: *Proceedings of the IV International research conference "Information technologies in Science, Management, Social sphere and Medicine"(ITSMSSM 2017)*. Atlantis Press, 2017. ISBN 978-94-6252-432-3. Disponível em: <<http://www.atlantis-press.com/php/paper-details.php?id=25887871>>.

ALTHUBAITI, A. Sample size determination: A practical guide for health researchers. *Journal of general and family medicine*, Wiley Online Library, v. 24, n. 2, p. 72–78, 2023.

BOSCARDIN, M.; CONTERATO, M. A. As mudanças nos padrões sucessórios e suas implicações no destino das propriedades entre agricultores familiares no norte do Rio Grande do Sul: Changes in patterns of land succession and their implications for the destination of properties among family farmers in the north of Rio Grande do Sul. *Estudos Sociedade e Agricultura*, v. 25, n. 3, p. 671–695, set. 2017. ISSN 2526-7752. Number: 3. Disponível em: <https://revistaesa.com/ojs/index.php/esa/article/view/ESA25-3_09_as_mudancas>.

BRASIL. *Brasil é o maior produtor mundial e o segundo maior consumidor de café*. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/brasil-e-o-maior-produtor-mundial-e-o-segundo-maior-consumidor-de-caffe>>. Acesso em: 08 abr. 2025.

BRASIL. *Conheça a história do café no mundo e como o Brasil se tornou o maior produtor e exportador da bebida*. 2022. <<https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/conheca-a-historia-do-caffe-no-mundo-e-como-o-brasil-se-tornou-o-maior-produtor-e-exportador-da-bebida>>. Acessado em 13 de agosto de 2025.

BRASIL. *Conheça os principais tipos de grãos de café cultivados no Brasil*. 2024. <<https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/conheca-os-principais-tipos-de-graos-de-caffe-cultivado-no-brasil>>. Acessado em 15 de agosto de 2025.

BRAUN, V.; CLARKE, V. Using thematic analysis in psychology. *Qualitative research in psychology*, Taylor & Francis, v. 3, n. 2, p. 77–101, 2006.

BRAUN, V.; CLARKE, V. Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, Routledge, v. 3, n. 2, p. 77–101, 2006.

BROOKE, J. Sus: A quick and dirty usability scale. *Usability Eval. Ind.*, v. 189, 11 1995.

CARVALHO, A. C. et al. Panaroma e Importância Econômica do Café no Mercado Internacional de Commodities Agrícolas: Uma Análise Espectral. *Revista Agroecossistemas*, v. 9, n. 2, p. 223, abr. 2018. ISSN 2318-0188.

CHEN, Y. et al. Autonomous visual navigation for quadruped robot in farm operation. In: *2024 IEEE 20th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. [s.n.], 2024. p. 3518–3524. ISSN: 2161-8089. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10711780>>.

CLARKE, V.; BRAUN, V. Thematic analysis. In: _____. *Encyclopedia of Critical Psychology*. New York, NY: Springer New York, 2014. p. 1947–1952. ISBN 978-1-4614-5583-7. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5583-7_311>.

COB-PARRO, A. C.; LALANGUI, Y.; LAZCANO, R. Fostering agricultural transformation through AI: An open-source AI architecture exploiting the MLOps paradigm. v. 14, n. 2, p. 259, 2024. ISSN 2073-4395. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2073-4395/14/2/259>>.

CONAB. *Acompanhamento da Safra Brasileira: Café - 2º Levantamento, Safra 2025*. Brasília, DF, 2025. Acessado em 15 de agosto de 2025. Disponível em: <http://www.consorcioespquisacafe.com.br/images/stories/noticias/2021/2025/Abril/CECAFE_Relatorio_Mensal_ABRIL_2025.pdf>.

CONAB. *Safra de café encerra em 54,2 milhões de sacas em 2024 impactada por clima adverso*. 2025. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/ultimas-noticias/5900-safra-de-cafe-encerra-em-54-2-milhoes-de-sacas-em-2024-impactada-por-clima-adverso>>. Acesso em: 01 abr. 2025.

COOXUPÉ. *A Cooxupé*. 2025. Disponível em: <<https://www.cooxupe.com.br/quem-somos/>>. Acesso em: 17 out. 2025.

DEVLIN, J. et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In: BURSTEIN, J.; DORAN, C.; SOLORIO, T. (Ed.). *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*. Minneapolis, Minnesota: Association for Computational Linguistics, 2019. p. 4171–4186. Disponível em: <<https://aclanthology.org/N19-1423/>>.

DOGGETT, O.; BRONSON, K.; SODEN, R. Hci research on agriculture: Competing sociotechnical imaginaries, definitions, and opportunities. In: ACM. *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. [S.l.], 2023. p. 1–24.

EMBRAPA. *Faturamento bruto dos Cafés do Brasil soma R\$ 71,93 bilhões em 2024, receita que representa crescimento de 41,32% em relação a 2023*. 2024. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/94339399/faturamento-bruto-dos-cafes-do-brasil-soma-r-7193-bilhoes-em-2024-receita-que-representa-crescimento-de-4132-em-relacao-a-2023>>. Acesso em: 08 abr. 2025.

EMBRAPA. *Produção estimada dos Cafés do Brasil totaliza 51,81 milhões de sacas e ocupa área de 1,85 milhões de hectares em 2025*. 2025. Disponível em: <https://www.embrapa.br/search-news/-/noticia/99258145/artigo---producao-estimada-dos-cafes-do-brasil-totaliza-5181-milhoes-de-sacas-e-ocupa-area-de-185-milhoes-de-hectares-em-2025?p_auth=St1mPIHs>. Acesso em: 01 abr. 2025.

ERDOĞAN, M. Assessing farmers' perception to agriculture 4.0 technologies: A new interval-valued spherical fuzzy sets based approach. v. 37, n. 2, p. 1751–1801, 2022. ISSN 0884-8173, 1098-111X. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/int.22756>>.

ERON, F. et al. Computer Vision-Aided Intelligent Monitoring of Coffee: Towards Sustainable Coffee Production. *Scientia Horticulturae*, v. 327, p. 112847, mar. 2024. ISSN 03044238. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304423824000086>>.

FLICK, U. (Ed.). *The SAGE handbook of qualitative data analysis*. [S.l.]: SAGE, 2014. (SAGE knowledge).

HIDALGO, F. et al. How do coffee farmers engage with digital technologies? a capabilities perspective. v. 41, n. 4, p. 1707–1723, 2024. ISSN 1572-8366. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10460-024-10574-3>>.

HIDALGO, F. et al. Digitalization, sustainability, and coffee. opportunities and challenges for agricultural development. v. 208, p. 103660, 2023. ISSN 0308521X. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0308521X23000653>>.

HILL, R.; BEYNON-DAVIES, P.; WILLIAMS, M. D. Older people and internet engagement: Acknowledging social moderators of internet adoption, access and use. *Information Technology & People*, Emerald Group Publishing Limited, v. 21, n. 3, p. 244–266, 2008.

IBGE. *Censo Agro 2017*. 2017. Disponível em: <<https://censoagro2017.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 24 maio 2024.

JUNG, M.; LAZARO, M. J. S.; YUN, M. H. Evaluation of methodologies and measures on the usability of social robots: A systematic review. v. 11, n. 4, p. 1388, 2021. ISSN 2076-3417. Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/11/4/1388>>.

LAMBELET, C. et al. Characterization and wearability evaluation of a fully portable wrist exoskeleton for unsupervised training after stroke. v. 17, n. 1, p. 132, 2020. ISSN 1743-0003. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s12984-020-00749-4>>.

LEWIS, J.; SAURO, J. Item benchmarks for the system usability scale. *UXPA*, v. 13, p. 158–167, 2018.

LOPES, M. S. Quadraped manipulator for potential agricultural applications. 2023. Accepted: 2023-12-18T00:38:53Z. Disponível em: <<https://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/151901>>.

MASSRUHÁ, S. M. F. S. *Digital agriculture: research, development and innovation in production chains*. Brasília, DF: Embrapa, 2023. ISBN 9786589957720.

MOTTA, I. V. C. et al. Machine learning techniques for coffee classification: a comprehensive review of scientific research. *Artificial Intelligence Review*, v. 58, n. 1, p. 15, nov. 2024. ISSN 1573-7462. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10462-024-11004-w>>.

MOULAEI, K.; MOULAEI, R.; BAHAAADINBEIGY, K. The most used questionnaires for evaluating the usability of robots and smart wearables: A scoping review. v. 10, p. 20552076241237384, 2024. ISSN 2055-2076. Publisher: SAGE Publications Ltd. Disponível em: <<https://doi.org/10.1177/20552076241237384>>.

ORFANO, K.; TSELIOS, N.; KATSANOS, C. Perceived usability evaluation of learning management systems: Empirical evaluation of the System Usability Scale. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, v. 16, n. 2, abr. 2015. ISSN 1492-3831. Disponível em: <<https://www.irrodl.org/index.php/irrodl/article/view/1955>>.

RODRÍGUEZ-LERA, F. J. et al. *Lessons Learned in Quadraped Deployment in Livestock Farming*. arXiv, 2024. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/2404.16008>>.

SATHESH, S. et al. Design and development of quadraped robot for carrying and operating agro tools in agricultural fields. In: *2025 International Conference on Electronics, Computing, Communication and Control Technology (ICECCC)*. IEEE, 2025. p. 1–6. ISBN 979-8-3315-2162-2. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/11064222/>>.

SILVA, A. N. *Desafios do agro produtivas do negócio de Minas Gerais – um estudo das cadeias de café e do leite*. Belo Horizonte, MG, Brasil: Instituto Antônio Ernesto, 2021. Coordenadora: INAES. 65 p.: ilustrações. Assuntos: Agtech, Agricultura digital, Inovação. ISBN 78-65-996931-0-6.

SILVA, J. B. C. D.; PINTO, P. A. L. D. A. Impactos socioeconômicos das mudanças climáticas na produção do café: uma revisão sistemática da literatura. v. 35, p. 155–178, 2024. ISSN 2237-8642, 2237-8642. Disponível em: <<https://ojs.ufgd.edu.br/rbclima/article/view/17626>>.

SIMBEYE, D. S.; TONGORA, E. F. "design and development of intelligent robotic system for precision agriculture". v. 10, n. 10, 2022. ISSN 2347-4890. Publisher: IJournals Publications. Disponível em: <<https://ijournals.in/wp-content/uploads/2022/10/17.IJSHRE-101020-Daudi.pdf>>.

SOTT, M. K. et al. Precision techniques and agriculture 4.0 technologies to promote sustainability in the coffee sector: State of the art, challenges and future trends. v. 8, p. 149854–149867, 2020. ISSN 2169-3536. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9166468/>>.

SPANEVELLO, R. M. et al. A Problemática do Envelhecimento no Meio Rural sob a Ótica dos Agricultores Familiares sem Sucessores. *Desenvolvimento em Questão*, v. 15, n. 40, p. 348, ago. 2017. ISSN 2237-6453, 1678-4855. Disponível em: <<https://www.revistas.unijui.edu.br/index.php/desenvolvimentoemquestao/article/view/5903>>.

TERESI, J. A. et al. Guidelines for designing and evaluating feasibility pilot studies. *Medical care*, LWW, v. 60, n. 1, p. 95–103, 2022.

VASCONEZ, J. P.; KANTOR, G. A.; CHEEIN, F. A. A. Human–robot interaction in agriculture: A survey and current challenges. v. 179, p. 35–48, 2019. ISSN 15375110. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1537511017309625>>.

VIÇOSI, D. B. et al. IMPORTÂNCIA DA MELHORIA DA QUALIDADE DO CAFÉ ARÁBICA PARA a SUSTENTABILIDADE DE PROPRIEDADES AGRÍCOLAS. 2023. ISSN 2764-5339, 2179-5304. Disponível em: <<https://revista.incaper.es.gov.br/index.php/ojs/article/view/16>>.

WANG, X. et al. Applied research of agricultural quadruped robots. In: *2024 IEEE 13th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*. [s.n.], 2024. p. 954–957. ISSN: 2473-5655. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10545756>>.

WOLCOTT, M. D.; LOBCZOWSKI, N. G. Using cognitive interviews and think-aloud protocols to understand thought processes. v. 13, n. 2, p. 181–188, 2021. ISSN 18771297. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877129720303026>>.

WULANDARI, S.; FERRY, Y. Strategies on technology management for coffee smallholder to promote the smart farming implementation. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, v. 759, n. 1, p. 012057, maio 2021. ISSN 1755-1307, 1755-1315. Disponível em: <<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/759/1/012057>>.

ZIMMERMAN, M. et al. An Analysis of Metrics and Methods in Research from Human-Robot Interaction Conferences, 2015–2021. In: IEEE. *2022 17th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. 2022. p. 644–648. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9889595>>.

Quadro 3.4 – Apresentação do Artigo Evaluating Social Dynamics and Uncanny Valley Perceptions in Human-Robot Interaction: Insights from the RoSAS Questionnaire

Título do artigo	Evaluating Social Dynamics and Uncanny Valley Perceptions in Human-Robot Interaction: Insights from the RoSAS Questionnaire
Autores	Rodrigo M. Duarte, Danilo F. da Silva, Marco T. A. Silva, André L. Salgado, Gustavo J. G. Lahr, P. C. K. Hung, Luiz H. A. Correia, Ahmed A. A. Esmin
Conferência	Human-Computer Interaction – INTERACT 2025. Lecture Notes in Computer Science, vol 16111. Springer
ISBN Online	978-3-032-05008-3
ISBN Impresso	978-3-032-05007-6
DOI	https://doi.org/10.1007/978-3-032-05008-3_67

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota:

Este capítulo corresponde ao artigo intitulado “Evaluating Social Dynamics and Uncanny Valley Perceptions in Human-Robot Interaction: Insights from the RoSAS Questionnaire”, publicado nos anais da conferência Human-Computer Interaction – INTERACT 2025, Lecture Notes in Computer Science (LNCS), volume 16111, Springer.

A reutilização deste material nesta dissertação está em conformidade com a política de direitos autorais da Springer Nature, que permite aos autores a inclusão de versões publicadas de seus trabalhos em teses e dissertações, desde que a fonte original seja devidamente citada.

Evaluating Social Dynamics and Uncanny Valley Perceptions in Human-Robot Interaction: Insights from the RoSAS Questionnaire

Rodrigo M. Duarte¹, Danilo F. da Silva¹, Marco T. A. Silva¹, André L. Salgado¹[0000-0003-4396-1111] *, Gustavo J. G. Lahr², P. C. K. Hung³, Luiz H. A. Correia¹, and Ahmed A. A. Esmin¹

¹ Universidade Federal de Lavras, Lavras, Brazil

² Instituto do Cérebro, Hospital Israelita Albert Einstein, São Paulo, Brazil

³ Faculty of Business and IT, Ontario Tech University, Oshawa, Ontario, Canada

* `andre.salgado@ufla.br`

Abstract. The evolution of human-robot interaction (HRI) demands robust evaluative methods that capture not only technical performance but also the intricate social dimensions of robotic systems. This workshop examines the application of the RoSAS questionnaire as a systematic instrument for assessing social aspects and uncanny valley perceptions across diverse user profiles in different stages of the design. Drawing on empirical studies, the session explains how the RoSAS tool elucidates users' perceptions of robot sociability and human-likeness, and how these perceptions enrich the understanding of formative affinity in the design of social robots. By providing participants with practical experience on prototyping social robots, this workshop aims to elucidate the determinants of robot warmth. Through scholarly presentations and in-depth discussions, participants will engage in a collaborative analysis of current methodologies and challenges, with the ultimate objective of refining evaluation practices that guide the design of human-robot interfaces in social robots. This workshop welcomes participants of all expertise levels.

Keywords: Human-Robot Interaction · Uncanny Valley · RoSAS · Questionnaire .

1 Introduction

The social robot market, valued at U\$5.64 billion in 2024, is projected to reach U\$22.93 billion by 2029 [10], driven by aging populations, declining birth rates, and post-pandemic societal shifts. Commercial robots like Agility Robotics' *Digit* and Tesla's *Optimus* signal imminent cultural transformations. Projects such as Nadine (a humanoid social robot developed at the University of Geneva [9]) demonstrate the potential for empathetic human-robot collaboration in roles like healthcare and hospitality. However, equitable integration of these technologies requires proactive measures to address disparities in adoption, particularly

in regions like Brazil with pronounced socioeconomic contrasts. By synthesizing insights from standardized evaluation tools, multimodal AI advancements, and sociocultural considerations, this workshop seeks to bridge technical and societal gaps, ensuring robots enhance human lives without exacerbating existing inequalities.

Social robots are machine learning systems designed to engage in human-like conversations and interactions, mimicking human behavior. These entities may also be defined as social agents performing roles traditionally assigned to humans [6]. Recent research has explored their intrinsic capacity to act as intermediaries for education, anxiety disorder therapy, elderly companionship, and healthcare assistance [3, 1, 13]. As anthropomorphic machines become increasingly prevalent across diverse environments, the social robot market demonstrates significant potential through its multifunctional applications and expanding research domains [8].

Advances in Natural Language Processing (NLP) and enhanced prompting techniques for Large Language Models (LLMs) have revolutionized human-robot interactions. These innovations enable robots to address complex queries, transcend previous interaction paradigms, and amplify agent capabilities [9]. Emerging technologies like vector databases simplify the storage of encoded information, facilitating long-term memory integration and augmented feedback mechanisms. This empowers language model-driven robots to deliver increasingly human-like interactions [15].

The evolution of robotic systems demands evaluation methods that extend beyond technical performance to encompass human social perception. A central challenge in this domain is the uncanny valley effect, where near-human robots elicit discomfort among users. As highlighted by [2], standardized questionnaires are critical for enhancing result comparability across studies, ensuring validity, reliability, and methodological consistency in fields like HRI. Such tools not only save time and resources but also strengthen the credibility of findings, enabling replication and scientific progress. Building on this foundation, this workshop examines the application of the RoSAS questionnaire as a systematic instrument for assessing social dimensions and uncanny valley perceptions across diverse user profiles.

Since robots are becoming more anthropomorphic with technology evolution, the uncanny valley theory got even more relevant to human-robot interaction [11]. Yet, measuring the uncanny valley variables remains challenging [5]. Specifically, the uncanny feeling *shinwakan* is crucial but difficult to measure [14]. To this end, interpersonal warmth stands as the dominant dimension of human social perception of robots and is strongly correlated with Mori’s *shinwakan* concept [7]. Many studies employ the Godspeed questionnaire to evaluate social perception of robots, but RoSAS questionnaire stands out as a prominent one to measure the warmth construct [4, 12].

Drawing on recent empirical studies, the workshop investigates how the RoSAS tool elucidates users’ perceptions of robot sociability and human-likeness, and how these perceptions shape cognitive and emotional responses during inter-

action. By exploring the interplay between individual user characteristics, prior technological experiences, and the uncanny valley phenomenon, the session aims to provide critical insights into the determinants of robot interface quality. Participants will collaboratively analyze current methodologies and challenges, with the ultimate goal of refining evaluation protocols to guide the design of socially adaptive robotic systems [4].

2 Workshop Objectives and Themes

The principal aim of the workshop is to validate and explore the application of the RoSAS questionnaire for assessing social dynamics and uncanny valley perceptions in HRI. The workshop will examine how different user profiles perceive robot sociability and human-likeness and will discuss the factors that contribute to the uncanny valley effect.

It also seeks to explore innovative experimental methodologies for social evaluation and to integrate these insights into the design process of robotic systems, with a special attention to Brazilian specific contexts. The overarching theme centers on the integration of social evaluation tools with the technological development of socially adaptive robots.

3 Target Audience

This workshop was directed toward researchers, engineers, and practitioners working in the fields of human-robot interaction, robotics, human-computer interaction, and social robotics. The workshop was designed to accommodate between eight and thirty participants, ensuring an interactive environment that promotes discussion and collaboration.

4 Workshop Format and Activities

The proposed workshop adopts a multifaceted format that integrates traditional paper presentations with interactive discussion sessions, hands-on prototyping, and empirical evaluations. Initially, selected presentations will detail recent advancements and case studies that employ the RoSAS questionnaire for assessing social dynamics in HRI. This will be followed by moderated discussions in which participants critically examine the challenges of evaluating the uncanny valley phenomenon and share best practices in experimental design.

A *hands-on prototyping session* will show how low-cost, repurposed hardware (e.g., seized TV boxes) can be used to build functional social robot prototypes. Participants will configure systems to simulate basic human-robot interaction, highlighting affordable, replicable research methods.

Next, an *evaluation session* will guide participants in using the RoSAS questionnaire to assess sociability and human-likeness, with attention to thresholds that may trigger uncanny valley effects. A *collaborative analysis* will follow,

focusing on interpreting RoSAS data through visualizations of warmth, competence, and discomfort scores to map uncanny valley curves.

The format follows an iterative loop: prototyping → evaluation → interpretation → redesign—encouraging creative problem-solving grounded in data and enabling interdisciplinary insights into socially adaptive robot design.

5 Expected Outcomes

The workshop is expected to teach a validated framework for employing the RoSAS questionnaire in HRI studies, along with comprehensive insights into the social dynamics that contribute to uncanny valley perceptions across different user profiles. Additionally, participants will gain practical experience in prototyping social robots using low-cost hardware, applying social evaluation tools, and visualizing empirical results to better understand sociability and human-likeness thresholds.

The hands-on activities will result in a set of replicable methods for prototyping and evaluating social robots, equipping attendees with the skills to integrate the RoSAS questionnaire and similar methodologies into their research. Furthermore, the workshop is anticipated to generate new visualizations of the uncanny valley effect, offering concrete data for future investigations into discomfort thresholds.

In addition, the workshop is expected to strengthen interdisciplinary collaboration by fostering creative problem-solving through iterative feedback loops. It will establish a network of experts dedicated to advancing research on the social aspects of human-robot interaction and provide actionable recommendations for integrating social evaluation methodologies into the design and development of robotic systems.

6 Final Remarks

To sum up, this workshop provides a forum for addressing challenges in evaluating social dynamics within human-robot interaction. By combining systematic application of the RoSAS questionnaire with low-cost prototyping approaches using repurposed hardware (e.g., seized TV boxes), we establish a methodological framework that bridges theoretical research and practical implementation. The workshop’s integration of paper presentations, interactive discussions, and hands-on evaluations democratize social robotics research through accessible prototyping techniques, provides empirical validation of uncanny valley thresholds via standardized RoSAS administration, and demonstrates actionable workflows for translating perceptual data (human-likeness vs. discomfort plots) into design decisions.

Acknowledgements

This work was supported by: *CAPES*: Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel – Brazil (CAPES), via institutional funding (Code 001). *CNPq*: Na-

tional Council for Scientific and Technological Development (CNPq). *FAPEMIG*: Minas Gerais State Research Foundation (FAPEMIG), process No. APQ-00996-24. *FAPESP*: São Paulo Research Foundation (FAPESP), process No. 202106968–3. *Ministério das Comunicações*: TED 136/2022. *Others*: We gratefully acknowledge the support of Universidade Federal de Lavras (UFLA) and Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sul de Minas.

References

1. Aguilera, C.A., Castro, A., Raducanu, B.: Voice-controlled robotics in early education: Implementing and validating child-directed interactions using a collaborative robot and artificial intelligence. *Applied Sciences* **14**(2408) (2024). <https://doi.org/10.3390/app14062408>, <https://doi.org/10.3390/app14062408>
2. Bartneck, C., Kulić, D., Croft, E., Zoghbi, S.: Measurement Instruments for the Anthropomorphism, Animacy, Likeability, Perceived Intelligence, and Perceived Safety of Robots. *International Journal of Social Robotics* **1**(1), 71–81 (Jan 2009). <https://doi.org/10.1007/s12369-008-0001-3>, <http://link.springer.com/10.1007/s12369-008-0001-3>
3. van den Berghe, R., Verhagen, J., Oudgenoeg-Paz, O., van der Ven, S., Lese-man, P.: Social robots for language learning: A review. *Review of Educational Research* **89**(2), 259–295 (2019). <https://doi.org/10.3102/0034654318821286>, <https://doi.org/10.3102/0034654318821286>
4. Carpinella, C.M., Wyman, A.B., Perez, M.A., Stroessner, S.J.: The Robotic Social Attributes Scale (RoSAS): Development and Validation. In: 2017 12th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). pp. 254–262 (Mar 2017), <https://ieeexplore.ieee.org/document/8534914>, iSSN: 2167-2148
5. Diel, A., Weigelt, S., Macdorman, K.F.: A meta-analysis of the uncanny valley’s independent and dependent variables. *J. Hum.-Robot Interact.* **11**(1) (Oct 2021). <https://doi.org/10.1145/3470742>, <https://doi.org/10.1145/3470742>
6. Hegel, F., Muhl, C., Wrede, B., Hielscher-Fastabend, M., Sagerer, G.: Understanding social robots. In: Proceedings of the International Conference on Advances in Computer-Human Interaction (ACHI). IEEE, Bielefeld, Germany (February 2009). <https://doi.org/10.1109/ACHI.2009.51>, https://www.researchgate.net/publication/220757949_Understanding_Social_Robots
7. Ho, C.C., MacDorman, K.F.: Revisiting the uncanny valley theory: Developing and validating an alternative to the Godspeed indices. *Computers in Human Behavior* **26**(6), 1508–1518 (Nov 2010). <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.05.015>, <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0747563210001536>
8. Jr., L.P.R., Fantinato, M., You, S., Hung, P.C.K.: Social robotics business and computing: Editorial for special issue of information systems frontiers. *Information Systems Frontiers* **26**, 1–8 (2024). <https://doi.org/10.1007/s10796-023-10413-6>, <https://doi.org/10.1007/s10796-023-10413-6>, published online: 17 July 2023
9. Kang, H., Moussa, M.B., Thalmann, N.M.: Nadine: A large language model-driven intelligent social robot with affective capabilities and human-like memory. *Computer Animation and Virtual Worlds* **35**(3) (2024). <https://doi.org/10.1002/cav.2290>
10. Mordor Intelligence: Mercado de robôs sociais - tamanho, participação e crescimento (2024), <https://www.mordorintelligence.com/pt/industry-reports/social-robots-market>, acesso em: 21 nov. 2024

11. Mori, M., MacDorman, K.F., Kageki, N.: The Uncanny Valley [From the Field]. *IEEE Robotics & Automation Magazine* **19**(2), 98–100 (Jun 2012). <https://doi.org/10.1109/MRA.2012.2192811>, <https://ieeexplore.ieee.org/document/6213238/>
12. Pithayarungsarit, P., Saad, L., Trafton, J.G., Roesler, E.: A Systematic Validation of the Robotic Social Attributes Scale (RoSAS). In: 2025 20th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). pp. 1547–1552 (Mar 2025). <https://doi.org/10.1109/HRI61500.2025.10973879>, <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10973879>
13. Soares, A.A.: Ética 4.0: Dilemas Morais nos Cuidados de Saúde Mediados por Robôs Sociais. Master’s thesis, ISCTE – Instituto Universitário de Lisboa, Lisboa, Portugal (2021)
14. Wang, S., Rochat, P.: Human Perception of Animacy in Light of the Uncanny Valley Phenomenon. *Perception* **46**(12), 1386–1411 (Dec 2017). <https://doi.org/10.1177/0301006617722742>, <https://doi.org/10.1177/0301006617722742>, publisher: SAGE Publications Ltd STM
15. Zhong, W., Guo, L., Gao, Q., Ye, H., Wang, Y.: Memorybank: Enhancing large language models with long-term memory. arXiv preprint arXiv:2305.10250 (2023), <https://arxiv.org/abs/2305.10250>

Quadro 3.5 – Apresentação do Artigo Toward a Robotic Future: Generational Shifts in the Acceptance of Social Robots on Brazilian Coffee Farms

Título do artigo	Toward a Robotic Future: Generational Shifts in the Acceptance of Social Robots on Brazilian Coffee Farms
Autores	Danilo Fernandes da Silva, Luiza Campbell Rocha, Gustavo José Giardini Lahr, André de Lima Salgado, Luiz Henrique Andrade Correia, André Pimenta Freire
Periódico	Human-Robot Interaction (HRI) and Social Robots - Wiley (Submetido)
ISSN	[Aguardando]
DOI	[Aguardando publicação]

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Artigo redigido conforme norma do periódico científico a que foi submetido.

ARTICLE TYPE

Toward a Robotic Future: Generational Shifts in the Acceptance of Social Robots on Brazilian Coffee Farms

Danilo Fernandes da Silva¹ | Luiza Campbell Rocha¹ | Gustavo José Giardini Lahr² | Luiz H. A. Correia¹ | André Pimenta Freire¹ | André de Lima Salgado¹

¹Department of Computer Science, Federal University of Lavras, Minas Gerais, Brazil

²Brain Institute, Hospital Israelita Albert Einstein, São Paulo, Brazil

Correspondence

Correspondence author: Andre de Lima Salgado,
Department of Computer Science, Federal
University of Lavras, Rua Doutor Baker, s/n, Lavras,
Minas Gerais, 37200-900, Brazil
Email: andre.salgado@ufla.ufla.br

Abstract

The selective migration of young people to urban centers has resulted in an aging workforce within the Brazilian coffee sector, creating a growing demand for solutions that aid producers in crop management routines. Coffee production, the fourth largest in terms of gross national agricultural revenue, can benefit from technological support. In this context, this research investigates social perceptions of a prototype of social robots by agricultural producers. The study involved a sample of 28 rural producers and stakeholders, stratified by age into two independent groups: 18–49 years ($n = 15$) and 50+ years ($n = 13$). Participants evaluated the robot using the Robotic Social Attributes Scale (RoSAS), enabling a detailed look at social perceptions. The analysis yielded four distinct user profiles: (1) Engaged Supporters, (2) Pragmatic Users, (3) Innovation Skeptics, and (4) Confident Adopters. Furthermore, correlation analysis highlighted strong links between perceived social attributes (e.g., high correlation between trustworthy and competent). Crucially, non-parametric testing revealed a statistically significant difference across age groups regarding the robot's perceived organic nature ($p = 0.0495$). These findings indicate a clear generational shift in social robot acceptance, underscoring the need for age-sensitive design in future assistive robotics for agriculture.

KEYWORDS

Social Robot, Coffee farming, Older Adults, Agriculture 5.0, Human-Robot-Interaction, The Uncanny Valley, RoSAS

1 | INTRODUCTION

As a global leader in coffee production, Brazil exported 50.5 million 60-kg bags in 2024¹. In the ranking of revenue within Brazilian agriculture, coffee occupies fourth place, falling behind only soybeans, corn, and sugarcane². For 2025, national coffee production is estimated to reach 51.81 million 60-kg bags³. On a global scale, the 2024–2025 coffee harvest is projected at 174.9 million 60-kg bags, with Brazil remaining the world's largest producer⁴. These figures highlight coffee's importance as one of the cornerstones of the Brazilian economy⁵.

A large share of Brazil's coffee production is concentrated on small, family-owned farms⁶, which are characterized primarily by the use of family labor and small landholdings⁷. Historically, family agriculture depended on the children remaining on the farm to ensure ongoing production and care for older parents. However, this model has been challenged by the devaluation of agricultural work, low profitability, limited access to leisure and education, and the allure of urban lifestyles^{8,9}. The inversion of the rural age pyramid, with fewer young people and a growing elderly population, raises concerns about the future of family farming and the quality of life for the older adults population.^{8,9}

In this context, robotics has the potential to play a fundamental role in supporting these producers in their daily activities¹⁰. Robots have emerged as a solution to challenges such as transporting harvests, seasonal labor shortages, and reducing workers'

exposure to hazardous environments¹¹. They are cited as the primary direction for the development of disruptive technologies in the agricultural sector¹².

Social Assistive Robots (SARs) can, in addition to supporting agricultural production, enhance the social and emotional well-being of older adults through physical companionship, combating loneliness and psychological distress¹³. The research shows that these robots are designed to provide assistance to humans via social interactions. They can play a role as tutors, therapeutic aids, social mediators, or companions. This versatility of roles makes them effective in supporting a diverse range of users, such as students, older adults, and people with physical or cognitive disabilities¹³.

It is not only social-interaction capabilities that determine the success of SARs. Usability and accessibility constitute indispensable pillars for SAR effectiveness¹³.

In the context of Social Assistive Robots (SARs), usability is defined by ISO/IEC 9241-11:2018¹⁴ as the system's capacity to be intuitively learned, clearly understood, and reliably operated with minimal errors. These elements are essential for ensuring inclusive and effective interaction across diverse user profiles. In SAR applications, usability plays a critical role by enabling individuals with varying abilities, including those with specific needs and older adults, to interact with the robot confidently and efficiently, thereby enhancing its potential to support aging populations in agricultural environments.

Although there have been significant advances in the use of Artificial Intelligence (AI) and robotics in agriculture, little is known about the qualitative characteristics of human interaction with social robots in rural environments. This gap is highlighted by the absence of studies on robotic interfaces in the literature review conducted by¹⁵. This lack of research becomes even more relevant in the context of Agriculture 5.0, which represents the evolution of Agriculture 4.0 and is characterized by the expanded use of AI, robotics, and autonomous decision-making systems in agricultural work.

To address this research gap, this study utilizes a video depiction of the quadruped robot Unitree Go2 interacting within an agricultural setting as the central artifact for assessing user perception.

Taking into account the absence of studies in this area, the general objective of this research is to contribute to the development of age-sensitive and usable social robotics interfaces for Agriculture 5.0, focusing on the specific needs and acceptance structures of coffee producers. Furthermore, given the demographic challenges of aging in the sector, a key motivation of this work is to generate insights particularly valuable for designing inclusive solutions for elderly coffee producers.

In light of this objective, this research addresses the intersection of robotics, agriculture, and user perception through the following research questions:

RQ₁: *“How do coffee producers evaluate the social attributes of robots that assist in agricultural management?”*

RQ₂: *“How do the physical and behavioral designs of social robots affect acceptance among rural producers of different ages?”*

The first question (*RQ₁*) is essential for identifying which social attributes coffee producers consider relevant in assistive robots. The second question (*RQ₂*) leverages the insights from *RQ₁* to directly link user perception to actionable design principles, emphasizing the need for age-sensitive development tailored to the unique context and expectations of the rural producers.

The results of this study provide novel insights into how Brazilian coffee producers across two different age cohorts perceive the key social attributes—warmth, competence, and discomfort—of assistive agricultural robots, using the Robotic Social Attributes Scale (RoSAS). By revealing age-related differences in perception and highlighting younger generations' greater receptiveness to socially assistive technologies, the findings inform the design of human-centered robotic systems that align with the diverse needs of family-run farms. These results advance the emerging field of human–robot interaction (HRI) in Agriculture 5.0, underscoring the potential of social robots to support generational continuity and technological engagement in rural settings. In this sense, the general objective of this research is to contribute to the development of usable social robotics interfaces for Agriculture 5.0, with a special focus on elderly coffee producers.

The remainder of this paper provides a review of fundamental aspects relevant to this research in Section 2, followed by the methodology in Section 3 that details the empirical study based on users' perceptions of social robots. It then presents the study's findings in Section 4, along with corresponding discussions in Section 5 and conclusions, Section 6.

2 | BACKGROUND

This background section provides an overview of key topics relevant to the study: it first situates the discussion within the context of the Aging Population in Agriculture and the resulting demand for support, then introduces the role of Social Assistive Robotics as a potential solution. Subsequently, the section examines the emerging field of Rural Human-Robot Interaction (Rural HRI),

focusing on the unique challenges of technology adoption in the countryside. Next, the Quadruped Social Robot prototype is introduced as the central artifact of this investigation. The section concludes by reflecting on the Uncanny Valley phenomenon and established methods for assessing social aspects in robots, providing the theoretical framework for evaluating user acceptance.

2.1 | Aging Population in Agriculture

According to the Brazilian 2017 Agricultural Census¹⁶, there was a significant increase in the proportion of people over 65 years old in rural areas, rising from 17.52% in 2006 to 21.4% in 2017. Over the same period, the participation of the 25–35 age group declined from 13.56% to 9.48%. This aging is driven by reduced birth rates among rural women, changes in family structures, and the selective exodus of young people⁸.

Historically, the sustainability of family farming has been tied to the children remaining on rural properties, ensuring both the continuity of production and the care of elderly parents. However, this model has been progressively challenged by various factors, such as the devaluation of agricultural work, low profitability, limited access to leisure and education, and the allure of urban lifestyles^{8,9}. These demographic challenges have driven the development of technologies that help maintain the productivity and well-being of older adult rural producers, with this paper placing special emphasis on assistive social robotics as a promising avenue for a better quality of life of rural producers.

2.2 | Social Assistive Robotics

Agriculture 5.0 represents a new phase in the development of the agricultural sector, characterized by the incorporation of artificial intelligence–based technologies such as agricultural robots. This approach aims to support farmers' decision-making through the use of connected sensors distributed across the fields, which generate large volumes of data to be filtered, stored, and analyzed. Additionally, robots are employed to automate tasks, contributing to increased efficiency and precision in field operations¹⁷. Examples include robots developed for livestock management and dairy cattle milking¹⁸, as well as solutions from the company Solinftec, which created robots capable of performing tasks such as insect control and localized herbicide application in crops¹⁹.

The integration of robotics and artificial intelligence enables high-precision harvesting operations, ensuring the excellence of the final product^{20,21}. Thus, the incorporation of robots into coffee cultivation represents a milestone in the modernization of the sector, providing greater accuracy, automation, and sustainability to production^{20,22}.

However, agricultural modernization must take into account the demographic profile of those living in rural areas. Elderly residents in rural regions face challenges arising from aging, health conditions, and social changes²³. The inversion of the age pyramid, driven by the rural exodus of young people, raises crucial questions about family succession and the quality of life of the elderly population, and in family farming^{8,9}. Despite the efficiency gains, deploying these robots among rural populations of older adults requires interfaces specifically designed for users with lower technological familiarity and potential physical limitations.

In this context, it is essential that technological innovations be designed to inclusively address the needs of an increasingly aged rural population. The successful deployment of these systems requires moving beyond generic technology and focusing on the specificities of the farming environment and its users. This challenge defines the necessity for the emerging field of Rural Human-Robot Interaction (Rural HRI), which we discuss next.

2.3 | Rural HRI

The field of Rural Human-Computer Interaction (HCI) has gained prominence in recent years as researchers aim to address the specific technological needs of rural communities. These communities, often marked by geographic isolation and limited access to essential services, face distinct challenges that require context-sensitive technological interventions. Rural HCI has provided valuable insights into how interactive technologies can support areas such as agriculture, healthcare, education, and infrastructure in rural contexts^{24,15}.

Since 2018, there has been a notable rise in scholarly attention to Rural HCI, particularly in Asian countries where subsistence farming remains prevalent. However, this body of research has predominantly focused on smallholder farmers, with minimal attention to the perspectives of technologists who design and implement these systems. Furthermore, there is a marked

underrepresentation of studies focusing on Central and South America, despite countries like Brazil having substantial rural populations and agricultural significance¹⁵.

While this growing body of research is critical, an emerging gap has become evident: the limited exploration of HRI in rural contexts. Out of 107 papers analyzed in a recent review, only seven addressed HRI explicitly, suggesting a lack of attention to how robotic systems could be integrated into rural life¹⁵. Yet, rural environments present both compelling needs and unique opportunities for robotics. Applications such as autonomous agricultural machines, robot-assisted elder care, and mobile robotic platforms for healthcare delivery or environmental monitoring could substantially benefit rural populations.

Given the increasing deployment of robotics in sectors like agriculture, health, and public services, there is a critical need to establish Rural Human-Robot Interaction (Rural HRI) as a distinct area of research. Rural HRI would build upon the foundations of Rural HCI but focus specifically on understanding how people in rural communities interact with robotic technologies.

Importantly, this emerging field must go beyond technical deployment and adopt user-centered design principles tailored to the social and cultural contexts of rural users. As emphasized by Benos et al.²⁵, it is imperative to employ participatory design methodologies that actively engage farmers and rural stakeholders throughout the development process. Such involvement ensures that robotic systems are not only technically functional but also socially meaningful, culturally acceptable, and aligned with local values and practices—factors that are essential to foster long-term adoption and trust in rural settings. To investigate user acceptance within this demanding environment, the present study utilizes a quadruped robot platform, which offers the mobility necessary for the challenging terrains of coffee farms.

2.4 | Quadruped Social Robot

Quadruped robots have gained prominence in agriculture, particularly due to their ability to traverse rough terrain²⁶. This capability is essential for coffee plantations grown in mountainous regions. Unlike wheeled robots, which struggle on uneven surfaces, quadrupeds can move efficiently, making them ideal for challenging agricultural environments²⁶.

In addition to their mobility, these robots excel in their versatility for carrying out a range of agricultural tasks, such as sowing, weeding, fertilization, and the handling and transport of harvests^{27,28}. They also play a crucial role in crop monitoring and in detecting obstacles, animals, and people in the field^{27,29}. Precise obstacle identification is essential to ensure safe autonomous navigation, protecting both the robot and its surrounding environment²⁷.

These devices are equipped with advanced sensors and cameras that collect essential environmental data, aiding decision-making and enhancing production process efficiency^{30,27}. They can monitor parameters such as temperature, humidity, and environmental quality, as well as recognize patterns and field conditions^{27,28}. The combination of cameras, pressure sensors, and accelerometers further extends their applications^{30,28}.

Quadruped robots can also collaborate with humans in activities such as transporting harvests, avoiding collisions, and promoting safety in the work environment²⁷. This integration of human effort and automation boosts productivity and reduces occupational risks.

At this stage of the research, we opted to utilize a video depicting the quadruped robot interacting with users in agricultural settings as a cost-effective approach to managing the overall research budget. This decision was based on the feasibility of conducting the analysis while ensuring the experimental validity of the study design. Evaluating the acceptance of this prototype requires a robust theoretical framework capable of measuring social perception and potential discomfort, which leads to a discussion of the Uncanny Valley phenomenon and established social attribute scales.

2.5 | Uncanny Valley and Social Aspects Measurements in Robots

Masahiro Mori's Uncanny Valley theory³¹ proposes that as robots become more humanlike, users' emotional responses toward them become increasingly positive—up to a point. When human likeness becomes almost, but not perfectly, human, users' emotions drop into a “valley” of eeriness³¹. The y-axis of Mori's theory is called *Shinwakan*, a Japanese term that has proven challenging to translate into English. Mori³¹ translated it as “affinity,” and much of the literature has associated the concept with “warmth”³². Warmth and competence are important factors in forming first impressions among humans³³. The Uncanny Valley phenomenon is thus described as a feeling of eeriness or discomfort experienced when people encounter robots that closely resemble humans, either in appearance or behavior³¹.

Despite the potential discomfort generated by realistic robotic agents, researchers have proposed standardized scales to quantify social perceptions, enabling the design of systems that maximize human warmth and competence while minimizing discomfort.

The most widely adopted is the Godspeed scale³⁴, which evaluates five dimensions:

- Anthropomorphism: the degree to which the robot resembles a human being versus a machine;
- Likeability: how friendly the robot appears;
- Perceived intelligence: the assessment of the robot's cognitive capabilities;
- Perceived safety: the emotional state or anxiety level of the observer when interacting with the robot;
- Animacy: how "alive" or realistic the robot appears.

The Godspeed scale has become a standard in early HRI studies. However, Carpinella et al.³³ criticized it for not always capturing the emotional nuances and discomfort elicited by highly realistic robots. To address this limitation, Carpinella et al. (2017)³³ developed the Robot Social Attribute Scale (RoSAS), organized into three factors: *Warmth*, *Competence*, and *Discomfort*. This scale provides a clearer and more precise differentiation between positive and negative responses. The complete questionnaire, comprising 18 items, is presented in Section 3.2 of the methodology.

An important contribution of RoSAS lies in its enhanced capacity to measure warmth in social robots. Warmth is particularly relevant because it represents the dominant dimension of human social perception and is closely related to concepts of *shinwakan*, the y-axis in Mori's Uncanny Valley graph^{31,32}. In this study, we employ RoSAS to evaluate the social attributes of a prototype social robot and to gain insights into its position within the Uncanny Valley, as we are developing human-like communication in a currently zoomorphic quadruped platform. Besides, the use of the Uncanny Valley framework is justified beyond humanoid interfaces, since the relationship between animal-likeness and user affinity follows a similarly nonlinear pattern to that originally proposed for human likeness³⁵. Prior studies on zoomorphic robots have shown that those with a moderate degree of animal similarity are often perceived as less appealing than robots that are either highly realistic or distinctly artificial^{35,36,37}. Specifically, research with quadruped robots exhibiting canine-like traits indicates that affinity sharply declines at certain levels of resemblance before increasing again toward real dogs³⁷. Therefore, evaluating attributes such as organic is essential to understand how the robot's behavioral expressions align with users' expectations for non-humanoid social assistive technologies. While the application of the Uncanny Valley theory to zoomorphic robots remains an open research question³⁸, once such robots are endowed with human-like capabilities—such as conversational interaction—it becomes equally important to assess anthropomorphism.

3 | METHODOLOGY

This study is part of a research project aimed at identifying positive characteristics in social robot interfaces that foster their social acceptance within the context of Brazilian coffee cultivation. By doing so, it seeks to uncover attributes that can inform guidelines for social robot designers to apply in practical projects. These guidelines include design considerations specifically focused on supporting elderly individuals, who, due to demographic factors, must continue working in the coffee fields of Minas Gerais. In this way, the research intends to contribute to improving the working conditions of this population, in alignment with the Sustainable Development Goals³⁹.

While the literature shows important advances in the application of AI and robotics in agriculture, knowledge regarding the quality of interaction characteristics of social robots specifically within the Agriculture 5.0 context remains scarce. Current studies on interfaces for AI in rural settings are predominantly non-robotic¹⁵. Consequently, fundamental questions regarding Human-Robot Interaction (HRI) with social robots in Brazilian farming remain unexplored, a gap further confirmed by exhaustive searches conducted by the authors of this paper.

Taking into account the absence of studies in this area, this method aims at answering the research question *RQ₁*. To answer the research question, this study conducted an experiment with a group of 28 individuals involved in coffee production to assess their perceptions of the social attributes of a quadruped robot applied to tasks in coffee cultivation, specifically employing the Unitree Go2 platform as the experimental model. For this assessment, the Robot Social Attribute Scale (RoSAS) questionnaire was used. This instrument was selected based on a literature review in which RoSAS is listed among the most cited "Named Surveys," appearing alongside the Godspeed Questionnaire, the NASA Task Load Index (NASA TLX), and the System Usability Scale as one of the most popular tools in the studies analyzed⁴⁰. Additionally, the RoSAS stands out for its capacity to evaluate attributes of human warmth, which are understood to be important in measurements of the uncanny valley theory³³.

The project was reviewed by the Research Ethics Committee of the Federal University of Lavras (UFLA) and approved under the number HIDDEN FOR BLIND REVIEW.

Participants were invited to take part in the study either via WhatsApp or in person by one of the researchers. Along with the invitation, a link to the questionnaire, hosted on Google Forms, was provided. To proceed, each participant was required to indicate their agreement by accepting the Free and Informed Consent Form (FICF). Once consent was given, the form redirected them to a news report video about ongoing research involving the application of the quadruped robot in agriculture. Upon finishing the video, participants were taken to the page containing the RoSAS questionnaire.

Since the original video was in English, it was necessary to adapt it for a Brazilian audience. The video, produced by ITV News and publicly available on YouTube[‡], has a duration of approximately 2 minutes and 15 seconds and consists of an interview with a researcher who explains the capabilities and benefits of the quadruped robot, such as motor strength and its ability to navigate challenging terrain. The footage shows the robot walking outdoors to simulate a rural property, simulating potential applications in agriculture. A local farmer also appears in the report, highlighting the importance of using such robotic technology to monitor aspects such as soil moisture. To adapt the content for Brazilian participants, the English captions were translated and had their audio generated into Portuguese. The informational content of the original audio was preserved without modification.

The resulting dubbed video was uploaded to YouTube[§] as an unlisted video, intended solely for use in this research. The original source video is cited in the description to ensure transparency and ownership.

For the analysis of the data obtained via the RoSAS questionnaire, measures of central tendency and dispersion were first calculated—namely the mean, median, and standard deviation—to describe the response patterns for each evaluated attribute. Next, to identify potential differences in the perception of the robot's social attributes across the participants' age groups, the nonparametric Kruskal–Wallis Test was applied, which is appropriate for data that do not follow a normal distribution. Following the identification of diverse perception patterns, an Exploratory Clustering Analysis (ECA) was performed to segment the sample into distinct user profiles based on their attribute ratings. Finally, to examine linear relationships among the evaluated attributes, the Spearman's correlation coefficient was computed, and the results were visualized using heatmaps (Spearman Correlation Heatmaps), including both overall analyses and analyses segmented by questionnaire dimension and by age group.

3.1 | User profile

According to the 2017 Brazilian Agricultural Census¹⁶, the predominant profile of rural producers in the state of Minas Gerais is overwhelmingly male, representing 85% of the total. The age distribution shows a significant concentration of producers in the 55–64 age group, accounting for 25.70%, followed by the 45–54 age group, at 24.24%. These data reflect the aging of the rural population and the predominance of experienced farmers in agricultural activities.

Regarding educational attainment, the most common level is the former primary education (elementary), encompassing 33.82% of producers, followed by complete fundamental education (first level), which represents 17.3%. Regular secondary education and technical secondary education correspond to 12.91% and 2.23%, respectively. Only 8.11% of producers hold a higher education degree.

Another relevant statistic from the census is that only 33.02% of agricultural properties in the state of Minas Gerais have internet access, and of those, 80.21% use a mobile connection.

The sample collected for this study consisted of 28 participants, all residing in the southern region of Minas Gerais. The age distribution was split into two cohorts: the first with 15 participants aged between 18 and 49 (referred to as 18–49), and the second with 13 subjects aged 50 or older (referred to as 50+). Gender and education level were not collected because they were not required fields in the questionnaire, aiming to preserve participant privacy and focus the analysis on age-related differences.

While this sample is not intended to statistically represent the entire population of rural producers, its age distribution shows partial alignment with the 2017 Brazilian Agricultural Census, which identified a predominance of producers aged 45–64. This reinforces the study's focus on the challenges and opportunities of adopting new technologies among older rural populations.

These characteristics highlight specific challenges in the introduction of new technologies, particularly regarding the usability of digital tools and robotic equipment. Therefore, the methodology adopted in this study takes into account the need for accessible interfaces and strategies that facilitate technology acceptance in the context of family farming.

[‡] <https://youtu.be/LQrwbSfwcUo>

[§] <https://youtu.be/efvb57ySsmI>

3.2 | RoSAS questionnaire

The development of the RoSAS aimed to measure people's social perception of robots³³. Based on four studies, the authors identified three fundamental dimensions in this perception: Human Warmth, Competence, and Discomfort. This scale is psychometrically validated and can be used both to evaluate existing robot designs, predicting the smoothness of social interactions and to guide the design of new, especially anthropomorphic, robots by maximizing desirable characteristics and minimizing discomfort³³. Moreover, as a standardized measure, RoSAS enables comparisons between robots developed in different contexts and over time³³. The results obtained using this scale provide important insights into how variations in robot design influence the HRI experience.

The questionnaire is administered by asking participants to rate the degree to which certain words are associated with the category of robots. The assessment is based on 18 items, organized into three perceptual dimensions, as presented in Table 1³³. Responses are recorded on a 9-point Likert scale, ranging from 1 ("definitely not associated") to 9 ("definitely associated").

TABLE 1 Dimensions and attributes of the *RoSAS* (Robotic Social Attributes Scale) questionnaire.

Dimension	Attributes
<i>Warmth</i>	Happy, Feeling, Social, Organic, Compassionate, Emotional
<i>Competence</i>	Capable, Responsive, Interactive, Reliable, Competent, Knowledgeable
<i>Discomfort</i>	Scary, Strange, Awkward, Dangerous, Awful, Aggressive

3.3 | Sampling Method

This study employed a convenience sampling approach to recruit 28 coffee producers from the southern region of Minas Gerais state. While the total population of coffee producers in Minas Gerais comprises 45,109 producers⁴¹, the specific population size in the southern region remains unknown, making traditional probability sampling calculations challenging.

The sample size of 28 participants aligns with established practices in experimental research involving hard-to-reach populations. As discussed by Zimmerman *et al.*⁴⁰, most in-person studies in human–robot interaction (HRI) used samples under 50 participants, with the most frequent sample size being under 26 participants. While larger samples would enhance generalizability, practical constraints in recruiting rural participants often make them unfeasible.

Determining the required sample size should not be considered a direct answer to a research question; rather, it should be guided by cost, time, and logistical constraints⁴². In qualitative or exploratory research contexts, sample sizes of 30 or fewer participants are often sufficient to reach thematic saturation and generate meaningful insights⁴³.

Given the constraints of accessing coffee producers in rural areas and the exploratory nature of this research, the sample of 28 participants provides a practical balance between feasibility and the ability to capture initial attitudinal patterns. Rural access in southern Minas Gerais is limited by a range of social and logistical factors, including safety concerns such as theft of animals, production inputs, machinery, and tools, as well as apprehension regarding hired labor⁴⁴. Literacy limitations and low digital access further constrain participant recruitment, as many potential respondents face challenges in completing surveys or engaging with technology. Additionally, poor rural infrastructure, including unpaved or poorly maintained roads and limited internet connectivity, imposes significant logistical barriers to reaching coffee producers⁴⁴. Considering these constraints, the sample size of 28 allows for practical data collection while beginning to capture meaningful diversity in attitudes. The largest cooperative in southern Minas Gerais, Cooxupé, represents about 20,000 members⁴⁵, highlighting the heterogeneity within the regional producer population that our sample starts to reflect.

3.4 | Clustering Analysis Method

To explore underlying patterns in how coffee producers perceive robotic technologies, an unsupervised clustering analysis was conducted using participants' evaluations of the robot's social attributes. This analysis aimed to identify distinct attitudinal

profiles that reflect how users interpret the robot's warmth, competence, and discomfort dimensions, thereby contributing to both **RQ₁** and **RQ₂**.

Addressing **RQ₁**, the clustering analysis provided a data-driven way to capture variation in social perception—revealing groups of participants who shared similar impressions of the robot's emotional expressiveness, trustworthiness, and technical ability. Rather than assuming a uniform response, the analysis uncovered latent structures in the data, showing how farmers differ in their affective and cognitive evaluations of robotic assistance.

More importantly, in relation to **RQ₂**, the clustering method offered a means to link perceptual patterns to individual factors, such as age and exposure to technology, which are critical to understanding acceptance in rural contexts. By examining how clusters differ in their evaluations of physical and behavioral design traits (e.g., “organic,” “interactive,” or “mechanical” impressions), the analysis provided empirical grounding for interpreting how design features may foster or hinder acceptance among producers of different generations. Technically, several algorithms were tested—including K-Means, Agglomerative Hierarchical Clustering, and DBSCAN—both with and without Principal Component Analysis (PCA) for dimensionality reduction. The Elbow method and Silhouette Coefficient were used to determine the most coherent and interpretable grouping structure, ensuring that clusters represented meaningful differences rather than statistical artifacts. Overall, this analytical approach moves beyond descriptive comparisons to uncover behaviorally and demographically informed profiles of perception. These profiles serve as a foundation for discussing how robot design characteristics influence acceptance across user groups, providing concrete evidence for interpreting the interaction between design features and user demographics in agricultural robotics adoption.

4 | RESULTS

This section presents the results obtained from the RoSAS questionnaire. The original sample of 28 valid responses was systematically grouped into two distinct age-based categories to investigate age-related differences in robot perception: the younger group (18–49 years, $n = 15$ participants) and the older group (50+ years, $n = 13$ participants). The grouping of older people considering the age of 50 is aligned with findings from previous results in the literature, which identified changes in patterns of internet and technology use from that age⁴⁶. Given the observed relevance of age as a potential factor, particularly in the perception of the robot's organic nature, all subsequent statistical analyses focus on comparing these two independent groups. The section begins by reporting descriptive statistics, including means, medians, and standard deviations, for each RoSAS dimension. Then it follows with non-parametric analyses (Kruskal-Wallis tests) to examine significant differences between the age groups, concluding with an analysis of inter-dimensional correlations.

4.1 | Descriptive Results by Dimension

The descriptive statistics are presented in Table 2 for each RoSAS dimension along with their respective attributes, stratified by age group. For each group, we report the sample size (n), mean ($\bar{x}$), median (Mdn), and standard deviation (sd), followed by an overall summary row.

The overall perception of the social robot was predominantly positive regarding its technical capabilities, yet highly fragmented across social dimensions. As indicated at Table 2, the Warmth dimension was evaluated with a tendency toward non-association, with the median scores for the average dimension being 3.5 for the group 18–49 and 3.67 for the 50+ group, falling below the neutral midpoint of 5. The Competence dimension received the highest central tendency scores across both age groups, with most individual attributes having a median (Mdn) of 6.00 or higher. This strong consistency indicates that the majority of coffee producers broadly agree with the robot's technical abilities (rated between “Moderately associated” and “Highly associated”). In contrast, Discomfort scores remained low overall (median scores for the average dimension being 2.17 and 2.33 for 18–49 and 50+ groups, respectively), suggesting the robot is viewed as minimally threatening or unsettling by both groups.

Table 3 presents the results of the Kruskal–Wallis tests conducted for each perceptual attribute from the RoSAS scale. This nonparametric analysis was applied to examine potential differences between age groups in how participants perceived the robot across social and affective dimensions. Among all evaluated attributes, only the perception of the robot as *organic* (*not mechanical*) showed a statistically significant difference ($H = 3.857$, $p = 0.0495$), suggesting that older and younger participants differed in their evaluation of this characteristic. For all other attributes, p -values exceeded the conventional significance threshold

TABLE 2 Descriptive statistics of responses to the RoSAS questionnaire attributes, organized by dimension (Warmth, Competence, and Discomfort) and stratified by participants' age groups. Letter y stands for years old.

Dimension	Attribute	Age group					
		18-49 y (n=15)			50+ y (n=13)		
		$\bar{x}$	<i>Mdn</i>	<i>sd</i>	$\bar{x}$	<i>Mdn</i>	<i>sd</i>
Warmth	Feeling	4.73	5.0	2.79	3.85	4.00	2.64
	Happy	4.87	5.0	3.29	4.15	5.00	3.31
	Organic	2.07	1.0	2.09	3.38	2.00	3.12
	Compassionate	4.53	5.0	2.50	4.00	5.00	2.77
	Social	4.60	4.0	2.67	4.77	5.00	2.77
	Emotional	2.20	1.0	2.46	2.46	1.00	2.44
	Average	3.83	3.5	2.63	3.77	3.67	2.84
Competence	Knowledgeable	6.20	7.00	2.11	6.85	7.00	2.58
	Interactive	6.13	7.00	2.45	5.15	7.00	3.34
	Responsive	6.20	6.00	1.86	6.08	7.00	2.87
	Capable	6.40	7.00	2.41	7.00	7.00	2.38
	Competent	6.67	7.00	2.32	7.62	8.00	1.85
	Reliable	6.33	7.00	1.95	6.54	7.00	2.79
	Average	6.32	6.83	2.18	6.54	7.17	2.64
Discomfort	Aggressive	1.93	1.00	1.79	2.62	2.00	2.69
	Awful	2.93	2.00	2.19	4.00	2.00	3.24
	Scary	2.80	1.00	2.40	3.00	2.00	2.83
	Awkward	2.93	3.00	2.15	3.38	2.00	2.47
	Dangerous	2.73	1.00	2.52	3.00	2.00	2.97
	Strange	4.80	5.00	2.27	4.69	4.00	3.28
	Average	3.02	2.17	2.22	3.45	2.33	2.91

TABLE 3 Kruskal-Wallis Test Results for Perceptual Attributes - RoSAS

Question	H Statistic	p-value
Does the robot seem to have feeling?	0.8000	0.3710
Does the robot seem happy?	0.4170	0.5184
Does the robot seem organic (not mechanical)?	3.8570	0.0495
Does the robot seem compassionate?	0.2650	0.6064
Does the robot seem social?	0.0190	0.8894
Does the robot seem emotional?	0.0590	0.8084
Does the robot seem knowledgeable?	1.5610	0.2115
Does the robot seem interactive?	0.3970	0.5286
Does the robot seem responsive?	0.1760	0.6750
Does the robot seem capable?	0.9280	0.3355
Does the robot seem competent?	1.9670	0.1607
Does the robot seem reliable?	0.5240	0.4690
Does the robot seem aggressive?	0.9530	0.3290
Does the robot seem awful?	0.7840	0.3759
Does the robot seem scary?	0.0500	0.8239
Does the robot seem awkward?	0.2230	0.6367
Does the robot seem dangerous?	0.5160	0.4725
Does the robot seem strange?	0.0050	0.9444

of 0.05, indicating no significant group differences in perceived warmth, competence, or discomfort dimensions. The following subsections describe in deeper detail the results for each attribute by dimension.

4.1.1 | Warmth dimension

The overall perception of the robot was similar between the 18–49 age group ($\bar{x} = 3.83$, $Mdn = 3.5$) and the 50+ group ($\bar{x} = 3.77$, $Mdn = 3.67$). However, notable differences emerged in specific attributes related to Warmth. The younger group perceived the robot as having more feeling ($\bar{x} = 4.73$, $Mdn = 5.0$ vs. $\bar{x} = 3.85$, $Mdn = 4.0$), whereas the older group rated it higher in terms of being organic ($\bar{x} = 3.38$, $Mdn = 2.0$ vs. $\bar{x} = 2.07$, $Mdn = 1.0$) and social ($\bar{x} = 4.77$, $Mdn = 5.0$ vs. $\bar{x} = 4.60$, $Mdn = 4.0$). Among these attributes, *organic* stood out as the most distinct between age groups. The data did not meet the assumption of normality ($W = 0.715$, $p = 0.0008$), therefore, a Kruskal-Wallis test was employed. Considering the exploratory nature of this research and the novelty of its topic to society, besides the challenging of sampling in this context, there was a significant difference between groups ($H = 3.857$, $p = 0.0495$) and provides valuable insight into the still scarcely explored field of social robots in Agriculture 5.0. Both groups, however, agreed that the robot was not perceived as emotional, showing low scores for this attribute across ages ($\bar{x} = 2.20$, $Mdn = 1.0$ and $\bar{x} = 2.46$, $Mdn = 1.0$, respectively). As illustrated in Figure 1, the presence of outliers with notably high scores in the *Organic* and *Emotional* attributes across both groups suggests that a small subset of participants held a markedly positive perception of the robot in these sub-scales.

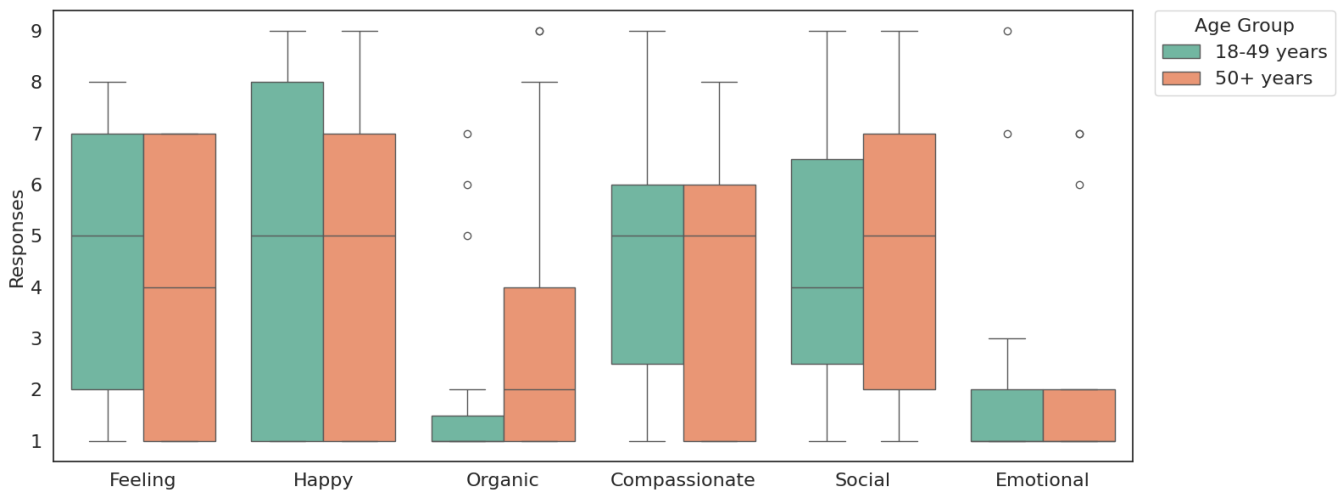


FIGURE 1 Evaluation of the robot's social attribute of *Warmth*, grouped by age group.

4.1.2 | Competence dimension

This dimension received the highest median scores across both age groups (Mdn between 6.83 and 7.17 for the dimension average), suggesting a generally high and positive perception of the robot's technical abilities (rated as 'Moderately associated' to 'Associated'). The dimension showed a slightly higher average score among the 50+ age group ($\bar{x} = 6.54$, $Mdn = 7.17$) compared to the 18–49 group ($\bar{x} = 6.32$, $Mdn = 6.83$). When analyzing individual attributes, the older group rated the robot considerably higher on Competent ($\bar{x} = 7.62$, $Mdn = 8.00$) and Knowledgeable ($\bar{x} = 6.85$, $Mdn = 7.00$), while younger participants perceived the robot as having higher Interactivity ($\bar{x} = 6.13$, $Mdn = 7.00$, compared to $\bar{x} = 5.15$, $Mdn = 7.00$ for the older group). Complementing this analysis, the presence of low-score outliers in the boxplots for Knowledgeable and Competent in both groups, and for Responsive and Reliable in the 50+ group, indicates that despite the high median scores, a minority of participants in both age ranges had a markedly negative experience, perceiving the robot as less competent and reliable than the majority, as illustrated in Figure 2.

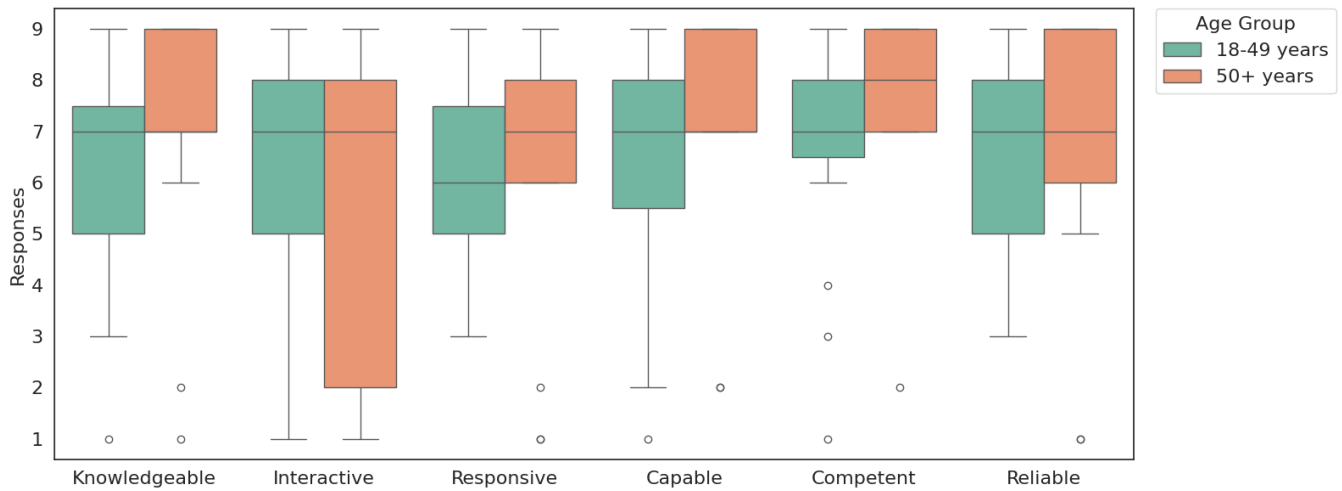


FIGURE 2 Evaluation of the robot's social attribute of *Competence*, grouped by age group.

4.1.3 | Discomfort dimension

This dimension revealed that the overall perception of the robot was low for both age groups, confirmed by the low median scores (*Mdn* of 2.17 for 18–49 y and 2.33 for 50+ y). However, the average perception was slightly higher among participants aged 50+ ($\bar{x} = 3.45$, *Mdn* = 2.33) compared to those aged 18–49 ($\bar{x} = 3.02$, *Mdn* = 2.17). The primary source of discomfort was identified as strangeness, rather than a perceived threat. The attribute Strange received the highest central scores within the dimension for both age groups ($\bar{x} = 4.80$, *Mdn* = 5.0 and $\bar{x} = 4.69$, *Mdn* = 4.0, respectively). Crucially, the median for the younger group (*Mdn* = 5.00) was neutral, while the older group's median (*Mdn* = 4.00) indicated that they were slightly more likely to associate the robot with strangeness. Despite the generally low average ratings for threat-related attributes, the analysis of outliers in the boxplots indicates that a small portion of participants experienced more negative perceptions. Extreme scores were observed for the Aggressive attribute in both age groups, and for Dangerous in the 50+ group. These outliers suggest that, for a minority, the robot was associated with sensations of aggressiveness and danger, an insight that diverges from the overall trend and warrants cautious consideration regarding safety perception, as illustrated in Figure 3.

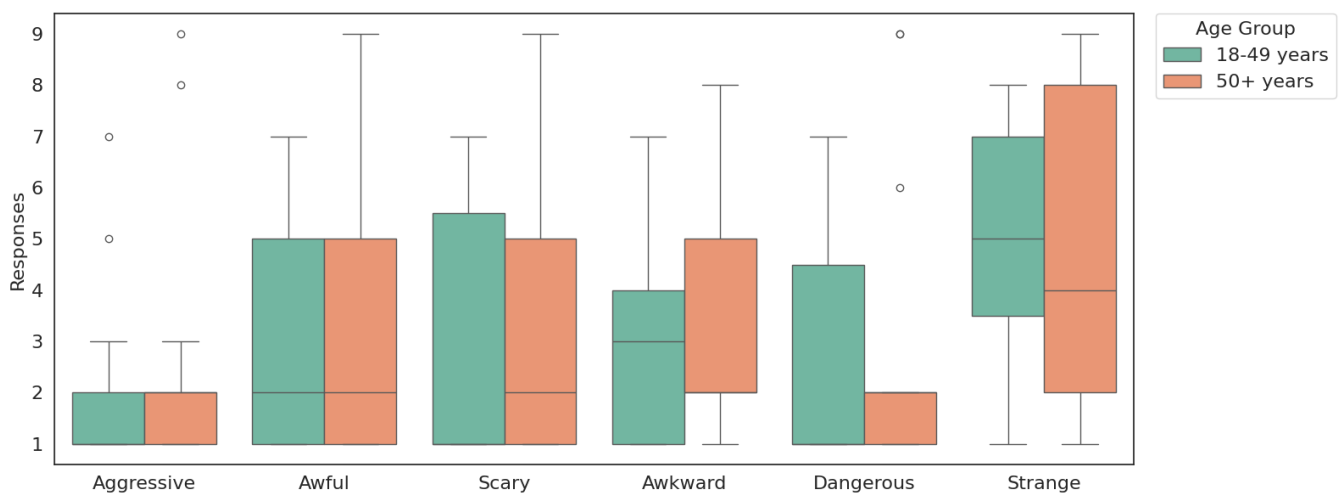


FIGURE 3 Evaluation of the robot's social attribute of *Discomfort*, grouped by age group.

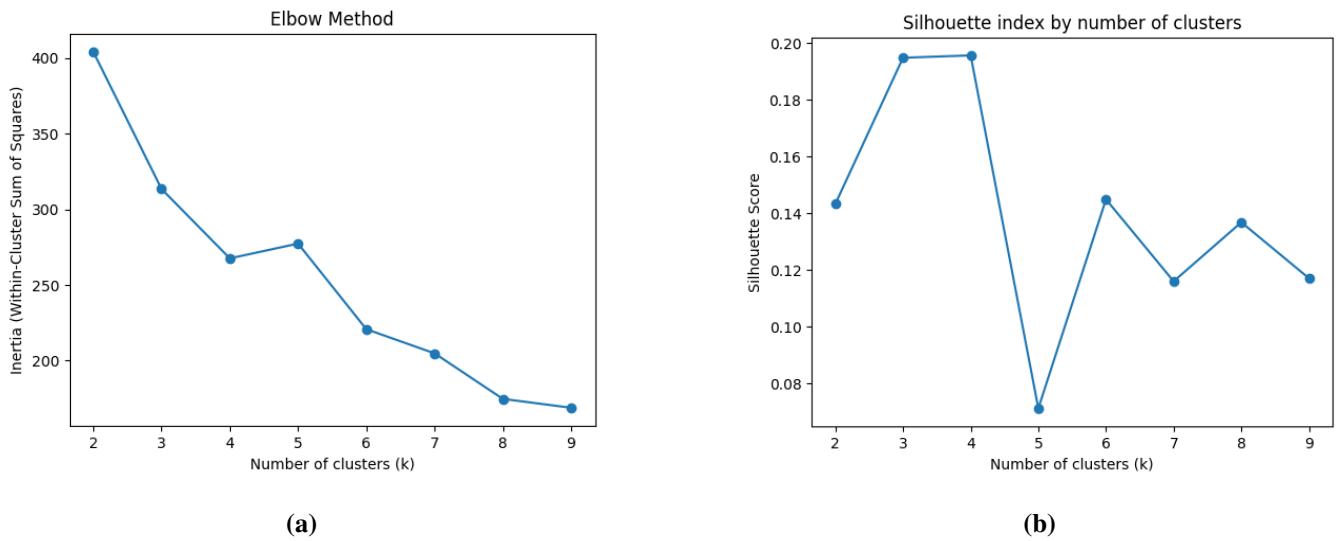


FIGURE 4 Evaluation of clustering performance to identify the optimal number of clusters: a) Cluster number selection based on the Elbow method. b) Average Silhouette Coefficient values for different clusters.

4.2 | Exploratory Clustering Results

Preliminary analyses revealed consistent agreement among participants regarding the robot's competence-related attributes, but also considerable variability in social and discomfort-related evaluations. The high dispersion in these dimensions indicates a clear polarization of attitudes toward the robot's social behavior and appearance. Moreover, a statistically significant difference ($p < 0.05$) between the two age groups in the perception of the robot's organic or mechanical nature suggests that age may play a decisive role in shaping early acceptance of agricultural robots.

Building on these findings, an unsupervised clustering analysis was conducted to uncover latent attitudinal profiles among coffee producers. This step aimed to move beyond mean comparisons and instead capture how distinct groups of participants evaluate the robot's warmth, competence, and discomfort attributes. In doing so, the analysis directly addressed **RQ₁**—by characterizing how producers evaluate the social traits of the robot—and, crucially, **RQ₂**—by revealing how differences in perceived physical and behavioral design features align with age-related patterns of acceptance.

Several clustering algorithms were tested, including *K-Means*, *Agglomerative Clustering*, and *DBSCAN*, both with and without dimensionality reduction through Principal Component Analysis (PCA). Cluster quality was assessed using the Elbow method (Figure 4a) and the Silhouette Coefficient (Figure 4b), which measure the internal cohesion and separation of the resulting groups. Both criteria indicated that the optimal number of clusters was four. Among the tested algorithms, the *K-Means* method achieved the best overall performance, with a silhouette value of 0.1957, followed by the agglomerative approach (0.1569), whereas DBSCAN failed to produce valid clusters.

The four-cluster solution obtained via K-Means revealed meaningful distinctions in how participants evaluated the robot (Table 4). Although the overall separation between groups was moderate, each cluster displayed an internally coherent profile that can be interpreted as a distinct attitude toward robotic assistance in agriculture.

The resulting clusters can be summarized as follows:

Cluster 0 – Engaged Supporters Participants in this group rated the robot highly on all affective and competence-related traits. They demonstrate the highest degree of anthropomorphism, perceiving the robot as emotionally engaging (*happy* 8.00, *emotional* 7.67) and technically capable. Notably, this cluster provided the highest mean rating for the robot seeming *organic* (*not mechanical*) (7.00), a variable that showed a statistically significant difference across the age groups ($p = 0.0495$), a finding that will be further discussed in the Discussion section. The high rating for *reliable* (8.33) and *interactive* (8.33) suggests that for this cluster, technical competence is validated through a positive social experience.

Cluster 1 – Pragmatic Users This cluster showed high evaluations of functional competence (*competent* 7.41, *knowledgeable* 6.82) but minimal emotional engagement (*happy* 3.59, *emotional* 1.59). This cluster provided the lowest mean rating for

TABLE 4 Mean ratings per cluster for selected robot perception attributes.

Attribute	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Does the robot seem feeling?	6.67	4.53	4.50	1.50
Does the robot seem happy?	8.00	3.59	2.00	8.50
Does the robot seem organic (not mechanical)?	7.00	2.18	1.25	3.00
Does the robot seem compassionate?	6.33	3.76	2.75	6.50
Does the robot seem social?	8.33	3.88	3.00	7.00
Does the robot seem emotional?	7.67	1.59	1.00	2.75
Does the robot seem knowledgeable?	8.33	6.82	1.75	8.50
Does the robot seem interactive?	8.33	5.53	1.50	8.50
Does the robot seem responsive?	8.67	6.76	2.50	5.25
Does the robot seem capable?	8.67	7.12	1.75	8.25
Does the robot seem competent?	8.67	7.41	3.25	8.50
Does the robot seem reliable?	8.33	6.71	2.00	8.25
Does the robot seem aggressive?	5.67	1.47	2.25	3.00
Does the robot seem awful?	5.67	3.65	3.00	1.25
Does the robot seem scary?	7.33	2.88	1.25	1.25
Does the robot seem awkward?	5.67	2.94	2.25	3.00
Does the robot seem dangerous?	7.67	1.94	4.50	1.50
Does the robot seem strange?	6.00	5.41	4.25	1.50

the robot seeming *organic (not mechanical)* (2.18), a variable that showed a statistically significant difference across the age groups ($p = 0.0495$). This fact is discussed later in discussions section.

Cluster 2 – Innovation Skeptics Characterized by consistently low ratings across nearly all positive dimensions, this group expressed the least positive perceptions. The robot was viewed as less competent, less responsive, and received the highest ratings for attributes associated with reluctance, particularly *dangerous* (4.50) and *strange* (4.25).

Cluster 3 – Confident Adopters Participants in this group exhibited the highest overall positive reception. They rated the robot very highly on competence (*knowledgeable* 8.50, *competent* 8.50) and superficial social traits (*happy* 8.50), while assigning minimal scores to negative attributes. Crucially, they strongly differentiated between social friendliness and human-like sensitivity, giving notably low scores to *feeling* (1.50) and *emotional* (2.75). This characterizes them as optimistic adopters who value a reliable, cheerful assistant, but not an emotional partner.

Overall, the clustering results indicate that coffee producers' perceptions of social robots are not homogeneous. Figure 5 presents the mean responses across questions for each of the four clusters. Cluster 0 (*Engaged Supporters*) exhibits high affective engagement and a tendency to anthropomorphize the robot. Cluster 1 (*Pragmatic Users*) adopts a pragmatic view, emphasizing functionality over emotional connection. Cluster 2 (*Innovation Skeptics*) reflects hesitation and perceived risk, whereas Cluster 3 (*Confident Adopters*) represents strong affective trust and acceptance. Together, these patterns reveal a continuum of attitudes—from skepticism to enthusiasm—shaped by differing expectations, familiarity, and comfort levels with technology. These findings offer a valuable foundation for tailoring communication, training, and design strategies to foster technology acceptance among rural users.

4.3 | Correlation Analysis between Dimensions

The aggregated Spearman's correlation coefficients, as shown in Figure 6, provide an overview of the relationships among the attributes. The attributes within the Warmth dimension exhibited high internal consistency in participants' perceptions. The strongest correlations emerged between attributes related to socialization and emotional expressiveness. Notably, for the Warmth dimension (Fig. 6a), perceiving the robot as *social* was strongly associated with seeing it as *happy* ($r = 0.73, p < 0.001$), while the perception of *emotional* was positively correlated with *organic* ($r = 0.61, p < 0.001$), *compassionate* ($r = 0.60, p < 0.001$), and *social* ($r = 0.57, p < 0.01$). These findings suggest that participants tended to evaluate the robot holistically within this dimension, attributing multiple affective traits simultaneously. This supports the internal validity of the RoSAS scale in the assessed context.

The attributes within the Competence dimension (Fig. 6b) exhibited strong internal consistency, as evidenced by high correlations among most items. The strongest associations were found among a cluster of attributes that validate the perception of the robot as capable, reliable, and knowledgeable. Notably, the perception of the robot as *capable* and *competent* had the highest

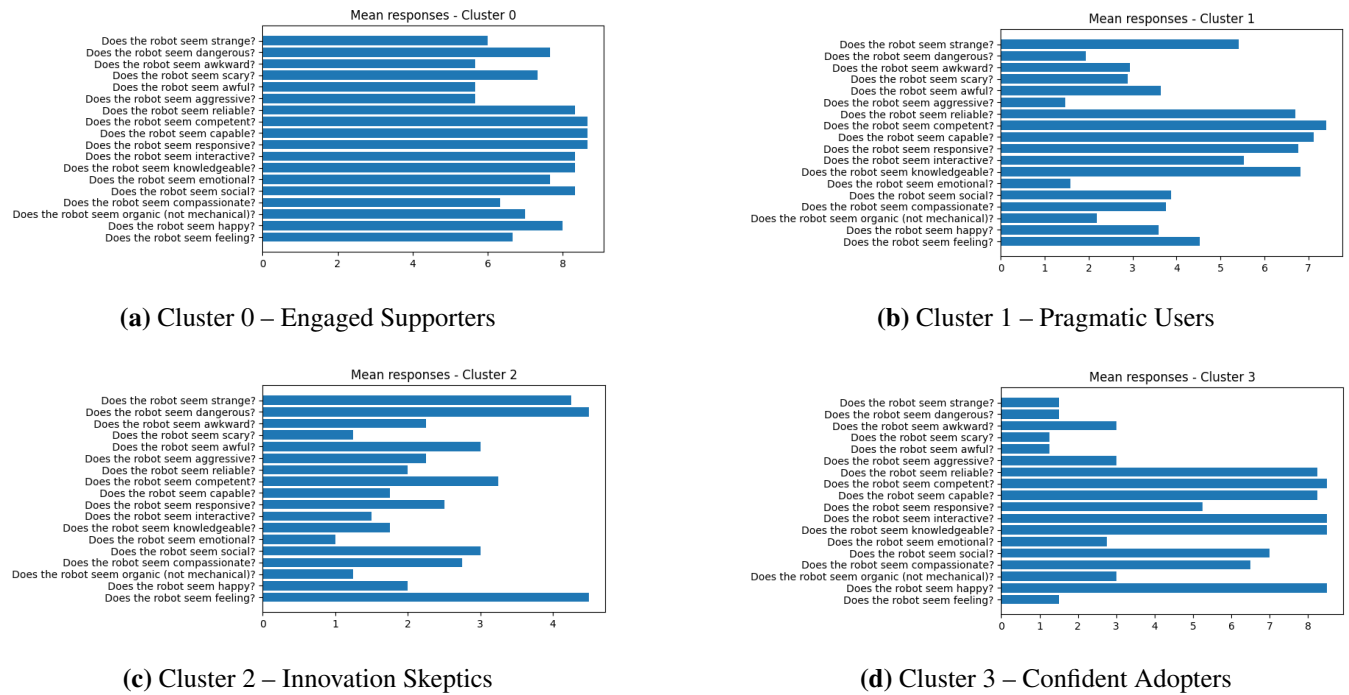


FIGURE 5 Mean responses by question for each identified cluster.

correlation ($r = 0.91, p < 0.001$), followed by the strong relationship between *knowledgeable* and *reliable* ($r = 0.89, p < 0.001$). The main exception to this internal cohesion was the weak correlation between *interactive* and *responsive* ($r = 0.22$), possibly due to participants distinguishing between a robot that communicates actively and one that responds efficiently.

Finally, the Discomfort dimension (Fig. 6c) demonstrated notable internal consistency, especially among attributes related to perceptions of threat. The strongest correlation was observed between the perceptions of the robot as *aggressive* and *dangerous* ($r = 0.82, p < 0.01$), validating the logical connection between these constructs. Other strong associations, such as between *awful* and *strange* ($r = 0.61, p < 0.01$), and *aggressive* and *scary* ($r = 0.59, p < 0.01$), suggest that various forms of discomfort tend to be interrelated in participants' assessments. The weakest correlation ($r = 0.222$), between *awkward* and *strange*, suggests that participants differentiate between lighter forms of social discomfort and a more general sense of strangeness.

After the macro evaluation, we split between the two cohorts and evaluate the correlation separately. The Warmth dimension, in Fig. 7, revealed clear differences in how age groups structure their perceptions. Among younger participants (18–49 years), the understanding appeared more segmented, with strong correlations mainly between *happy* and *social* ($r = 0.764; p < 0.01$) and between *organic* and *emotional* ($r = 0.70; p < 0.01$). In the 50+ group, however, perceptions were more integrated, with very high associations between *compassionate* and *social* ($r = 0.85; p < 0.001$), *social* and *emotional* ($r = 0.85; p < 0.001$), and *compassionate* and *emotional* ($r = 0.78; p < 0.01$). In this group, compassion emerges as a central attribute that connects other social and emotional traits.

Figure 8 illustrates the Competence dimension, which was consistently perceived across age groups, though with differences in the strength of specific relationships. Among younger participants, strong correlations emerged between *capable* and *competent* ($r = 0.88, p < 0.001$) and between *reliable* and *competent* ($r = 0.89, p < 0.001$). In the 50+ group, the perceptual structure was even more consolidated, with an exceptionally high correlation between *knowledgeable* and *reliable* ($r = 0.93, p < 0.001$), along with a strong association between *capable* and *competent* ($r = 0.92, p < 0.001$). These results suggest that, for older participants, trust in the robot depends more directly on its perceived capability and knowledge, underscoring the central role of these attributes in shaping acceptance.

Lastly, the Discomfort dimension, presented in Figure 9, indicated that the perception of threat was similar across age groups, with the strongest correlation found between *aggressive* and *dangerous* ($r = 0.80(p < 0.001)$ for younger and $r = 0.83(p < 0.001)$ for older participants). However, among the 50+ group, the overall structure of Discomfort was more cohesive, with stronger associations involving strangeness and aversion, such as *awful–strange* ($r = 0.78, p < 0.01$) and *scary–strange* ($r = 0.74, p < 0.01$).

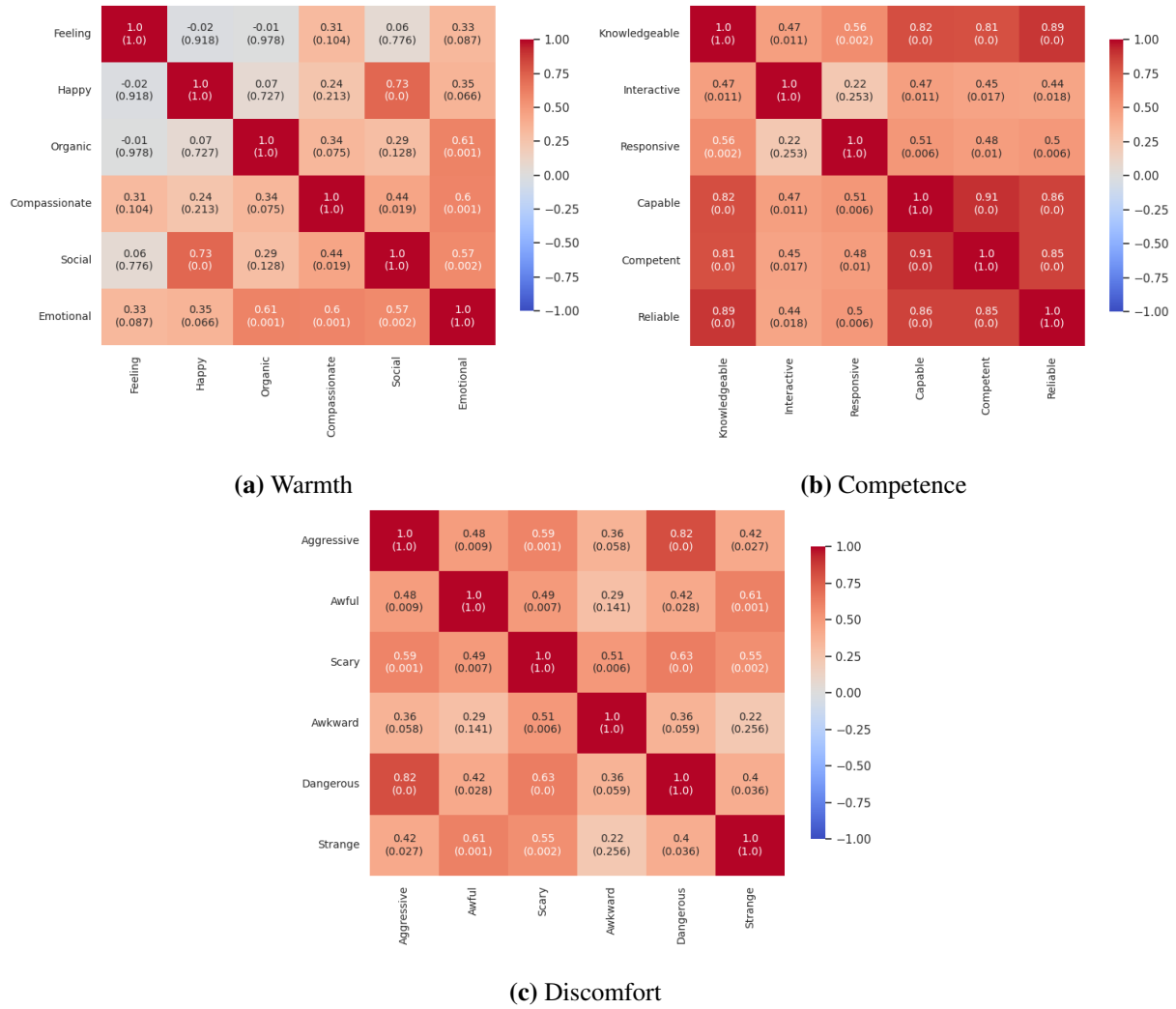


FIGURE 6 Spearman Correlation Heatmap separated by dimensions and grouped by all participant categories. The annotation between parenthesis is the p-value associated to that Spearman correlation.

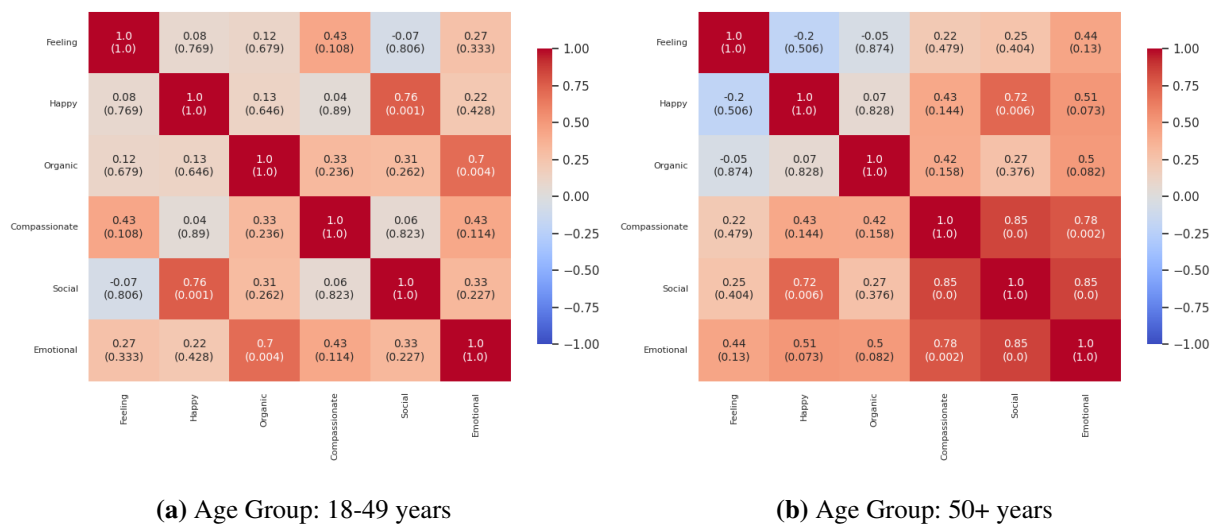


FIGURE 7 Spearman Correlation Heatmap for the Warmth dimension, grouped by participant age categories.

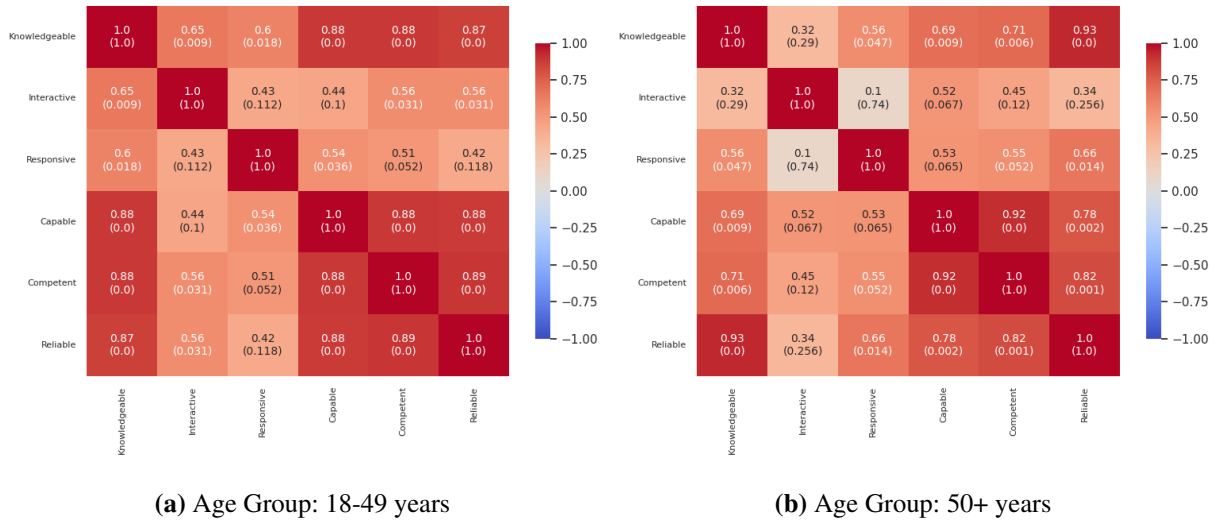


FIGURE 8 Spearman Correlation Heatmap for the Competence dimension, grouped by participant age categories.

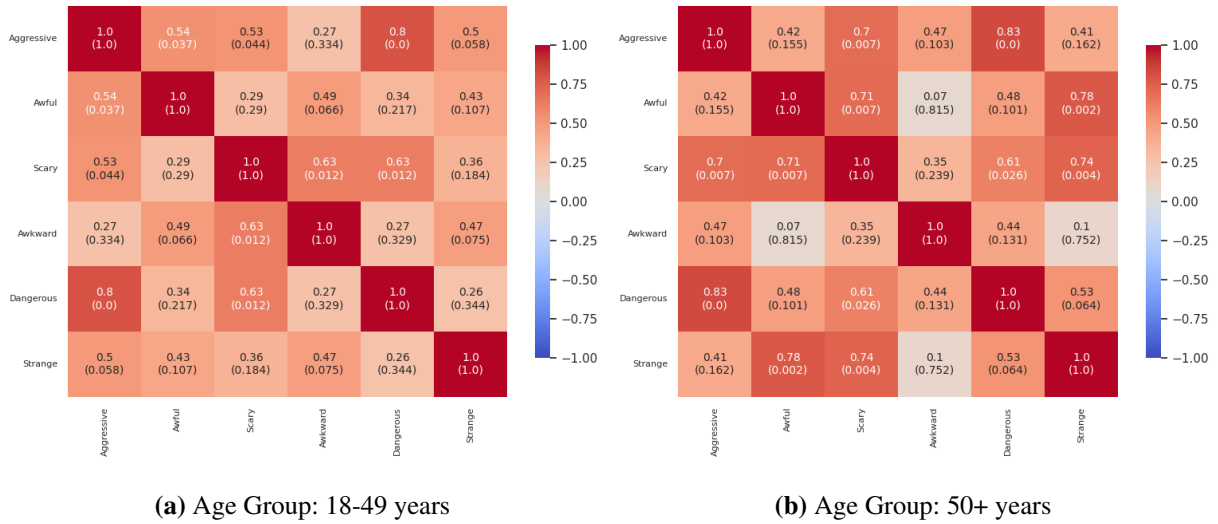


FIGURE 9 Spearman Correlation Heatmap for the Discomfort dimension, grouped by participant age categories.

This suggests that, for older participants, feelings of strangeness are more closely tied to perceptions of threat, underscoring the importance of familiarity in fostering robot acceptance.

5 | DISCUSSION

The overall perception of the social robot was predominantly positive regarding its technical capabilities, yet notably fragmented across social dimensions. As shown in Table 2, the Warmth dimension tended toward non-association, with median scores of 3.5 for the 18–49 group and 3.67 for the 50+ group—both below the neutral midpoint of 5. In particular, the perception of the robot as organic (not mechanical) showed a statistically significant difference ($H = 3.857, p = 0.0495$), indicating that, within the scope of this study, older farmers perceived the robot as more organic. This finding suggests that future generations of coffee farmers may view social robots as less organic, highlighting the importance of considering generational differences in the design and adoption of robotic technologies in agricultural settings. Future research should further explore how this generational shift may influence acceptance and integration of social robots on farms.

The Competence dimension received the highest central tendency scores across both age groups, with most attributes presenting a median (*Mdn*) of 6.00 or higher. This consistency indicates that coffee producers generally agree on the robot's technical proficiency, with ratings falling between "Moderately associated" and "Highly associated." This strong consensus suggests that coffee producers perceive the robot as capable and reliable in performing its intended agricultural tasks. In contrast, Discomfort scores remained low overall (median scores of 2.17 and 2.33 for the 18–49 and 50+ groups, respectively), suggesting that the robot was perceived as minimally threatening or unsettling by participants in both groups. Low discomfort is a positive indicator for initial acceptance, as it implies that exposure to the robot does not evoke negative social interaction consequences.

The cluster analysis revealed four distinct user profiles that capture varying perceptions of the agricultural robot's social and technical attributes. These profiles suggest not only differences in evaluative focus—ranging from affective engagement to pragmatic functionality—but also potential demographic influences shaping these perceptions. In particular, the attribute *organic* (not *mechanical*), which might have influenced clusters 0 and 1.

Cluster 0 (*Engaged Supporters*) demonstrated the highest scores in both affective and competence-related traits, perceiving the robot as emotionally expressive and technically capable. Their strong anthropomorphic perception and elevated rating for the robot's *organic* quality (7.00) suggest that participants in this group may include a larger proportion of older farmers. Previous research has shown that older individuals often attribute more human-like qualities to technologies that demonstrate reliability and social cues, perhaps reflecting a preference for familiar, embodied forms of interaction over abstract or purely digital ones. This tendency could explain why this cluster simultaneously valued emotional engagement and technical trustworthiness^{47,48}.

In contrast, Cluster 1 (*Pragmatic Users*)—which provided notably low ratings for the *organic* attribute (2.18)—appears to reflect a younger, more technically oriented group. These participants evaluated the robot primarily in terms of instrumental performance, with little attention to its affective or human-like characteristics. Younger users, often more exposed to digital automation and artificial systems, may be less inclined to anthropomorphize robots, instead focusing on their efficiency and functionality⁴⁹. This orientation aligns with the profile of participants who regard robots as intelligent tools rather than social partners.

Taken together, the patterns observed in Clusters 0 and 1 suggest that generational differences may have indirectly shaped the clustering outcome. The perception of "organic (not mechanical)" appears to mediate how participants balance social and technical aspects of robotic design—serving as a bridge between emotional connection and practical acceptance. Thus, while affective engagement and competence jointly define positive user experiences, their relative weighting may depend on age-related expectations and familiarity with technology. These findings underscore the importance of considering demographic diversity when designing and evaluating social agricultural robots, as users' interpretations of human-likeness and reliability can vary substantially across generational lines.

Clusters 2 and 3 present straightforward profiles that do not require extensive interpretation beyond their inherent characteristics. Cluster 2 ("Innovation Skeptics") comprises participants with consistently low evaluations across most positive attributes, suggesting an overall unfavorable impression of the robot. Their higher ratings on traits like dangerous and strange reinforce a general sense of caution or distrust. In contrast, Cluster 3 ("Confident Adopters") demonstrates the opposite pattern, with the most positive evaluations of competence and friendliness. However, their low scores on emotional sensitivity dimensions indicate that, while they appreciate the robot's efficiency and approachable demeanor, they do not seek emotional engagement. These clusters, therefore, reflect two clear ends of the perception spectrum—skeptical resistance and confident acceptance—without requiring further nuanced explanation. We expect that these clusters help future design of interactive social robots to better accommodate social robots in Agriculture 5.0.

Although the overall results indicated similar levels of acceptability across age groups in the *Warmth* dimension, the Spearman correlation coefficients revealed subtle differences in how its attributes were perceived. Among participants aged 50 years or older, the perceptual structure was more cohesive, showing extremely strong correlations among the attributes *compassionate*, *emotional*, and *social*. These results suggest that compassion functions as a central attribute, integrating affective and relational elements into a more holistic perception of warmth. In contrast, the 18–49 age group exhibited a less articulated structure, with correlations concentrated in specific attribute pairs such as *happy*–*social* and *organic*–*emotional*. This structural difference indicates that, although both groups attributed similar levels of acceptability to the robot, older participants tended to perceive it as a socially integrated entity. In contrast, younger participants fragmented their perception into distinct emotional and relational aspects. This divergence may reflect generational differences in mental models of social agency and familiarity with interactive technologies.

The *Competence* dimension exhibited one of the highest internal consistencies among all dimensions assessed, with correlations exceeding $r = 0.90$ between central attributes such as *reliable*, *knowledgeable*, and *capable*. This strongly integrated structure was

particularly evident among participants aged 50 years or older, for whom perceptions of reliability were nearly indistinguishable from those of knowledge and capability. This semantic overlap suggests that, for this group, trust in the robot is intrinsically linked to its demonstration of technical competence. From a design perspective, these findings indicate that robots intended for older producers could benefit from visual and behavioral cues that emphasize expertise and functionality, thereby fostering trust and ultimately increasing the technology's acceptability within agricultural contexts.

The correlation analysis revealed that the social robot was not perceived as threatening across age groups, with consistently low mean ratings for the attributes *aggressive*, *dangerous*, and *scary*. However, the main source of discomfort identified was the perception of *strangeness*. This characteristic stood out as the highest-rated within the *Discomfort* dimension and showed relevant correlations with feelings of aversion, particularly among participants aged 50 years or older. For this group, perceiving the robot as strange was more strongly associated with judgments such as *awful* and *scary*, suggesting a deeper connection between unfamiliarity with technology and sensations of fear or rejection. This association was less evident among younger participants, indicating a relevant generational difference: while for younger users strangeness may represent only curiosity or mild unease, for older users it appears to evoke more intense emotional reactions. These findings indicate that design strategies that promote familiarity, predictability, and visual empathy may be important for reducing perceived discomfort among older users and thereby facilitating their technological acceptance.

Based on the results obtained, it becomes evident that the design of social robots aimed at agriculture must consider age-segmented approaches. For older producers, implementing a generic "social" behavior is not enough; it is essential to prioritize strategies that reduce the sense of strangeness and reinforce attributes such as competence and reliability. These characteristics were identified as central to this group's technological acceptance, indicating that design should favor clearer interfaces, predictable behaviors, and the explicit demonstration of specialized knowledge. These implications align with the literature on social robotics, which highlights the importance of familiarity, predictability, and alignment with user expectations as critical factors for engagement, especially among older and rural populations⁴⁷. Moreover, it is imperative to employ user-centered design principles and participatory approaches, actively involving farmers throughout development so that the resulting robots are socially and culturally appropriate²⁵. This direct involvement may foster not only acceptance but also the contextual adaptation of technologies to the daily life and real needs of family coffee farming.

In contexts such as agriculture, where functionality is a core value, the robot's form can exert a strong influence on the perception of its competence. The findings of this study indicate that, especially among older producers, the robot's reliability is directly related to its appearance of knowledge and capability. This aligns with the findings of Sun et al., who highlight that robots in early development stages often face rejection when their appearance does not match expectations of practical and reliable performance⁵⁰. Therefore, the visual design should be strategically planned to reinforce the robot's operational credibility, avoiding forms that suggest fragility or practical uselessness.

This study makes a significant contribution to the literature by demonstrating that the acceptance of social robots by rural producers is not a single and homogeneous metric but rather a multifaceted construct whose internal structure varies according to age group. Although the nonparametric tests indicated similar overall acceptability between groups (except for the **organic** attribute in the **warmth** dimension), the correlation analyses revealed profound structural differences in how attributes are perceived and interrelated. This approach allows us to go beyond superficial comparisons and capture fundamental nuances—such as the central role of compassion among older participants and the emphasis on emotional expressiveness among younger ones. By detailing these latent structures of acceptance, this study expands the understanding of human–robot interaction in agricultural contexts and provides valuable insights for designing technologies that are sensitive to user profiles.

Despite the contributions of this study, it is important to acknowledge limitations related to the sample size and composition. With 28 participants, all coffee producers in a specific geographic and cultural context, the findings are exploratory and cannot be generalized to other populations or sociotechnical contexts. However, it is worth noting that previous studies in the field of Human–Robot Interaction, such as⁴⁰, indicate that samples of around 26 participants are frequently adopted in this type of research. Nevertheless, future studies are recommended to expand the sample, including participants from different socioeconomic backgrounds, regions, and agricultural sectors. It would also be relevant to investigate how these perceptions evolve over time through longitudinal studies, allowing observation of how continued use and familiarity with the robot affect acceptance and the perceptual structures of its attributes.

6 | CONCLUSIONS

This study examined how Brazilian coffee producers perceive and evaluate a social robot designed to assist in agricultural management. Drawing on both quantitative and interpretive analyses, we explored how users' age, perception of social attributes, and design-related preferences shape the acceptance of robotic technologies in rural contexts. The following subsections synthesize our main findings in direct response to the research questions, highlighting key insights into the social evaluation of robots (RQ₁) and the influence of their physical and behavioral design on acceptance among producers of different ages (RQ₂).

6.1 | Addressing RQ₁: How do coffee producers evaluate the social attributes of robots that assist in agricultural management?

This study explored how Brazilian coffee producers evaluate the social attributes of a robot designed to assist in agricultural management by applying the Robotic Social Attributes Scale (RoSAS). Across both age groups (18–49 and 50+ years), coffee producers perceived the robot as technically capable and reliable, assigning consistently high ratings to the *Competence* dimension. This finding indicates that, regardless of age, producers primarily judge robotic assistance through its capacity to perform agricultural tasks effectively and dependably.

In contrast, evaluations of *Warmth* and *Discomfort* revealed more nuanced differences. Although warmth ratings were below the neutral midpoint, indicating limited affective association, the attribute *organic (not mechanical)* showed a statistically significant difference between age groups ($p = 0.0495$). Older producers perceived the robot as more organic, suggesting a higher level of perceived social affinity. Correlation analyses further showed that the 50+ group associated warmth-related attributes—such as *compassionate*, *emotional*, and *social*—in a highly cohesive structure, indicating a more holistic interpretation of the robot's social presence. Younger participants, by contrast, displayed a fragmented perception in which social and emotional aspects were less interconnected.

Low discomfort ratings across all groups suggest that the robot was not viewed as threatening or aversive. However, the perception of *strangeness* emerged as the main source of unease, particularly among older participants, where it correlated with stronger emotional reactions such as fear or aversion. These results imply that while coffee producers overall accept the idea of robotic assistance, their comfort and affinity levels depend on age-related factors and familiarity with technology.

Collectively, these findings demonstrate that producers tend to evaluate social robots through a dual lens—functional reliability and social approachability. Whereas competence secures initial trust, warmth-related cues shape sustained comfort and engagement, especially among older farmers. These insights highlight the importance of embedding affective design elements that foster familiarity and empathy, thereby promoting broader adoption of socially assistive robots in agricultural contexts and contributing to more decent work opportunities for aging rural populations³⁹.

6.2 | Addressing RQ₂: How do the physical and behavioral designs of social robots affect acceptance among rural producers of different ages?

Cluster analysis revealed four user profiles that illustrate how design-related perceptions of robots vary across age groups and evaluative orientations.

Cluster 0 – Engaged Supporters exhibited high ratings for both affective and competence-related traits, perceiving the robot as *happy*, *emotional*, and *reliable*. Their elevated score for the *organic (not mechanical)* attribute (7.00) suggests that participants in this cluster—likely including older producers—respond positively to physical and behavioral cues that convey naturalness and emotional expressiveness. For these users, social design features enhance trust and engagement, indicating that anthropomorphic and responsive behaviors can effectively support technology acceptance in aging farming populations.

Cluster 1 – Pragmatic Users, conversely, rated the robot high in technical competence but low in affective warmth. Their low score for *organic (not mechanical)* (2.18) reflects a preference for function over form, consistent with younger producers' familiarity with automation and digital tools. For them, anthropomorphic cues are less critical; acceptance depends more on reliability, precision, and efficiency.

Cluster 2 – Innovation Skeptics expressed generally low evaluations across most dimensions, particularly for social engagement, suggesting resistance to unfamiliar technologies. In contrast, *Cluster 3 – Confident Adopters* demonstrated the opposite pattern, with the most positive evaluations of competence and friendliness. However, their low scores on emotional sensitivity dimensions

indicate that, while they appreciate the robot's efficiency and approachable demeanor, they do not seek emotional engagement. For both clusters, we could not observe any indication on age related effects.

These differentiated profiles reveal that acceptance of social robots in agricultural contexts hinges on how design attributes align with users' age-related expectations and experiences. Physical features that appear organic or relatable, and behavioral cues that express warmth without overstepping into human-like mimicry, may enhance acceptance among older users. Meanwhile, streamlined, efficient, and predictable behaviors are more appealing to younger users who value functionality over expressiveness.

In summary, the findings underscore that the physical and behavioral design of social robots must be adaptable to generational preferences: emotionally attuned and empathetic for elderly producers, and operationally efficient and pragmatic for younger ones. Designing for both profiles contributes to inclusive, age-aware solutions that can facilitate sustainable robotic adoption in family-based agriculture and support the broader transition toward Agriculture 5.0^{47,48,49}.

6.3 | Future Studies

While this study offers valuable insights into the social perception and acceptance of agricultural robots among coffee producers, its findings represent an initial step toward understanding human–robot interaction in rural contexts. Future research should aim to build upon these preliminary results by expanding both the scope and diversity of participants.

Specifically, subsequent studies should involve larger and more demographically varied samples of agricultural workers, encompassing producers from different regions, crops, and cultural contexts. Such diversity would allow a deeper examination of how environmental, socioeconomic, and educational factors influence perceptions of robotic assistance. In addition, field trials with prototype socially assistive robots (SARs) are essential to validate these perceptions under real-world working conditions and to assess how repeated, long-term interaction influences attitudes, trust, and usability.

Longitudinal approaches, in particular, will be crucial for refining robot behaviors and interface features that remain responsive to evolving user expectations and social dynamics over time. By combining controlled experiments with in-situ evaluations, future research can contribute to the development of socially aware robotic systems that meaningfully support sustainable agricultural practices and human-centered innovation within Agriculture 5.0.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

D.F.S.: Conceptualization; Methodology; L.C.R.: Background; English translation; G.J.G.L.: Data curation; Formal Analysis; L.H.A.C.: Supervision; Project Administration; Writing-review; A.P.F.: Supervision; Project Administration; Writing-review; A.L.S.: Supervision; Data curation; Formal Analysis; Project Administration; Writing-review;

ACKNOWLEDGMENTS

We acknowledge the use of generative AI (ChatGPT-4o-mini) exclusively for text review and English-language translation, without generating new content. We supervised the model to ensure accurate translations.

The authors would like to express their sincere gratitude to the following funding agencies:

- Minas Gerais State Research Support Foundation (FAPEMIG) - HIDDEN FOR REVIEW;
- This study was financed, in part, by the São Paulo Research Foundation (FAPESP), Brasil. Process Number HIDDEN FOR REVIEW
- The National Council for Scientific and Technological Development (CNPq) for its partial financial support

FINANCIAL DISCLOSURE

None reported.

CONFLICT OF INTEREST

The authors declare no potential conflicts of interest.

REFERENCES

1. Companhia Nacional de Abastecimento (Conab) . Safra de café encerra em 54,2 milhões de sacas em 2024 impactada por clima adverso. *Conab Notícias*. 2025. Acessado em: 01 de abril de 2025.
2. Embrapa E. Receita bruta dos Cafés do Brasil ocupa a quarta posição no ranking nacional das lavouras. tech. rep., Embrapa; : 2023.
3. Embrapa Café . Produção estimada dos Cafés do Brasil totaliza 51,81 milhões de sacas e ocupa área de 1,85 milhões de hectares em 2025. *Portal Embrapa*. 2025. Acessado em: 01 de abril de 2025.

4. Embrapa Café . Produção total de café em nível mundial foi estimada em 174,9 milhões de sacas de 60kg para doze meses. *Portal Embrapa*. 2025. Acessado em: 01 de abril de 2025.
5. Carvalho AC, Carvalho DF, Filgueiras GC, Araújo ACDS, De Carvalho AV. PANORAMA E IMPORTÂNCIA ECONÔMICA DO CAFÉ NO MERCADO INTERNACIONAL DE COMMODITIES AGRÍCOLAS: UMA ANÁLISE ESPECTRAL. *Revista Agroecossistemas*. 2018;9(2):223. doi: 10.18542/ragros.v9i2.5003
6. Brasil B. Brasil é o maior produtor mundial e o segundo maior consumidor de café.. tech. rep., Brasil Gov; : 2022.
7. Brasil . Lei nº 11.326, de 24 de julho de 2006. online; 2006. Estabelece as diretrizes para a Política Nacional da Agricultura Familiar e Empreendimentos Familiares Rurais, e dá outras providências.
8. Spanevello RM, Matte A, Andreatta T, Lago A. A Problemática do Envelhecimento no Meio Rural sob a Ótica dos Agricultores Familiares sem Sucessores. *Desenvolvimento em Questão*. 2017;15(40):348. doi: 10.21527/2237-6453.2017.40.348-372
9. Boscardin M, Conterato MA. As mudanças nos padrões sucessórios e suas implicações no destino das propriedades entre agricultores familiares no norte do Rio Grande do Sul: Changes in patterns of land succession and their implications for the destination of properties among family farmers in the north of Rio Grande do Sul. *Estudos Sociedade e Agricultura*. 2017;25(3):671–695. Number: 3doi: 10.36920/esa-v25n3-9
10. Demoe M, Uribe-Quevedo A, Salgado AL, Mimura H, Kanev K, Hung PC. Exploring Data Glove and Robotics Hand Exergaming: Lessons Learned. In: IEEE. 2020:1–8. ISSN: 2573-3060
11. Marinoudi V, Sørensen CG, Pearson S, Bochtis D. Robotics and labour in agriculture. A context consideration. *Biosystems Engineering*. 2019;184:111–121. doi: 10.1016/j.biosystemseng.2019.06.013
12. Han X, Xu L, Peng Y, Wang Z. Trend of Intelligent Robot Application Based on Intelligent Agriculture System. In: IEEE. IEEE 2021; Manchester, United Kingdom:205–209
13. Liu X, Shen Q, Hancock J. But is it for us? Rural Chinese elders' perceptions, concerns, and physical preferences regarding social robots. *New Media & Society*. 2024;14614448231220346. doi: 10.1177/14614448231220346
14. ISO . Ergonomics of human-system interaction – Part 11: Usability: Definitions and concepts. Standard ISO/IEC 9241-11:2018, International Organization for Standardization; Geneva, Switzerland: 2018.
15. Doggett O, Bronson K, Soden R. HCI Research on Agriculture: Competing Sociotechnical Imaginaries, Definitions, and Opportunities. In: ACM. 2023:1–24.
16. Censo Agro . Censo Agro 2017. <https://censoagro2017.ibge.gov.br/>; 2017. Accessed: 2025-05-24.
17. Massruhá SMFS. *Digital agriculture: research, development and innovation in production chains*. Brasília, DF: Embrapa, 2023.
18. Trundle C, Phillips T. Which Ethnography? Whose Ethnography? Medical anthropology's Epistemic Sensibilities Among Health Ethnographies. *Medical Anthropology*. 2024;43(4):295–309. Publisher: Routledge _eprint: <https://doi.org/10.1080/01459740.2024.2349513> doi: 10.1080/01459740.2024.2349513
19. Solinftec . SOLIX AG ROBOTICS. <https://www.solinftec.com/pt-br/alice-ai-solix-ag-robotics/>; 2025. Accessed: 2025-05-24.
20. Motta IVC, Vuillerme N, Pham HH, Figueiredo dFAP. Machine learning techniques for coffee classification: a comprehensive review of scientific research. *Artificial Intelligence Review*. 2024;58(1):15. doi: 10.1007/s10462-024-11004-w
21. Bazame HC, Molin JP, Althoff D, Martello M. Detection, classification, and mapping of coffee fruits during harvest with computer vision. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021;183:106066. doi: 10.1016/j.compag.2021.106066
22. Rodríguez JP, Montoya-Munoz AI, Rodriguez-Pabon C, Hoyos J, Corrales JC. IoT-Agro: A smart farming system to Colombian coffee farms. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021;190:106442. doi: 10.1016/j.compag.2021.106442
23. Winckler M, Boufleuer TR, Ferretti F, Sá CAD. IDOSOS NO MEIO RURAL: UMA REVISÃO INTEGRATIVA. *Estudos Interdisciplinares sobre o Envelhecimento*. 2016;21(2). Number: 2doi: 10.22456/2316-2171.60691
24. Hardy J, Wyche S, Veinot T. Rural HCI Research: Definitions, Distinctions, Methods, and Opportunities. *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.*. 2019;3(CSCW). doi: 10.1145/3359298
25. Benos L, Moysiadis V, Kateris D, et al. Human–Robot Interaction in Agriculture: A Systematic Review. *Sensors*. 2023;23(15):6776. doi: 10.3390/s23156776
26. Lopes MS. Quadruped manipulator for potential agricultural applications. Master's thesis. Universidade do Porto (Portugal). <https://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/151901>; 2023. Accepted: 2023-12-18T00:38:53Z.
27. Chen Y, Wei Z, Vougioukas SG, Gupta SK, Nguyen Q. Autonomous Visual Navigation for Quadruped Robot in Farm Operation. In: IEEE. 2024:3518–3524. ISSN: 2161-8089
28. Simbeye DS, Tongora EF. "Design and Development of Intelligent Robotic System for Precision Agriculture". *International Journal of Software & Hardware Research in Engineering*. 2022;10(10). Publisher: IJournals Publicationsdoi: 10.26821/ijshre.10.10.2022.101020
29. Rodríguez-Lera FJ, González-Santamarta MA, Orden JMG, Fernández-Llamas C, Matellán-Olivera V, Sánchez-González L. Lessons Learned in Quadruped Deployment in Livestock Farming. online; 2024. arXiv:2404.16008 [cs]
30. Wang X, Liu J, Zhang T, Zhang J. Applied Research of Agricultural Quadruped Robots. In: IEEE. 2024:954–957. ISSN: 2473-5655
31. Mori M, MacDorman KF, Kageki N. The Uncanny Valley [From the Field]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 2012;19(2):98-100. doi: 10.1109/MRA.2012.2192811
32. Ho CC, MacDorman KF. Revisiting the uncanny valley theory: Developing and validating an alternative to the Godspeed indices. *Computers in Human Behavior*. 2010;26(6):1508-1518. Online Interactivity: Role of Technology in Behavior Changedoi: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.05.015>
33. Carpinella CM, Wyman AB, Perez MA, Stroessner SJ. The Robotic Social Attributes Scale (RoSAS): Development and Validation. In: IEEE. 2017:254–262. ISSN: 2167-2148.
34. Bartneck C, Kulić D, Croft E, Zoghbi S. Measurement Instruments for the Anthropomorphism, Animacy, Likeability, Perceived Intelligence, and Perceived Safety of Robots. *International Journal of Social Robotics*. 2009;1(1):71–81. doi: 10.1007/s12369-008-0001-3
35. Löffler D, Dörenbacher J, Hassenzahl M. The Uncanny Valley Effect in Zoomorphic Robots: The U-Shaped Relation Between Animal Likeness and Likeability. In: ACM. ACM:261–270
36. Sierra Rativa A, Postma M, Zaanen vM. The uncanny valley of a virtual animal. *Computer Animation and Virtual Worlds*. 2022;33(2):e2043. doi: <https://doi.org/10.1002/cav.2043>
37. Velasco C, Hung PCK, Iqbal F, Al Breiki H, Tseng HA. Quadruped Robots and Canine Likeness: The Uncanny Valley Effect. In: IEEE. IEEE:719–722

38. Löffler D, Dörrenbächer J, Hassenzahl M. The uncanny valley effect in zoomorphic robots: The U-shaped relation between animal likeness and likeability. In: N/A. 2020:261–270.
39. United Nations . Transforming our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development. <https://sdgs.un.org/2030agenda>; 2015. Resolution A/RES/70/1, adopted 25 October 2015. Accessed May 23, 2025.
40. Zimmerman M, Bagchi S, Marvel J, Nguyen V. An Analysis of Metrics and Methods in Research from Human-Robot Interaction Conferences, 2015–2021. In: IEEE. 2022:644–648
41. Agência Minas Gerais . Maior produtor do mundo, Minas Gerais é protagonista no Dia Mundial do Café. <https://www.agenciaminas.mg.gov.br/noticia/maior-produtor-do-mundo-minas-gerais-e-protagonista-no-dia-mundial-do-cafe>; 2022. Accessed: 2025-10-17.
42. Althubaiti A. Sample size determination: A practical guide for health researchers. *Journal of general and family medicine*. 2023;24(2):72–78.
43. Teresi JA, Yu X, Stewart AL, Hays RD. Guidelines for designing and evaluating feasibility pilot studies. *Medical care*. 2022;60(1):95–103.
44. Silva AN. *Desafios do agro produtivas do negócio de Minas Gerais – um estudo das cadeias de café e do leite*. Belo Horizonte, MG, Brasil: Instituto Antônio Ernesto, 2021. Coordenadora: INAES. 65 p.: ilustrações. Assuntos: Agtech, Agricultura digital, Inovação.
45. Cooxupé . A Cooxupé. <https://www.cooxupe.com.br/quem-somos/>; 2025. Accessed: 2025-10-17.
46. Hill R, Beynon-Davies P, Williams MD. Older people and internet engagement: Acknowledging social moderators of internet adoption, access and use. *Information Technology & People*. 2008;21(3):244–266.
47. Aletdinova A, Kravchenko M, Tsybina Y. Prospects of the Social Agricultural Robot Creation. In: Atlantis Press. Atlantis Press 2017
48. Blut M, Wang C, Wunderlich NV, Brock C. Understanding anthropomorphism in service provision: a meta-analysis of physical robots, chatbots, and other AI. ;49(4):632–658. doi: 10.1007/s11747-020-00762-y
49. Dubois-Sage M, Jacquet B, Jamet F, Baratgin J. We Do Not Anthropomorphize a Robot Based Only on Its Cover: Context Matters too!. ;13(15):8743. Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institutedoi: 10.3390/app13158743
50. Sun X, Zhao R, Khattak AM, et al. Intelligent Interactive Robot System for Agricultural Knowledge Popularity and Achievements Display. In: IEEE. IEEE 2019:511–518
51. Vasconez JP, Kantor GA, Auat Cheein FA. Human–robot interaction in agriculture: A survey and current challenges. *Biosystems Engineering*. 2019;179:35–48. doi: 10.1016/j.biosystemseng.2018.12.005
52. Slade P, Atkeson C, Donelan JM, et al. On human-in-the-loop optimization of human–robot interaction. *Nature*. 2024;633(8031):779–788. Publisher: Nature Publishing Groupdoi: 10.1038/s41586-024-07697-2
53. Zhang J, Wang X, Zheng L. Research on Autonomous Navigation System of Agricultural Quadruped Robot. In: IEEE. IEEE 2024; Tianjin, China:1286–1290
54. Mosqueira-Rey E, Hernández-Pereira E, Alonso-Ríos D, Bobes-Bascarán J, Fernández-Leal A. Human-in-the-loop machine learning: a state of the art. *Artificial Intelligence Review*. 2023;56(4):3005–3054. doi: 10.1007/s10462-022-10246-w
55. Song SW, and MS. Uncanny Valley Effects on Chatbot Trust, Purchase Intention, and Adoption Intention in the Context of E-Commerce: The Moderating Role of Avatar Familiarity. *International Journal of Human–Computer Interaction*. 2024;40(2):441–456. doi: 10.1080/10447318.2022.2121038
56. Yang L, Zhu Y, Chatzimichailidou M, Liu X. Assessing human emotional responses to the design of public spaces around subway stations: a human factors research. *Urban Design International*. 2023;28:285–303.
57. Thiese MS, Ronna B, Ott U. P value interpretations and considerations. *Journal of Thoracic Disease*. 2016;8(9):E928–E931. doi: 10.21037/jtd.2016.08.16
58. Agência Minas . Maior produtor do mundo: Minas Gerais é protagonista no Dia Mundial do Café. <https://www.agenciaminas.mg.gov.br/noticia/maior-produtor-do-mundo-minas-gerais-e-protagonista-no-dia-mundial-do-cafe>; 2025. Accessed: 2025-09-17.
59. Cohen J. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. routledge, 2013.
60. Faul F, Erdfelder E, Lang AG, Buchner A. G* Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior research methods*. 2007;39(2):175–191.
61. Borsci S, Federici S, Mele ML, Polimeno D, Londei A. The bootstrap discovery behaviour model: why five users are not enough to test user experience. In: , , IGI Global Scientific Publishing, 2012:258–279.
62. Thiese MS, Ronna B, Ott U. P value interpretations and considerations. *Journal of thoracic disease*. 2016;8(9):E928.

TERCEIRA PARTE

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo central desta dissertação foi analisar a percepção social e a usabilidade percebida de um robô assistivo de locomoção quadrúpede sob a ótica de produtores de café do sul de Minas Gerais. Para responder às questões norteadoras, a investigação avançou numa abordagem metodológica mista, estruturada em duas fases complementares. Esse delineamento permitiu dados triangulares quantitativos e qualitativos, evoluindo em complexidade técnica para capturar as nuances da interação humano-robô no campo.

4.1 QP1: Em qual medida produtores de café percebem a usabilidade de robôs sociais que auxiliam o manejo da lavoura?

No que diz respeito à facilidade de uso percebida (QP1), o estudo mostrou que, de maneira geral, o robô é usável, mas seu *design* precisa ser melhorado. Ao examinar as respostas, notou-se que as opiniões variam bastante: apesar da pontuação média geral indicar que os participantes o aceitam bem, a diferença entre as respostas mostra que a experiência de uso não foi igual para todos. Dividindo os resultados por idade, descobriu-se algo interessante: os produtores com 50 anos ou mais deram notas mais altas de usabilidade do que aqueles com menos de 50 anos. Porém, esse mesmo grupo teve uma maior diferença nas respostas, o que indica opiniões mais divididas entre os participantes com mais experiência na cafeicultura.

A análise individual dos itens do SUS revelou uma uniformidade na experiência técnica e variações na motivação. O teste de Mann-Whitney U indicou barreiras de interação como a percepção de complexidade, a inconsistência e, crucialmente, a necessidade de suporte técnico são percebidas de maneira estatisticamente idêntica pelos dois grupos etários. A única diferença significativa foi identificada na intenção de uso frequente, evidenciando maior predisposição entre os participantes com 50 anos ou mais. Esse achado indica que a idade não influencia a percepção das falhas de *design* do robô, mas pode aumentar a disposição para sua adoção, possivelmente devido à maior valorização de sua utilidade em relação à facilidade de uso.

Ao aprofundar a análise por meio dos *benchmarks* dos itens, observou-se que as principais dificuldades concentram-se na Necessidade de Suporte Técnico e na Curva de Aprendizado, que apresentaram desempenho abaixo do esperado em ambas as faixas etárias. Esses resultados caracterizam a usabilidade percebida nesta pesquisa: o robô não é visto como uma ferramenta intuitiva de uso imediato, mas como um equipamento que requer capacitação. Os dados qualitativos indicam ainda que a elevada intenção de uso frequente do grupo de participantes com 50 anos ou mais, apesar dessas barreiras, é motivada por necessidades práticas, como a modernização da atividade agrícola e a escassez de mão de obra. Dessa forma, conclui-se que a usabilidade é percebida como viável, contudo restrita, requerendo

que aperfeiçoamentos futuros de design priorizem a autonomia do usuário para converter essa “aceitação condicional” em adoção efetiva.

4.2 QP2: Quais características de interface de robôs sociais assistivos melhoram a percepção de usabilidade e diminuem a estranheza percebida por produtores de café do perfil idoso?

Por fim, ao responder à segunda questão de pesquisa (QP2), que investiga as características de interface capazes de reduzir a estranheza e melhorar a usabilidade, a análise temática e a elicitación de requisitos apontaram um conjunto de diretrizes orientadas à simplicidade operacional e à robustez percebida. Essas diretrizes organizam-se em três eixos principais: Comunicação Natural, Autonomia Assistida e Robustez Evidente.

A Análise Temática, no eixo “Distanciando-se pela Barreira Geracional”, indicou que a interface gráfica tradicional representa um obstáculo para esse perfil de usuários. Nesse sentido, a principal característica recomendada é a adoção de comandos de voz simplificados, baseados em linguagem natural, permitindo que o produtor opere o robô sem a necessidade de letramento digital avançado. Essa estratégia contribui diretamente para a redução da curva de aprendizado identificada na QP1.

Paralelamente, para reduzir a estranheza e a percepção de ameaça (QP3), a elicitación de requisitos indicou que o design deve comunicar robustez física. Elementos como proteção visível contra intempéries e mecanismos de segurança claramente identificáveis favorecem a transformação da percepção do robô de um “artefato estranho e frágil” para uma “ferramenta agrícola confiável”. Em síntese, para o produtor com 50 anos ou mais, a interface mais adequada é aquela que se torna quase invisível por meio da interação por voz e que transmite segurança por sua construção física, minimizando a necessidade de intervenções técnicas constantes.

4.3 QP3: Como produtores de café avaliam atributos sociais em robôs que auxiliam o manejo da lavoura?

A respeito da questão relacionadas as propriedades sociais (QP3), evidenciou-se um resultado fragmentado na dimensão social, ao mesmo tempo em que os produtores aparentemente tiveram uma avaliação positiva das capacidades técnicas do robô. Ressalta-se a diferença estatisticamente significativa para a percepção de organicidade: neste estudo, os agricultores do grupo etário com 50 anos ou mais consideraram que o robô era mais orgânico e menos mecânico que o grupo de participantes de até 50 anos. Tal inferência indica uma possível tendência geracional: os produtores de café do futuro podem estar menos propensos a naturalizar essas tecnologias. Além disso, verificou-se que a aceitação social

entre os mais jovens fundamentou-se mais na Interatividade percebida, contudo os produtores mais experientes destacaram estatisticamente a Competência bruta da máquina, o que indica que a utilidade confirma a presença social do robô para este grupo.

No quesito Competência, a avaliação dos participantes revelou notas medianas altas, o que confirma a impressão de que o robô demonstra a capacidade técnica esperada para atuar na cafeicultura. Ao mesmo tempo, os níveis de Desconforto permaneceram reduzidos, mostrando que o robô não foi visto como uma fonte de ameaça significativa. É importante notar, porém, que mesmo não sendo considerado perigoso, o robô obteve avaliações notáveis no quesito Estranheza nos dois grupos. Isso sugere que a confiança na segurança não anula a sensação de esquisitice gerada pela aparência do equipamento. Essa mistura de alta competência, baixa percepção de perigo, mas certa estranheza, aponta para uma aceitação prática: o robô é bem aceito como ferramenta de trabalho, mesmo despertando curiosidade ou causando impacto visual.

O resultado dos agrupamentos ampliou essa visão, evidenciando que a maneira como os participantes enxergaram o robô não é uniforme, mas se fragmenta em diferentes padrões de conduta. Foi possível notar a presença de um conjunto de Apoiadores Engajados, que costumam tratar o robô como se fosse um ser humano, creditando a ele traços de personalidade e sensibilidade. Por outro lado, surgiu o grupo dos Adotantes Confiantes que, mesmo considerando o robô amigável, refutam a noção de que ele tenha sentimentos. Tal cenário revela que a boa receptividade social não impõe que o robô imite sentimentos humanos rebuscados, mas que ele demonstre uma interação amigável combinada com grande capacidade técnica.

Por fim, ao examinar a análise de correlações entre os dados, notou-se uma diferença importante no modo como as diferentes faixas etárias compreendem o robô. No grupo com 50 anos ou mais, a forma como viam as relações sociais era abrangente: atributos como compaixão, sociabilidade e emoção estavam fortemente ligadas, mostrando que esse público via o robô como uma entidade social completa e integrada. Por outro lado, descobriu-se uma fragilidade considerável nesse mesmo grupo: a forte correlação observada entre as características Estranho e Assustador mostra que, para os participantes com 50 anos ou mais, uma aparência incomum não é só algo diferente, mas um sinal de perigo. Isso demonstra que um *design* que pareça familiar é essencial para garantir a segurança e a aprovação desse grupo etário.

4.4 Contribuições da Pesquisa

Além de responder às questões norteadoras, esta dissertação apresenta contribuições teóricas e práticas para a área de IHR na agricultura 5.0.

No âmbito teórico, o estudo contribui para a literatura ao investigar a interação de produtores de café, agrupados em duas faixas etárias, com robôs sociais assistivos no contexto rural brasileiro. Esse recorte amplia o entendimento sobre o uso de robótica em ambientes cafeeiros e em perfis de usuários que ainda são menos explorados quando comparados a estudos conduzidos em contextos urbanos ou industriais. A identificação de um possível conflito geracional na percepção de organicidade, bem como a segmentação de perfis de aceitação por meio de clusters, oferece novas perspectivas para compreender como a idade pode influenciar a percepção e a aceitação de tecnologias no campo.

Sob a perspectiva prática, a elicitación de requisitos e a proposição de heurísticas fornecem subsídios aplicáveis a desenvolvedores e engenheiros. Ao evidenciar que a Comunicação Natural e a Robustez Física devem ser tratadas como premissas de segurança e não apenas de conforto, este trabalho orienta o desenvolvimento de robôs mais inclusivos, capazes de contribuir para a mitigação da escassez de mão de obra sem promover exclusão digital de produtores de café.

4.5 Limitações do Estudo

Esta pesquisa apresenta limitações que devem ser consideradas para uma melhor compreensão dos resultados. Em primeiro lugar, devemos considerar o recorte geográfico restrito ao Sul de Minas Gerais e o tamanho da amostra de participantes do estudo. Embora adequados para a saturação dos dados qualitativos e para uma análise exploratória de abordagem mista, tal recorte limita a generalização estatística dos resultados para a população de cafeicultores brasileiros. Entretanto, ressaltamos que a região estudada representa historicamente a região mais produtiva de Café no Brasil. Devido ao volume de produção de Café na região estudada, é lógico compreender que os desafios superados nesta região serão potencialmente superados nas demais regiões também.

Além disso, o estudo avaliou as percepções dos participantes em um período curto. Nesse contexto, o chamado efeito novidade pode ter aumentado a curiosidade ou a tolerância às limitações iniciais. Dessa forma, não foi possível analisar a aceitação sustentada, isto é, como essas percepções poderiam mudar após semanas ou meses de uso contínuo do robô na rotina da propriedade. Mesmo assim, nosso estudo permanece inovador no método e está entre os pioneiros na exploração dos desafios tratados da interação humano-robô na Cafeicultura. Acreditamos que este estudo será fundamento para pesquisa futuras mais abrangentes na área.

Por fim, a avaliação foi baseada na apresentação de vídeos de um protótipo conceitual, e não na interação direta com o robô em campo. Embora essa abordagem não reproduza integralmente as variáveis ambientais, operacionais e imprevisíveis inerentes à dinâmica da lavoura, ela se mostra metodologicamente coerente com o caráter exploratório da pesquisa. A utilização de protótipos em formato audiovisual possibilita a coleta de feedback dos usuários ainda em fases iniciais do desenvolvimento,

permitindo avaliar percepções, expectativas e reações à tecnologia antes da construção de um robô físico completo. Essa estratégia é particularmente relevante no contexto de robôs sociais, cujo desenvolvimento envolve elevado custo, complexidade técnica e ciclos prolongados de implementação, o que tornaria avaliações apenas em estágio pós-produção menos eficientes (Jung; Lazaro; Yun, 2021).

Além disso, o uso de vídeos como estímulo experimental favorece a padronização da experiência apresentada aos participantes, garantindo que todos avaliem o mesmo cenário de interação, o que contribui para maior controle metodológico e comparabilidade das respostas. Assim, embora não substitua testes em ambiente real, a abordagem adotada constitui etapa válida e estratégica no processo de investigação e refinamento conceitual da tecnologia proposta.

4.6 Trabalhos Futuros

Com base nos resultados obtidos e nos requisitos definidos, apontam-se algumas direções para pesquisas futuras. Primeiramente, recomenda-se a implementação dos requisitos de comando de voz e de feedback robusto em um protótipo funcional, seguida de testes de usabilidade em campo, a fim de verificar se as diretrizes propostas efetivamente reduzem a carga cognitiva de produtores com idade superior a 50 anos.

Além disso, sugere-se a realização de estudos de longo prazo, nos quais o robô seja integrado à rotina produtiva por um período estendido. Essa abordagem permitiria analisar a curva real de aprendizado e a persistência da aceitação após o declínio do efeito novidade.

Por fim, recomenda-se investigar se a sensação de estranheza relatada pelos participantes está associada especificamente à morfologia quadrúpede (zoomórfica) ou se persiste em robôs com formatos distintos do canino, isolando a variável “forma” na análise da aceitação social.

Em síntese, esta dissertação evidencia que o avanço da robótica na cafeicultura não depende apenas da sofisticação presente no robô, mas, sobretudo, da capacidade da tecnologia de dialogar com a cultura e com as limitações humanas de quem vive no campo. Garantir que o robô seja uma ferramenta acessível a produtores de diferentes faixas etárias não constitui apenas um desafio de usabilidade, mas uma estratégia fundamental para a sustentabilidade social e para a sucessão familiar no contexto da Agricultura 5.0.

REFERÊNCIAS

- ABIC. **Indicadores da Indústria de Café**. 2025. Disponível em: https://www.abic.com.br/wp-content/uploads/2026/01/2026.02.Indicadores-da-Industria-2025_-Site.pdf. Acesso em: 12 fev. 2026.
- ALETDINOVA, A.; KRAVCHENKO, M.; TSYBINA, Y. Prospects of the social agricultural robot creation. In: **Proceedings of the IV International research conference "Information technologies in Science, Management, Social sphere and Medicine" (ITSMSSM 2017)**. Atlantis Press, 2017. ISBN 978-94-6252-432-3. Disponível em: <http://www.atlantis-press.com/php/paper-details.php?id=25887871>.
- ANDREWS, J.; LAD, M.; CHANDRASEKARAN, B. A Robotic System for Elderly Care and Monitoring using Human Robot Interaction. In: **2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)**. [s.n.], 2020. p. 0576–0579. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9031215>.
- BARTNECK, C. *et al.* Measurement Instruments for the Anthropomorphism, Animacy, Likeability, Perceived Intelligence, and Perceived Safety of Robots. **International Journal of Social Robotics**, v. 1, n. 1, p. 71–81, jan. 2009. ISSN 1875-4791, 1875-4805. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s12369-008-0001-3>.
- BAZAME, H. C. *et al.* Detection, classification, and mapping of coffee fruits during harvest with computer vision. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 183, p. 106066, abr. 2021. ISSN 01681699. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168169921000843>.
- BENOS, L. *et al.* Human–Robot Interaction in Agriculture: A Systematic Review. **Sensors**, v. 23, n. 15, p. 6776, jul. 2023. ISSN 1424-8220. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/15/6776>.
- BOSCARDIN, M.; CONTERATO, M. A. As mudanças nos padrões sucessórios e suas implicações no destino das propriedades entre agricultores familiares no norte do Rio Grande do Sul: Changes in patterns of land succession and their implications for the destination of properties among family farmers in the north of Rio Grande do Sul. **Estudos Sociedade e Agricultura**, v. 25, n. 3, p. 671–695, set. 2017. ISSN 2526-7752. Number: 3. Disponível em: https://revistaesa.com/ojs/index.php/esa/article/view/ESA25-3_09_as_mudancas.
- BRADLEY, J. *et al.* **Ebook: O Livro Completo de MLOps**. [S.l.]: 2023, 2023.
- BRASIL. **População rural envelhece e jovens são minoria no campo**. 2018. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/populacao-rural-envelhece-e-jovens-sao-minoria-no-campo>. Acesso em: 12 fev. 2025.
- BRASIL. **Brasil é o maior produtor mundial e o segundo maior consumidor de café**. 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/brasil-e-o-maior-produtor-mundial-e-o-segundo-maior-consumidor-de-cafe>. Acesso em: 10 ago. 2024.
- BRASIL. **Conheça a história do café no mundo e como o Brasil se tornou o maior produtor e exportador da bebida**. 2022. <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/conheca-a-historia-do-cafe-no-mundo-e-como-o-brasil-se-tornou-o-maior-produtor-e-exportador-da-bebida>. Acesso em: 13 ago. 2025.

BRASIL. **Conheça os principais tipos de grãos de café cultivados no Brasil**. 2024. <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/conheca-os-principais-tipos-de-graos-de-cafe-cultivado-no-brasil>. Acesso em: 15 de ago. de 2025.

BROOKE, J. **SUS: A Quick and Dirty Usability Scale**. [S.l.], 1996. Disponível em: <https://hell.meiert.org/core/pdf/sus.pdf>.

CARPINELLA, C. M. *et al.* The Robotic Social Attributes Scale (RoSAS): Development and Validation. In: **2017 12th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)**. [s.n.], 2017. p. 254–262. ISSN: 2167-2148. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8534914>.

CARVALHO, A. C. *et al.* PANORAMA E IMPORTÂNCIA ECONÔMICA DO CAFÉ NO MERCADO INTERNACIONAL DE COMMODITIES AGRÍCOLAS: UMA ANÁLISE ESPECTRAL. **Revista Agroecossistemas**, v. 9, n. 2, p. 223, abr. 2018. ISSN 2318-0188. Disponível em: <https://periodicos.ufpa.br/index.php/agroecossistemas/article/view/5003>.

CECAFE. **Relatório mensal de exportações: Dezembro de 2025**. 2025. Disponível em: <https://www.cecafe.com.br/site/wp-content/uploads/graficos/CECAFE-Relatorio-Mensal-DEZ-EMBRO-2025.pdf>. Acesso em: 01 fev. 2026.

CECAFÉ. **Resumo das exportações de café - Abril 2025**. 2025. Disponível em: http://www.consorcioquesquisacafe.com.br/images/stories/noticias/2021/2025/Abril/CECAFE_Relatorio_Mensal_ABRIL_2025.pdf. Acesso em: 14 ago. 2025.

CHAN, L. *et al.* Investigating positive and negative qualities of human-in-the-loop optimization for designing interaction techniques. In: **Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems**. Association for Computing Machinery, 2022. (CHI '22), p. 1–14. ISBN 978-1-4503-9157-3. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3491102.3501850>.

CHEN, Y. *et al.* Autonomous Visual Navigation for Quadruped Robot in Farm Operation. In: **2024 IEEE 20th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)**. [s.n.], 2024. p. 3518–3524. ISSN: 2161-8089. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10711780>.

COB-PARRO, A. C.; LALANGUI, Y.; LAZCANO, R. Fostering Agricultural Transformation through AI: An Open-Source AI Architecture Exploiting the MLOps Paradigm. **Agronomy**, v. 14, n. 2, p. 259, jan. 2024. ISSN 2073-4395. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4395/14/2/259>.

CONAB. **Acompanhamento da Safra Brasileira de Café: 4º Levantamento – Safra 2025: Boletim Café Dezembro de 2025**. Brasília, DF, 2025. v. 12, n. 4. Disponível em: <https://www.gov.br/conab/pt-br/atuacao/informacoes-agropecuarias/safras/safra-de-cafe/4o-levantamento-de-cafe-safra-2025/boletim-cafe-dezembro-2025>. Acesso em: 01 fev. 2026.

DAS, S. D.; BALA, P. K. What drives MLOps adoption? An analysis using the TOE framework. **Journal of Decision Systems**, v. 33, n. 3, p. 376–412, jul. 2024. ISSN 1246-0125, 2116-7052. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/12460125.2023.2214306>.

DOGGETT, O.; BRONSON, K.; SODEN, R. Hci research on agriculture: Competing sociotechnical imaginaries, definitions, and opportunities. In: **Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems**. [S.l.: s.n.], 2023. p. 1–24.

DÍAZ, M. A. *et al.* Human-in-the-loop optimization of wearable robotic devices to improve human–robot interaction: A systematic review. v. 53, n. 12, p. 7483–7496, 2022. ISSN 2168-2275. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9994612>.

EMBRAPA. **Receita bruta dos Cafés do Brasil ocupa a quarta posição no ranking nacional das lavouras**. 2023. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/85220120/receita-bruta-dos-cafes-do-brasil-ocupa-a-quarta-posicao-no-ranking-nacional-das-lavouras>. Acesso em: 01 fev. 2026.

EMBRAPA. **Estimativa do Valor Bruto de Produção dos Cafés do Brasil para o ano-cafeeiro 2025 atinge R\$ 114,86 bilhões**. 2025. Disponível em: <https://www.embrapa.br/en/busca-de-noticias/-/noticia/105053947/artigo---estimativa-do-valor-bruto-de-producao-dos-cafes-do-brasil-para-o-ano-cafeeiro-2025-atinge-r-11486-bilhoes>. Acesso em: 01 fev. 2026.

EMBRAPA. **Exportação dos Cafés do Brasil atinge recorde histórico de faturamento com US\$ 14,7 bilhões na safra 2024-2025**. 2025. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/101945982/exportacao-dos-cafes-do-brasil-atinge-recorde-historico-de-faturamento-com-us-147-bilhoes-na-safra-2024-2025>. Acesso em: 14 ago. 2025.

EMBRAPA. **Produção total de café em nível mundial foi estimada em 174,9 milhões de sacas de 60kg para doze meses**. 2025. Disponível em: <https://www.embrapa.br/en/busca-de-noticias/-/noticia/99010562/artigo---producao-total-de-cafe-em-nivel-mundial-foi-estimada-em-1749-milhoes-de-sacas-de-60kg-para-doze-meses>. Acesso em: 02 fev. 2026.

ERDOĞAN, M. Assessing farmers’ perception to agriculture 4.0 technologies: A new interval-valued spherical fuzzy sets based approach. v. 37, n. 2, p. 1751–1801, 2022. ISSN 0884-8173, 1098-111X. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/int.22756>.

ERON, F. *et al.* Computer Vision-Aided Intelligent Monitoring of Coffee: Towards Sustainable Coffee Production. **Scientia Horticulturae**, v. 327, p. 112847, mar. 2024. ISSN 03044238. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304423824000086>.

FAN, J. *et al.* SAR-Connect: A Socially Assistive Robotic System to Support Activity and Social Engagement of Older Adults. **IEEE Transactions on Robotics**, v. 38, n. 2, p. 1250–1269, abr. 2022. ISSN 1552-3098, 1941-0468. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9508157/>.

FEIL-SEIFER, D.; MATARIC, M. Defining socially assistive robotics. In: **9th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005**. [s.n.], 2005. p. 465–468. ISSN: 1945-7901. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1501143>.

FIORINI, L. *et al.* Assistive robots to improve the independent living of older persons: results from a needs study. **Disability and Rehabilitation: Assistive Technology**, v. 16, n. 1, p. 92–102, jan. 2021. ISSN 1748-3107. Publisher: Taylor & Francis _eprint: <https://doi.org/10.1080/17483107.2019.1642392>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/17483107.2019.1642392>.

FONG, T.; NOURBAKHSH, I.; DAUTENHAHN, K. A survey of socially interactive robots. v. 42, n. 3, p. 143–166, 2003. ISSN 09218890. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S092188900200372X>.

FOUNTAS, S. *et al.* Agriculture 5.0: Cutting-edge technologies, trends, and challenges. v. 26, n. 1, p. 40–47, 2024. ISSN 1520-9202, 1941-045X. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10471250/>.

GOODRICH, M. A.; SCHULTZ, A. C. Human-robot interaction: A survey. v. 1, n. 3, p. 203–275, 2007. ISSN 1551-3955, 1551-3963. Disponível em: <http://www.nowpublishers.com/article/Details/HCI-005>.

GOPINATH, D.; JAIN, S.; ARGALL, B. D. Human-in-the-loop optimization of shared autonomy in assistive robotics. **IEEE Robotics and Automation Letters**, v. 2, n. 1, p. 247–254, 2017.

HAN, D. Big Data Analytics, Data Science, ML&AI for Connected, Data-driven Precision Agriculture and Smart Farming Systems: Challenges and Future Directions. In: **Proceedings of Cyber-Physical Systems and Internet of Things Week 2023**. San Antonio TX USA: ACM, 2023. p. 378–384. ISBN 9798400700491. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3576914.3588337>.

HEGEL, F. *et al.* Understanding social robots. In: **2009 Second International Conferences on Advances in Computer-Human Interactions**. IEEE, 2009. p. 169–174. ISBN 978-1-4244-3351-3. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4782510/>.

HIDALGO, F. *et al.* Digitalization, sustainability, and coffee. opportunities and challenges for agricultural development. **Agricultural Systems**, v. 208, p. 103660, 2023. ISSN 0308-521X. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0308521X23000653>.

IBGE. **Censo Agro 2017**. 2017. <https://censoagro2017.ibge.gov.br/>. Acesso em: 24 mar. 2025.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 9241-11:2018 Ergonomics of human-system interaction — Part 11: Usability: Definitions and concepts**. Geneva, 2018. 29 p.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO 8373:2021 Robotics — Vocabulary**. Geneva, 2021. 22 p.

JUNG, M.; LAZARO, M. J. S.; YUN, M. H. Evaluation of methodologies and measures on the usability of social robots: A systematic review. v. 11, n. 4, p. 1388, 2021. ISSN 2076-3417. Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/4/1388>.

KACHOUIE, R. *et al.* Socially Assistive Robots in Elderly Care: A Mixed-Method Systematic Literature Review. **International Journal of Human-Computer Interaction**, v. 30, n. 5, p. 369–393, maio 2014. ISSN 1044-7318. Publisher: Taylor & Francis _eprint: <https://doi.org/10.1080/10447318.2013.873278>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/10447318.2013.873278>.

- LI, Q. *et al.* Quadruped Robots: Bridging Mechanical Design, Control, and Applications. **Robotics**, v. 14, n. 5, p. 57, maio 2025. ISSN 2218-6581. Number: 5 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2218-6581/14/5/57>.
- LIMA, M. R. *et al.* Conversational Affective Social Robots for Ageing and Dementia Support. **IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems**, v. 14, n. 4, p. 1378–1397, dez. 2022. ISSN 2379-8920, 2379-8939. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9548693/>.
- LIU, S. X.; SHEN, Q.; HANCOCK, J. Can a social robot be too warm or too competent? Older Chinese adults' perceptions of social robots and vulnerabilities. **Computers in Human Behavior**, v. 125, p. 106942, dez. 2021. ISSN 0747-5632. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S074756322100265X>.
- LIU, X. S.; SHEN, Q.; HANCOCK, J. But is it for us? Rural Chinese elders' perceptions, concerns, and physical preferences regarding social robots. **New Media & Society**, p. 14614448231220346, jan. 2024. ISSN 1461-4448, 1461-7315. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/14614448231220346>.
- LOPES, M. S. **Quadruped manipulator for potential agricultural applications**. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Porto (Portugal), <https://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/151901>, jul. 2023. Accepted: 2023-12-18T00:38:53Z.
- LOUIE, W.-Y. G.; MCCOLL, D.; NEJAT, G. Acceptance and Attitudes Toward a Human-like Socially Assistive Robot by Older Adults. **Assistive Technology**, v. 26, n. 3, p. 140–150, jul. 2014. ISSN 1040-0435. Publisher: Taylor & Francis _eprint: <https://doi.org/10.1080/10400435.2013.869703>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/10400435.2013.869703>.
- LOWENBERG-DEBOER, J. Economics of agricultural robotics. In: **Burleigh Dodds**. Burleigh Dodds Science Publishing Limited, 2024. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.19103/AS.2023.0124.19>.
- MASSRUHÁ, S. M. F. S. **Digital agriculture: research, development and innovation in production chains**. Brasília, DF: Embrapa, 2023. ISBN 9786589957720.
- MORI, M.; MACDORMAN, K. F.; KAGEKI, N. The Uncanny Valley [From the Field]. **IEEE Robotics & Automation Magazine**, v. 19, n. 2, p. 98–100, jun. 2012. ISSN 1558-223X. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6213238/>.
- MOTTA, I. V. C. *et al.* Machine learning techniques for coffee classification: a comprehensive review of scientific research. **Artificial Intelligence Review**, v. 58, n. 1, p. 15, nov. 2024. ISSN 1573-7462. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11004-w>.
- MURPHY, R. R. **Introduction to AI robotics**. [S.l.]: MIT press, 2019.
- NASEER, F. *et al.* Enhancing Elderly Care With Socially Assistive Robots: A Holistic Framework for Mobility, Interaction, and Well-Being. **IEEE Access**, v. 13, p. 82698–82717, 2025. ISSN 2169-3536. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10988793/>.

NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL. **Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 2: Fome zero e agricultura sustentável**. 2015. Disponível em: <https://brasil.un.org/pt-br/sdgs/2>. Acesso em: 26 jan. 2026.

NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL. **Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 8: Trabalho decente e crescimento econômico**. 2015. Disponível em: <https://brasil.un.org/pt-br/sdgs/8>. Acesso em: 26 jan. 2026.

ORFANO, K.; TSELIOS, N.; KATSANOS, C. Perceived usability evaluation of learning management systems: Empirical evaluation of the System Usability Scale. **The International Review of Research in Open and Distributed Learning**, v. 16, n. 2, abr. 2015. ISSN 1492-3831. Disponível em: <https://www.irrodl.org/index.php/irrodl/article/view/1955>.

ROCHA, L. C. *et al.* MLOPS E DESIGNOPS: EM BUSCA DE UM MODELO INTEGRADO. In: **19th CONTECSI International Conference on Information Systems and Technology Management**. TECSI, 2022. Disponível em: <https://www.tecsi.org/contecsi/index.php/contecsi/19CONTECSI/paper/view/6997>.

ROCHA, M. *et al.* Robôs Socialmente Assistivos: Desenvolvendo Sessões de Terapia Multissensorial com o Robô EVA. In: OLIVEIRA, L.; ARAÚJO, F. (Ed.). **Minicursos do XXII Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde**. 1. ed. SBC, 2022. p. 48–95. ISBN 978-85-7669-508-0. Disponível em: <https://sol.sbc.org.br/livros/index.php/sbc/catalog/view/105/466/739-1>.

RODRÍGUEZ, J. P. *et al.* IoT-Agro: A smart farming system to Colombian coffee farms. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 190, p. 106442, nov. 2021. ISSN 01681699. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168169921004592>.

RODRÍGUEZ-LERA, F. J. *et al.* **Lessons Learned in Quadruped Deployment in Livestock Farming**. arXiv, 2024. Online. ArXiv:2404.16008 [cs]. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/2404.16008>.

SAJID, A. *et al.* Human-Centered Design and Development of an Elderly Care Robot. In: **2024 International Conference on Robotics and Automation in Industry (ICRAI)**. Rawalpindi, Pakistan: IEEE, 2024. p. 1–7. ISBN 979-8-3503-5570-3. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10894113/>.

SARRICA, M.; BRONDI, S.; FORTUNATI, L. How many facets does a “social robot” have? A review of scientific and popular definitions online. **Information Technology & People**, v. 33, n. 1, p. 1–21, abr. 2019. ISSN 0959-3845. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ITP-04-2018-0203/full/html>.

SHARMA, A. *et al.* A systematic review of assistance robots for elderly care. In: **2021 International Conference on Communication information and Computing Technology (ICCICT)**. Mumbai, India: IEEE, 2021. p. 1–6. ISBN 978-1-6654-0430-3. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9510142/>.

SIMBEYE, D. S.; TONGORA, E. F. "Design and Development of Intelligent Robotic System for Precision Agriculture". **International Journal of Software & Hardware Research in Engineering**, v. 10, n. 10, out. 2022. ISSN 2347-4890. Publisher: IJournals Publications. Disponível em: <https://ijournals.in/wp-content/uploads/2022/10/17.IJSHRE-101020-Daudi.pdf>.

SLADE, P. *et al.* On human-in-the-loop optimization of human–robot interaction. **Nature**, v. 633, n. 8031, p. 779–788, set. 2024. ISSN 1476-4687. Publisher: Nature Publishing Group. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41586-024-07697-2>.

SOTT, M. K. *et al.* Precision Techniques and Agriculture 4.0 Technologies to Promote Sustainability in the Coffee Sector: State of the Art, Challenges and Future Trends. **IEEE Access**, v. 8, p. 149854–149867, 2020. ISSN 2169-3536. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9166468/>.

SPANEVELLO, R. M. *et al.* A Problemática do Envelhecimento no Meio Rural sob a Ótica dos Agricultores Familiares sem Sucessores. **Desenvolvimento em Questão**, v. 15, n. 40, p. 348, ago. 2017. ISSN 2237-6453, 1678-4855. Disponível em: <https://www.revistas.unijui.edu.br/index.php/desenvolvimentoemquestao/article/view/5903>.

SUN, X. *et al.* Intelligent interactive robot system for agricultural knowledge popularity and achievements display. In: **2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)**. IEEE, 2019. p. 511–518. ISBN 978-1-7281-1907-6. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8997911/>.

TRUNDLE, C.; PHILLIPS, T. Which Ethnography? Whose Ethnography? Medical anthropology's Epistemic Sensibilities Among Health Ethnographies. **Medical Anthropology**, v. 43, n. 4, p. 295–309, maio 2024. ISSN 0145-9740. Publisher: Routledge _eprint: <https://doi.org/10.1080/01459740.2024.2349513>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/01459740.2024.2349513>.

United Nations. **Transforming our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development**. 2015. <https://sdgs.un.org/2030agenda>. Resolution A/RES/70/1, adopted 25 October 2015. Accessed May 23, 2025.

VANDEMEULEBROUCKE, T.; CASTERLÉ, B. D. D.; GASTMANS, C. How do older adults experience and perceive socially assistive robots in aged care: a systematic review of qualitative evidence. **Aging & Mental Health**, v. 22, n. 2, p. 149–167, fev. 2018. ISSN 1360-7863, 1364-6915. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/13607863.2017.1286455>.

VASCONEZ, J. P.; KANTOR, G. A.; CHEEIN, F. A. A. Human–robot interaction in agriculture: A survey and current challenges. v. 179, p. 35–48, 2019. ISSN 15375110. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1537511017309625>.

VIÇOSI, D. B. *et al.* IMPORTÂNCIA DA MELHORIA DA QUALIDADE DO CAFÉ ARÁBICA PARA a SUSTENTABILIDADE DE PROPRIEDADES AGRÍCOLAS. 2023. ISSN 2764-5339, 2179-5304. Disponível em: <https://revista.incaper.es.gov.br/index.php/ojs/article/view/16>.

WANG, X. *et al.* Applied Research of Agricultural Quadruped Robots. In: **2024 IEEE 13th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)**. [s.n.], 2024. p. 954–957. ISSN: 2473-5655. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10545756>.

WINCKLER, M. *et al.* IDOSOS NO MEIO RURAL: UMA REVISÃO INTEGRATIVA. **Estudos Interdisciplinares sobre o Envelhecimento**, v. 21, n. 2, nov. 2016. ISSN 2316-2171. Number: 2. Disponível em: <https://seer.ufrgs.br/index.php/RevEnvelhecer/article/view/60691>.

WULANDARI, S.; FERRY, Y. Strategies on technology management for coffee smallholder to promote the smart farming implementation. **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**, v. 759, n. 1, p. 012057, maio 2021. ISSN 1755-1307, 1755-1315. Disponível em: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/759/1/012057>.

ZHANG, J.; WANG, X.; ZHENG, L. Research on Autonomous Navigation System of Agricultural Quadruped Robot. In: IEEE. **2024 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)**. Tianjin, China: IEEE, 2024. p. 1286–1290. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10633192/>.

ANEXOS**ANEXO A – PROJETO DE EXTENSÃO NEURON**



UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS
Pró-Reitoria de Extensão e Cultura

PROJETO DE EXTENSÃO

TÍTULO: NEURON (Núcleo de Estudos da UFLA em Robótica iNterativa)

ÁREA TEMÁTICA: Comunicação

COORDENADOR DO PROJETO: ANDRE DE LIMA SALGADO

EQUIPE TÉCNICA: ANDRE DE LIMA SALGADO (Docente)
LUIZ HENRIQUE ANDRADE CORREIA (Docente)
DANILO FERNANDES DA SILVA (Aluno de Pós-Graduação)
LUIZA CAMPBELL ROCHA (Aluno de Pós-Graduação)

DEPARTAMENTO OU SETOR: DEPARTAMENTO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

INSTITUIÇÕES PARCEIRAS: Ontario Tech, Hongik University

NÚMERO ESTIMADO DE PARTICIPANTES: 30

LOCAIS DE REALIZAÇÃO: Universidade Federal de Lavras, dependências do Departamento de Ciência de Computação - ICET

DATA DE INÍCIO: 01-08-2025

DATA DE TÉRMINO: 01-08-2026

RESUMO DA PROPOSTA: O projeto NEURON – Núcleo de Estudos da UFLA em Robótica iNterativa – tem como finalidade promover a disseminação do conhecimento sobre interação humano-robô para alunos do ensino médio da região de Lavras. Através de atividades teóricas e práticas, serão abordados os fundamentos, teorias e metodologias que regem a interação entre seres humanos e robôs, com especial ênfase na robótica social e nas suas aplicações inovadoras no setor agrícola. Por meio de oficinas, palestras e sessões interativas, os participantes terão a oportunidade de aprender conceitos que estimulam o pensamento crítico, a criatividade e a adaptação às novas tecnologias, contribuindo tanto para a formação acadêmica quanto para o desenvolvimento sustentável da agricultura local.

1. Princípios de Usabilidade e Ergonomia Cognitiva O design de interfaces para robôs sociais deve priorizar a facilidade de uso e a clareza na comunicação, garantindo que os usuários consigam interpretar os comandos e respostas do sistema de forma intuitiva. Elementos como feedback imediato, consistência visual e previsibilidade são fundamentais para minimizar a carga cognitiva e facilitar a interação, conforme os estudos clássicos em usabilidade e ergonomia. 2. Design Centrado no Usuário (User-Centered Design) Esta abordagem coloca o usuário no centro do processo de criação, garantindo que as necessidades, expectativas e limitações dos usuários sejam consideradas desde o início. Através de métodos iterativos, como prototipagem, testes com usuários e coleta de feedback, é possível refinar a interface para que ela promova interações naturais e eficientes, adaptando-se ao contexto cultural e socioeconômico dos beneficiários. 3. Interação

FUNDAMENTAÇÃO

TEÓRICA:

Humano-Robô e Estudos de Técnicas de Avaliação das Características Sociais do Robô e Percepção do Vale da Estranheza A interação entre humanos e robôs vai além da simples troca de comandos; envolve a comunicação social, na qual o robô deve exibir características que imitem comportamentos humanos para gerar empatia e aceitação. Um aspecto central desse estudo é o "vale da estranheza" – o desconforto que usuários podem sentir quando um robô se aproxima demais da aparência ou comportamento humano sem alcançá-los completamente. Para avaliar essas características sociais, são empregadas técnicas que combinam métodos qualitativos (entrevistas, grupos focais, observação participante) e quantitativos (escalas de percepção, métricas de usabilidade). Essas avaliações permitem identificar como aspectos como expressividade, gestos, entonação e comportamento do robô influenciam a interação, possibilitando ajustes que aprimorem a experiência do usuário e reduzam o impacto do vale da estranheza.

OBJETIVOS:

O objetivo geral do projeto NEURON – Núcleo de Estudos da UFLA em Robótica iNterativa é capacitar e inspirar alunos do ensino médio da região de Lavras para a compreensão, aplicação e desenvolvimento de tecnologias em robótica interativa, com ênfase na robótica social e em suas aplicações no setor agrícola. Essa iniciativa busca integrar ensino, pesquisa e extensão para fomentar a inovação tecnológica e promover o desenvolvimento sustentável regional.

A proposta é socialmente relevante por diversos motivos: -
 Inclusão Digital e Científica: Ao levar conhecimentos avançados de robótica e inteligência artificial para alunos do ensino médio, o projeto democratiza o acesso à tecnologia, preparando jovens para as demandas do mercado de trabalho e para os desafios do século XXI. - Fomento às Competências STEM: Através de atividades práticas e interativas, os estudantes desenvolvem habilidades em ciência, tecnologia, engenharia e matemática, áreas essenciais para o desenvolvimento econômico e social da região. - Impacto no Agronegócio Local: Com ênfase em aplicações na agricultura, o projeto contribui para a modernização e sustentabilidade do setor agrícola, fundamental para a economia local. A robótica social aplicada no campo pode otimizar processos, reduzir custos e aumentar a produtividade de forma sustentável, beneficiando tanto agricultores quanto a comunidade. - Desenvolvimento Regional: A capacitação de jovens em áreas tecnológicas fortalece o potencial inovador da região, incentivando o surgimento de novas iniciativas e empresas que podem transformar a realidade econômica e social local. Essas contribuições geram um ciclo virtuoso de aprendizado, inovação e aplicação prática do conhecimento, ampliando as oportunidades para os alunos e promovendo o desenvolvimento sustentável da comunidade. - Número de vagas para novos participantes por semestre: 10 vagas - Limite máximo de participantes: 30 simultâneos - Dedicção semanal: 10 horas por participante

JUSTIFICATIVA:

O grupo adotará uma abordagem integrada e prática, composta por atividades regulares e presenciais que incentivam tanto a discussão teórica quanto a aplicação prática dos conhecimentos em robótica interativa. A metodologia inclui as seguintes etapas: 1. Reuniões Presenciais e Discussões Temáticas: - Frequência: O grupo se reunirá periodicamente em encontros presenciais para debater temas atuais da área de robótica social e interação humano-robô. - Objetivos: Discutir artigos, estudos de caso e inovações tecnológicas; compartilhar experiências e desafios; e definir estratégias para as atividades do grupo. 2. Workshops e Práticas de Técnicas e Metodologias: - Atividades Práticas: Serão organizados workshops onde os participantes poderão praticar técnicas de design, avaliação de interfaces e metodologias de interação, promovendo a experimentação e a aprendizagem colaborativa. - Ferramentas e Recursos: Utilização de softwares de prototipagem, simulação e ferramentas de análise para aprimorar as competências dos alunos e membros do grupo. 3. Planejamento e Realização de Visitas a Escolas: - Ação Comunitária: O grupo desenvolverá um cronograma de visitas a escolas da região, com o objetivo de apresentar o campo da robótica e despertar o interesse dos alunos em áreas STEM. - Integração com a Comunidade: Durante essas visitas, serão realizadas apresentações, atividades interativas e demonstrações práticas, permitindo uma aproximação entre os estudantes e a tecnologia. 4. Recepção e Integração de Alunos nas Dependências do Departamento de Ciência da Computação: - Ambiente Inspirador: O grupo promoverá a recepção de alunos interessados em aprofundar seus conhecimentos, oferecendo visitas guiadas, palestras e sessões práticas nas instalações do departamento. - Mentoria e Orientação: Durante a estadia, os alunos terão a oportunidade de interagir com professores e pesquisadores, participando de projetos e atividades práticas que complementem o ensino formal. 5. Planejamento e Organização de Eventos: - Eventos Acadêmicos e Culturais: Serão planejados e organizados eventos como seminários, feiras de ciência, hackathons e exposições, visando disseminar os resultados dos projetos e estimular a troca de conhecimentos entre a comunidade acadêmica e o público em geral. - Engajamento e Divulgação: Esses eventos contribuirão para aumentar a visibilidade do grupo, promover parcerias e fomentar a inovação na região. Essa metodologia, que combina reuniões presenciais, práticas colaborativas e atividades de extensão, visa criar um ambiente dinâmico de aprendizagem e inovação, impulsionando a formação de futuros profissionais e promovendo o desenvolvimento tecnológico e social na comunidade.

METODOLOGIA:

O projeto NEURON integra de maneira sinérgica os pilares essenciais da universidade, promovendo uma abordagem tripartite que reforça a missão institucional da UFLA: 1. Ensino: - Aprendizagem Ativa: O projeto oferece oficinas, workshops e reuniões presenciais onde alunos de graduação e pós-graduação podem aprofundar seus conhecimentos em robótica interativa, design de interfaces e avaliação de sistemas de interação humano-robô. - Metodologia Prática: A incorporação de atividades práticas permite que o conteúdo teórico seja aplicado em situações reais, facilitando a compreensão e o desenvolvimento de competências técnicas e críticas. 2. Pesquisa: - Inovação e Desenvolvimento Tecnológico: Por meio do desenvolvimento e avaliação de protótipos e interfaces para robôs sociais, o NEURON incentiva a investigação de novas abordagens e técnicas na área. - Produção de Conhecimento: Os estudos realizados no âmbito do projeto possibilitam a publicação de resultados, a participação em conferências e a formação de grupos de pesquisa interdisciplinares, ampliando o acervo científico da UFLA. 3. Extensão: - Conexão com a Comunidade: O projeto se propõe a realizar visitas a escolas da região, promover eventos e encontros que aproximem a universidade do público externo, ampliando o acesso ao conhecimento tecnológico. - Inclusão e Impacto Social: Ao levar tecnologias e práticas inovadoras para o campo e para a educação básica, o NEURON atua como agente de transformação social, contribuindo para a modernização do agronegócio local e para a democratização do acesso à tecnologia. Essa integração fortalece o ciclo de aprendizado e inovação, estimulando a formação de profissionais capacitados e comprometidos com o desenvolvimento sustentável da região. Essa sinergia entre ensino, pesquisa e extensão reforça a identidade da UFLA como uma instituição que não apenas transmite conhecimento, mas também o produz e o difunde para a comunidade.

**RELAÇÃO ENSINO,
PESQUISA E
EXTENSÃO:**

O projeto NEURON visa a integração entre ensino, pesquisa e extensão para capacitar alunos e discentes da UFLA em robótica interativa, com foco em interação humano-robô e aplicações na agricultura. Espera-se que os participantes desenvolvam competências técnicas e interdisciplinares em áreas STEM, aprimorando habilidades em design de interfaces, usabilidade e comunicação social com robôs. A produção de protótipos inovadores e estudos científicos contribuirá para o avanço do conhecimento e para a publicação de resultados que fomentem parcerias estratégicas. Adicionalmente, o projeto promove a

RESULTADOS ESPERADOS: aproximação entre a universidade e a comunidade local por meio de visitas a escolas e eventos de extensão, democratizando o acesso à tecnologia e incentivando a inclusão digital. No setor agrícola, a aplicação das soluções desenvolvidas poderá modernizar processos, aumentando a eficiência e a sustentabilidade das práticas locais. A participação em eventos e a organização de workshops estimula uma cultura de inovação e empreendedorismo, preparando os discentes para enfrentar os desafios tecnológicos do mercado e gerar iniciativas empreendedoras. Esses avanços fortalecem a posição da UFLA como polo de inovação, preparando profissionais altamente capacitados para transformar o mercado global.

- Mês 1: - Formação da equipe e definição dos objetivos e metas. - Reunião inaugural para alinhamento metodológico e elaboração do cronograma. - Mês 2: - Início das reuniões temáticas presenciais para discutir conceitos de robótica interativa e design de interfaces. - Planejamento detalhado dos workshops e identificação das escolas participantes. - Mês 3: - Realização do primeiro workshop prático com demonstrações e experimentação de protótipos. - Preparação dos materiais didáticos e divulgação das atividades de extensão. - Mês 4: - Execução das primeiras visitas às escolas da região, com apresentações interativas e sessões de feedback. - Análise preliminar dos indicadores de participação e satisfação. - Mês 5: - Segunda rodada de workshops e oficinas técnicas, com foco em avaliação de interfaces e interação humano-robô. - Início dos projetos práticos colaborativos entre alunos de graduação e pós-graduação. - Mês 6: - Reunião de avaliação intermediária para ajustes metodológicos e de atividades. - Planejamento do evento de integração entre a UFLA e a comunidade. - Mês 7: - Continuação das atividades regulares (reuniões, workshops e visitas). - Finalização do protótipo inicial e preparação para o evento. - Mês 8: - Realização do evento de integração e disseminação dos resultados do projeto. - Meses 9 a 12: - Acompanhamento contínuo das atividades com reuniões mensais, ajustes e monitoramento dos indicadores. - Elaboração do relatório anual e planejamento para o segundo ano.

CRONOGRAMA:

SITUAÇÃO DE
APROVAÇÃO: Registrado

**ANEXO B – PÔSTER OPENTERA++: UMA SOLUÇÃO DE MICROSERVIÇOS SUPORTADA
POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GENERATIVA**



XXXVII CONGRESSO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA UFLA - 2024

OpenTera++: Uma Solução de Microserviços Suportada por Inteligência Artificial Generativa

DANILO C. CLEMENTE¹, DANILO F. DA SILVA², ANDRÉ L. SALGADO³

¹Graduando do 5º módulo de Ciência da Computação, UFLA, iniciação científica voluntária; ²Mestrando do 2º semestre do Programa de Ciência da Computação, UFLA; ³Professor do Departamento de Ciência da Computação, UFLA.

INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de Robótica Social Assistiva (RSA) tem avançado com a incorporação de tecnologias emergentes, proporcionando robôs mais eficientes e interativos. Este trabalho explora o uso da API do ChatGPT, uma ferramenta de Inteligência Artificial Generativa, para aprimorar as interações entre humanos e robôs sociais, visando uma comunicação mais natural e envolvente.

OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é integrar a API do ChatGPT em uma solução de robótica social assistiva baseada no framework OpenTera, com foco em melhorar a interação entre usuários e robôs assistivos.

METODOLOGIA

A metodologia adotada incluiu a reestruturação do framework OpenTera, originalmente desenvolvido em Flutter, para suportar uma arquitetura de microserviços, facilitando a integração com robótica. Em seguida, foi implementada a conectividade via Bluetooth com dispositivos Arduino, o que permitiu a execução de comandos em tempo real e uma interação dinâmica entre usuários e robôs assistivos. Além disso, foram adicionadas funcionalidades de reconhecimento e produção de fala, utilizando a API do ChatGPT para gerar respostas conversacionais.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados demonstraram que a integração do ChatGPT entrega características que podem melhorar a experiência do usuário, proporcionando interações com potencial mais envolvente e natural com os robôs. No entanto, o custo associado à utilização contínua da API, após um período inicial gratuito, representa um desafio a ser considerado.

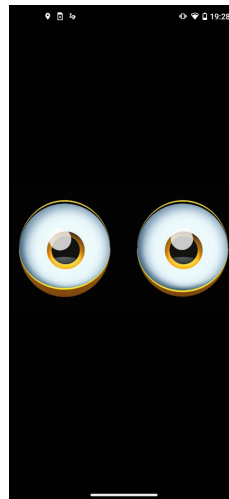
CONCLUSÃO

Este estudo destaca o potencial do ChatGPT para melhorar a experiência do usuário em robótica social assistiva, proporcionando interações mais naturais com robôs. A metodologia desenvolvida e a integração com o OpenTera podem servir como referência para futuras pesquisas em RSA, embora o custo da API e as particularidades do contexto de uso devam ser cuidadosamente avaliados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aldarmaki, H., et al. "Unsupervised Automatic Speech Recognition: A Review." *Speech Communication*, vol. 139, 2022, pp. 76–91, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167639322000292>.

1



2



3



Figura 1 – Gif exibido quando o robô está ouvindo.

Figura 2 – Gif exibido quando o robô está falando.

Figura 3 - Protótipo de robô que foi utilizado para conexão via Bluetooth

INSTITUIÇÕES DE FOMENTO



**ANEXO C – MÉTODOS PADRONIZADOS PARA AVALIAÇÃO DE ROBÔS INTERATIVOS -
INTRODUÇÃO AO ROSAS E SUS**



Métodos Padronizados para Avaliação de Robôs Interativos Introdução ao RoSAS e SUS

Autor: Danilo Fernandes da Silva

Orientador: Dr. André de Lima Salgado

DCC – Departamento de Ciência da Computação

30 de abril de 2026



Agradecimentos

Universidade Federal de Lavras (UFLA), pelo apoio institucional e pela oportunidade de realização do minicurso.

Professores Dr. André L. Salgado e Dr. Gustavo J. G. Lahr, pela orientação, suporte e contribuições ao longo do processo.

Aluno de Mestrado João Paulo P. Lima, pela disponibilização do template Beamer utilizado nesta apresentação.

Participantes, pelo interesse, participação ativa e pela troca de experiências.

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais, por acreditar em meu potencial e pela concessão da licença para capacitação.

INOV@ÇÃO UFLA, FAPEMIG, FAPESP, CAPES, pelo apoio e incentivo ao longo desta trajetória.



Sumário

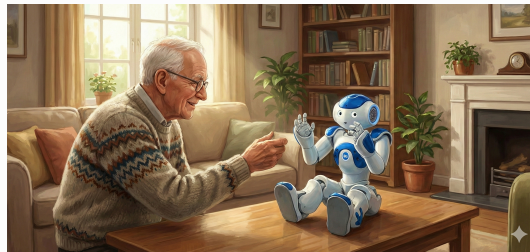
1. Introdução

2. Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

3. System Usability Scale (SUS)

4. Referências

- Instrumentos para avaliar a experiência do usuário de forma objetiva
- Avaliação objetiva identifica gargalos no design e na funcionalidade
- Questionários abordados:
 - RoSAS (*Robotic Social Attributes Scale*) Escala de Atributos Sociais Robóticos
 - SUS (*System Usability Scale*) Escala de Usabilidade do Sistema



Exemplo de interação humano-robô em contexto assistivo

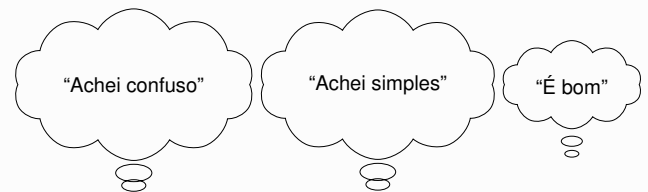


Introdução

Por que usar questionários padronizados?

- Reduzem a subjetividade na avaliação da experiência do usuário
- Produzem dados confiáveis e reprodutíveis
- Permitem comparação entre robôs, usuários e estudos
- Apoiam decisões de redesign e melhoria do robô

Avaliação subjetiva não estruturada



Avaliação com questionário padronizado

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---



Introdução

Definição de Robô Social

Robô Social

O objetivo central de um robô social é promover interações sociais significativas, empregando comportamentos e recursos comunicativos capazes de sustentar o engajamento e a reciprocidade ao longo da interação (Sarrica; Brondi; Fortunati, 2019).

Robô Social Assistivo

Utiliza a interação social como estratégia primária para monitorar, motivar e auxiliar usuários em processos de reabilitação, convalescença ou aprendizado (Feil-Seifer; Mataric, 2005; Kachouie *et al.*, 2014). Inclui aspectos cognitivos, emocionais e afetivos no cuidado (Sharma *et al.*, 2021).



Introdução

Definição de Usabilidade

Usabilidade

Avaliação subjetiva que o usuário faz sobre o quão adequado, fácil e satisfatório é um sistema para cumprir um determinado propósito em um contexto específico BROOKE, J. Sus: **A quick and dirty usability scale**. Usability Eval. Ind., v. 189, 11 1995..



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

O que é RoSAS? Robotic Social Attributes Scale

- Escala de atributos proposta por Carpinella *et al.* (2017) derivada do Godspeed
- Objetivo: avaliar a percepção social de robôs
- Instrumento psicometricamente validado
- Amplamente utilizado em Interação Humano-Robô (IHR)



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Por que usar o RoSAS?

- Avaliar robôs já projetados
- Prever a qualidade da interação social
- Apoiar o design de novos robôs, especialmente antropomórficos
- Identificar atributos desejáveis e minimizar desconforto



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Relevância para a pesquisa

- Permite comparação entre robôs e contextos
- Gera *insights* sobre o impacto do design na IHR
- Possibilidade em estudos sobre o fenômeno *Uncanny Valley*



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Uncanny Valley

- Quanto mais humano mais positiva a avaliação emocional
 - Até certo ponto
- Quando o robô atinge a semelhança QUASE perfeita com humano
 - As emoções dos utilizadores caem num Vale da Estranheza (Mori; MacDorman; Kageki, 2012)
- O **calor humano** e a **competência** são fatores importantes na formação da primeira impressão entre os seres humanos (Carpinella *et al.*, 2017)

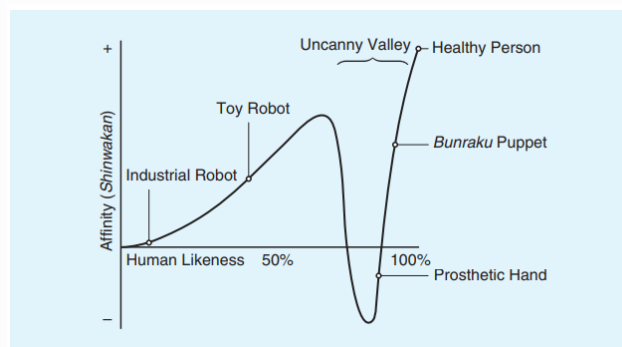


Gráfico do Uncanny Valley (Mori; MacDorman; Kageki, 2012)



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Dimensões avaliadas pelo RoSAS

- **Calor Humano**

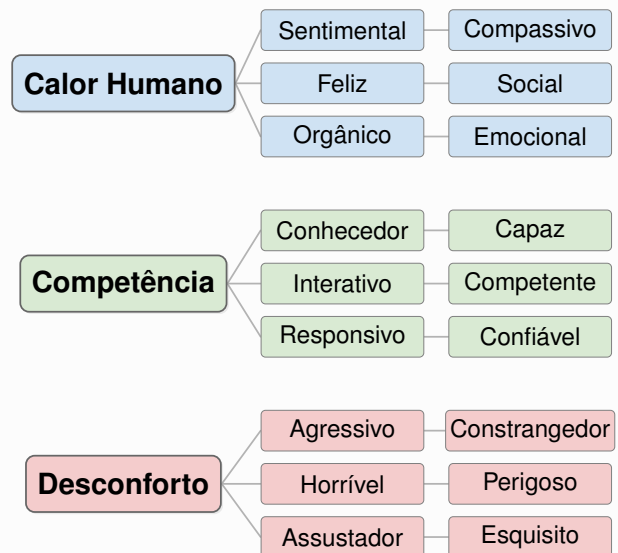
- Proximidade social e empatia percebida

- **Competência**

- Capacidade, inteligência e confiabilidade

- **Desconforto**

- Sensações negativas ou estranhamento





Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Procedimento de aplicação

- Participantes associam pontos de escala a atributos relacionados ao robô
- Escala Likert de 9 pontos
- Ordem aleatória dos itens
- Mesmo robô/contexto para todos os participantes
- Evitar indução por explicações prévias
- Aplicação após interação ou exposição ao robô



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Escala Likert

- Proposta por Likert (1932) como uma técnica para mensuração de atitudes por meio de itens graduados em níveis de concordância
 - LIKERT, R. **A technique for the measurement of attitudes**. *Archives of psychology, Marketing Management: Analysis, Planning Implementation and Control*/Prentice-Hall Inc, 1932.
- Questões ou afirmações claras
- Permiti respostas em graus de concordância
- Formato mais comum:
 - 1 - Discordo totalmente
 - 2 - Discordo parcialmente
 - 3 - Nem concordo, nem discordo
 - 4 - Concordo parcialmente
 - 5 - Concordo totalmente



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS) Escala Likert em RoSAS

- RoSAS utiliza escala de 9 pontos
- Maior sensibilidade
- Redução de empate forçado
- Formato do RoSAS:
 - 1 - Definitivamente não associado
 - 2 - Não associado
 - 3 - Pouco associado
 - 4 - Ligeiramente associado
 - 5 - Neutro (nem associado nem não associado)
 - 6 - Moderadamente associado
 - 7 - Associado
 - 8 - Altamente associado
 - 9 - Definitivamente associado



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Exemplo de item do RoSAS

Exemplo de questão

*“O robô parece ser **confiável**?”*

O robô parece ser confiável? *

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
Definitivamente não associado	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	Definitivamente associado

Exemplo de questão aplicado por formulário do Google



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Como as respostas do RoSAS viram dados analisáveis?

- **Conversão das respostas**
 - Cada item é avaliado em escala numérica (1–9)
 - Itens podem ser analisados individualmente ou por dimensão
- **Verificação da distribuição dos dados**
 - Aplicação do teste de normalidade de Shapiro–Wilk
 - Definição entre análise paramétrica ou não paramétrica
- **Análises estatísticas**
 - Estatísticas descritivas: média, mediana e desvio padrão
 - Dados paramétricos: testes como *t-test* ou ANOVA
 - Dados não paramétricos: teste de Kruskal–Wallis
- Os resultados representam a percepção social do robô



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Tela inicial do formulário



Avaliação de Robôs Sociais Assistivos na Cafeicultura

* Indica uma pergunta obrigatória

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido - TCLE

Prezado(a) Senhor(a), você está sendo convidado(a) a participar da pesquisa de forma totalmente voluntária da Universidade Federal de Lavras. Antes de concordar, é importante que você compreenda as informações e instruções contidas neste documento. Será garantida, durante todas as fases da pesquisa: sigilo, privacidade; e acesso aos resultados.

I - Título do trabalho experimental:

Avaliação de Robôs Sociais Assistivos na Cafeicultura: Perspectivas de Produtores(as)
Rurais Mais Velhos

Pesquisador responsável: André de Lima Salgado

Tela do TCLE do formulário de pesquisa RoSAS disponibilizado pelo Google Forms. Fonte: Do Autor.



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Tela de dados pessoais do participante

Dados Pessoais

Pode deixar nome e cidade em branco se preferir

Em qual cidade está localizada a sua propriedade?

Sua resposta

Qual a sua faixa etária? *

☐ 18 a 29 anos

☐ 30 a 49 anos

☐ 50 a 64 anos

☐ 65 anos ou mais

Qual seu nome completo?

Apenas se desejar receber notícias de resultado da pesquisa

Sua resposta

Tela para preenchimento dos dados pessoais do formulário de pesquisa RoSAS disponibilizado pelo Google Forms. Fonte: Do Autor.

Avaliação de Robôs Sociais Assistivos na Cafeicultura

Vídeo demonstrativo

Assista ao vídeo abaixo antes de responder a pesquisa.

Título do vídeo: Cão robô agora em missão para ajudar agricultores em um clima em constante mudança (Reino Unido) 5/dez/2024.

Duração do vídeo: 2:15.

Vídeo Traduzido – Uso de Robôs na Agricultura
Danilo Fernandes da Silva



[Voltar](#)

[Avançar](#)

Página 3 de 4 [Limpar formulário](#)

Tela com o vídeo de estímulo do robô do formulário de pesquisa RoSAS disponibilizado pelo Google Forms. Fonte: Do Autor.



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Tela da página do questionário RoSAS

Instruções para preenchimento do questionário

Este questionário tem como objetivo avaliar a sua percepção sobre as características sociais do robô apresentado. Ele contém 18 afirmações que refletem diferentes aspectos da sua percepção. Para cada afirmação, você deverá indicar o quanto associa ou não a característica ao robô, utilizando a escala de 1 a 9, conforme descrito abaixo:

- 1: Definitivamente não associado.
- 2: Não associado.
- 3: Pouco associado.
- 4: Ligeiramente associado.
- 5: Neutro (nem associado nem não associado).
- 6: Moderadamente associado.
- 7: Associado.
- 8: Altamente associado.
- 9: Definitivamente associado.

Por favor, leia cada afirmação com atenção e marque apenas uma resposta por questão, escolhendo a opção que melhor reflete a sua opinião. Não há respostas certas ou erradas; o importante é ser sincero e indicar a sua percepção pessoal.

Se tiver alguma dúvida, não hesite em perguntar antes de iniciar o preenchimento.

O robô parece ser confiável? *

1
2
3
4
5
6
7
8
9

Definitivamente não associado
☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐
☐
Definitivamente associado

Tela com o questionário RoSAS do formulário de pesquisa RoSAS disponibilizado pelo Google Forms. Fonte: Do Autor.



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Banco de dados das Respostas do Rosas

1	O robô parece ser sensível? ▾	O robô parece ser feliz? ▾	O robô parece ser orgânico (não mecânico)? ▾	O robô parece ser compassivo? ▾	O robô parece ser social? ▾
2	7	1	2	7	7
3	6	1	1	2	2
4	1	5	1	2	5
5	7	7	9	6	9
6	8	5	1	6	3
7	7	5	1	5	3
8	7	9	1	1	9
9	6	9	5	5	9
10	1	1	4	5	3
11	7	8	7	8	7
12	7	5	2	5	6
13	5	3	6	6	5
14	2	9	8	8	8
15	4	1	2	1	1
16	4	5	2	5	5
17	1	8	1	9	7
18	1	1	1	3	6

Planilha do Google Forms com as respostas de cada atributo do questionário RoSAS. Fonte: Do Autor.

Dimension	Attribute	Age group					
		18-49 y (n=15)			50+ y (n=13)		
		$\bar{x}$	<i>Mdn</i>	<i>sd</i>	$\bar{x}$	<i>Mdn</i>	<i>sd</i>
Warmth	Feeling	4.73	5.0	2.79	3.85	4.00	2.64
	Happy	4.87	5.0	3.29	4.15	5.00	3.31
	Organic	2.07	1.0	2.09	3.38	2.00	3.12
	Compassionate	4.53	5.0	2.50	4.00	5.00	2.77
	Social	4.60	4.0	2.67	4.77	5.00	2.77
	Emotional	2.20	1.0	2.46	2.46	1.00	2.44
	Average	3.83	3.5	2.63	3.77	3.67	2.84
Competence	Knowledgeable	6.20	7.00	2.11	6.85	7.00	2.58
	Interactive	6.13	7.00	2.45	5.15	7.00	3.34
	Responsive	6.20	6.00	1.86	6.08	7.00	2.87
	Capable	6.40	7.00	2.41	7.00	7.00	2.38
	Competent	6.67	7.00	2.32	7.62	8.00	1.85
	Reliable	6.33	7.00	1.95	6.54	7.00	2.79
	Average	6.32	6.83	2.18	6.54	7.17	2.64
Discomfort	Aggressive	1.93	1.00	1.79	2.62	2.00	2.69
	Awful	2.93	2.00	2.19	4.00	2.00	3.24
	Scary	2.80	1.00	2.40	3.00	2.00	2.83
	Awkward	2.93	3.00	2.15	3.38	2.00	2.47
	Dangerous	2.73	1.00	2.52	3.00	2.00	2.97
	Strange	4.80	5.00	2.27	4.69	4.00	3.28
	Average	3.02	2.17	2.22	3.45	2.33	2.91

Estatística descritiva das respostas dos participantes em uma pesquisa sobre aceitação de um robô social. Fonte: Do Autor.



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Exemplo de teste não paramétrico

Question	H Statistic	p-value
Does the robot seem to have feeling?	0.8000	0.3710
Does the robot seem happy?	0.4170	0.5184
Does the robot seem organic (not mechanical)?	3.8570	0.0495
Does the robot seem compassionate?	0.2650	0.6064
Does the robot seem social?	0.0190	0.8894
Does the robot seem emotional?	0.0590	0.8084
Does the robot seem knowledgeable?	1.5610	0.2115
Does the robot seem interactive?	0.3970	0.5286
Does the robot seem responsive?	0.1760	0.6750
Does the robot seem capable?	0.9280	0.3355
Does the robot seem competent?	1.9670	0.1607
Does the robot seem reliable?	0.5240	0.4690
Does the robot seem aggressive?	0.9530	0.3290
Does the robot seem awful?	0.7840	0.3759
Does the robot seem scary?	0.0500	0.8239
Does the robot seem awkward?	0.2230	0.6367
Does the robot seem dangerous?	0.5160	0.4725
Does the robot seem strange?	0.0050	0.9444

Teste de Kruskal-Wallis para identificar diferença significativa em uma pesquisa sobre aceitação de um robô social. Fonte: Do Autor.

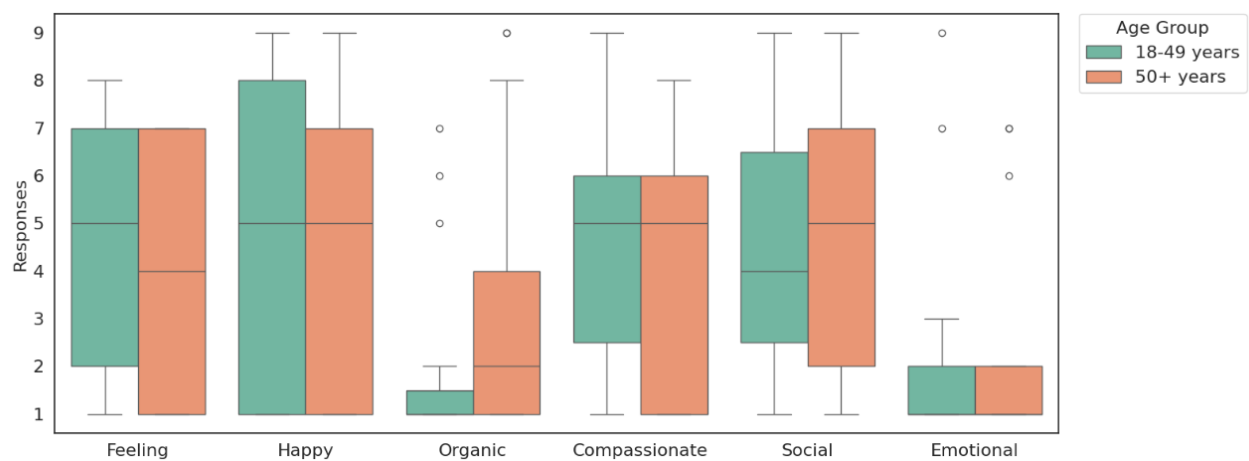


Gráfico da dimensão calor humano. Fonte: Do Autor.



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Agrupamento não supervisionado

- Identifica grupos de participantes com padrões semelhantes de percepção
- Os grupos são formados a partir dos próprios dados, sem rótulos prévios
- Evita que análises baseadas apenas em médias escondam comportamentos distintos
- Evidencia a variabilidade individual na percepção de robôs sociais



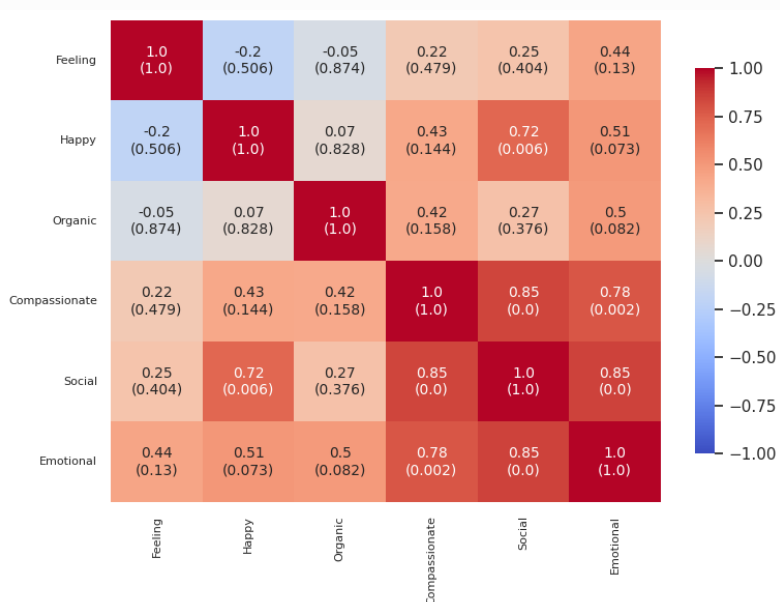
Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Métodos de agrupamento não supervisionado

- K-Means
 - Agrupa usuários com base na similaridade média
- Agrupamento Hierárquico
 - Permite visualizar relações entre grupos
- DBSCAN
 - Identifica grupos de diferentes densidades

Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Análise de Correlação



Análise de correlação dos atributos da dimensão Calor Humano do Grupo de 50 anos ou mais. Fonte: Do Autor.



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

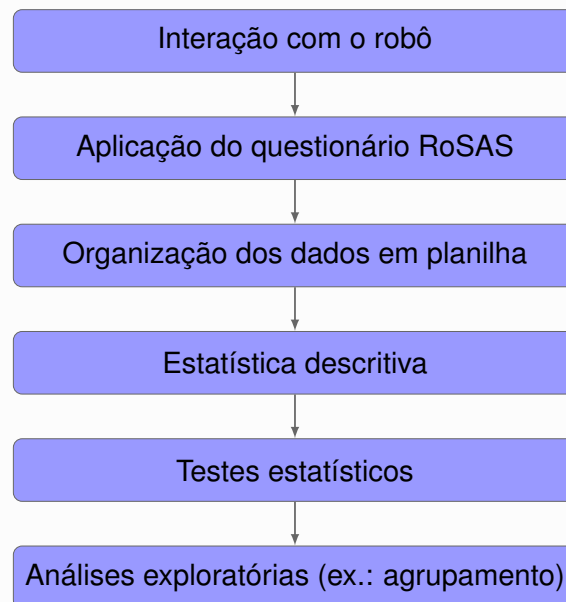
Limitações do RoSAS

- Mede percepção social autorrelatada
- Não avalia desempenho técnico ou usabilidade
- Pode ser influenciado por fatores culturais e contexto



Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Fluxo de análise com o RoSAS





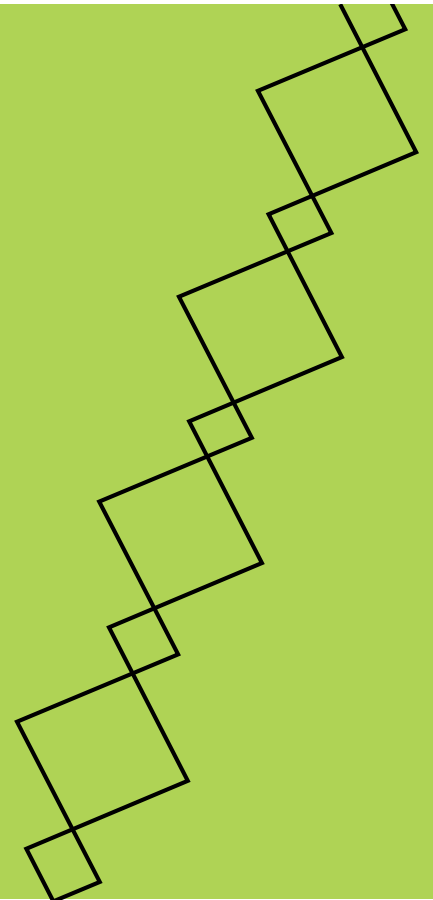
Robotic Social Attributes Scale (RoSAS)

Do RoSAS ao SUS

- RoSAS: como o robô é percebido socialmente
- SUS: quão fácil e eficiente é usar o sistema
- Instrumentos complementares



3. System Usability Scale (SUS)





System Usability Scale (SUS)

O que é o SUS?

- Questionário proposto por
 - BROOKE, J. Sus: A quick and dirty usability scale. Usability Eval. Ind., v. 189, 11 1995.
- Instrumento amplamente utilizado para avaliar usabilidade
- Aplicável a sistemas, dispositivos e serviços
- Tecnicamente agnóstico



System Usability Scale (SUS)

Por que usar o SUS?

- Instrumento curto e de fácil aplicação
- Adequado para diferentes contextos de pesquisa
- Boa robustez psicométrica
- Confiável mesmo com amostras reduzidas



System Usability Scale (SUS)

Estrutura do questionário SUS

- Questionário composto por 10 afirmações
- Alternância entre itens positivos e negativos
- Avaliação em escala Likert de 5 pontos

Q1. Eu acho que gostaria de usar este sistema com frequência.

Q2. Eu achei o sistema desnecessariamente complexo.

Q3. Eu achei o sistema fácil de usar.

Q4. Eu acho que precisaria do apoio de uma pessoa técnica para conseguir usar este sistema.

Q5. Eu achei que as várias funções do sistema estavam bem integradas.

Q6. Eu achei que havia muita inconsistência neste sistema.

Q7. Eu imagino que a maioria das pessoas aprenderia a usar este sistema rapidamente.

Q8. Eu achei o sistema muito complicado de usar.

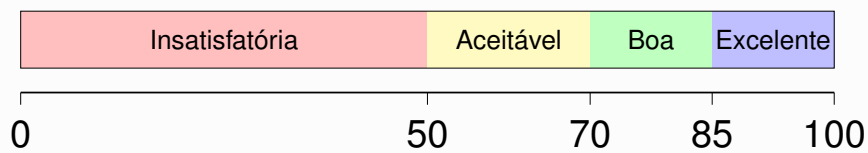
Q9. Eu me senti confiante ao usar o sistema.

Q10. Eu precisei aprender muitas coisas antes de conseguir usar este sistema.



System Usability Scale (SUS) Pontuação do SUS

- Escore final varia de 0 a 100
- Valores mais altos indicam melhor usabilidade percebida
- Interpretação típica:





System Usability Scale (SUS)

Cálculo da pontuação do SUS

- O cálculo envolve três etapas principais

1ª Parte

- Itens positivos (Q1, Q3, Q5, Q7, Q9)
 - Pontuação ajustada = resposta - 1
- Itens negativos (Q2, Q4, Q6, Q8, Q10)
 - Pontuação ajustada = 5 - resposta

$$Q1: 4 - 1 = 3$$

$$Q2: 5 - 1 = 4$$



System Usability Scale (SUS)

Pontuação final do SUS

2ª Parte

- Soma das pontuações ajustadas. Variação de 0 a 40

3ª Parte

- Multiplicação por 2,5. Variação de 0 a 100

Exemplo

- Soma das pontuações ajustadas = 28

$$28 \times 2,5 = 70$$

Usabilidade aceitável



System Usability Scale (SUS)

Análise complementar por item no SUS

- O SUS gera um score global de usabilidade
- O score final pode ocultar problemas pontuais
- A análise por item permite identificar gargalos específicos
- Útil para orientar ações de melhoria e redesign

Tabela 1 – Descriptive statistics related to the final score obtained in the SUS questionnaire

Sample	Mean ($\bar{x}$)	Median (Mdn)	Standard Deviation (dp)
Overall (Total)	63.86	62.50	18.06
18–49 years	62.08	56.25	17.16
50+ years	65.74	62.50	19.32

Source: Prepared by the author (2025).

Tabela 2 – Descriptive statistics for the scores of individual SUS questionnaire items by age group

Item	18–49 age group			50+ age group		
	$\bar{x}$	Mdn	dp	$\bar{x}$	Mdn	dp
Q1	4.06	5.00	1.35	4.82	5.00	0.53
Q2	2.17	2.00	1.29	2.59	2.00	1.46
Q3	3.67	4.00	1.33	4.00	4.00	1.06
Q4	3.94	4.00	1.35	4.06	5.00	1.60
Q5	4.39	5.00	0.85	4.65	5.00	0.61
Q6	2.39	2.50	1.20	2.24	1.00	1.48
Q7	3.39	3.50	1.38	4.18	5.00	1.24
Q8	2.72	2.50	1.41	2.76	3.00	1.30
Q9	3.83	4.00	1.29	4.18	5.00	1.07
Q10	3.28	3.00	1.27	3.88	5.00	1.62

Source: Prepared by the author (2025). The description of each item (Qn) is provided in Box 3.1.



System Usability Scale (SUS)

Usabilidade Global: Score Final do SUS

- Teste de normalidade (Shapiro-Wilk test):
 - Resultado dos dados da pesquisa foi de normalidade
- Teste para identificação de diferenças estatisticamente significante (Teste t de Student)
 - Resultado mostrou que não há diferença estatisticamente significativa



System Usability Scale (SUS)

Usabilidade Específica: Itens do SUS

- Teste de normalidade para os itens individuais (Shapiro-Wilk test)
 - Resultado dos dados da pesquisa foi de não normalidade
- Teste não paramétrico (Mann-Whitney U test)

O teste mostrou que apenas o item de **Uso Frequente** obteve diferença estatisticamente significativa

Questão	Estatística U	<i>p-valor</i>
Q1	101,00	0,0326*
Q2	129,00	0,4215
Q3	134,00	0,5238
Q4	128,00	0,3676
Q5	132,00	0,4206
Q6	166,50	0,6512
Q7	99,50	0,0662
Q8	147,00	0,8519
Q9	130,50	0,4347
Q10	107,50	0,1212

Teste U de Mann-Whitney comparando as pontuações do SUS entre grupos etários. Fonte: Do Autor.



System Usability Scale (SUS)

Benchmark individual dos itens do SUS

- Proposto por:
 - LEWIS, J.; SAURO, J. Item benchmarks for the system usability scale. UXPA, v. 13, p. 158–167, 2018.
- Permite avaliar cada item individualmente
- Baseia-se na relação entre o SUS global e os itens
- Gera um valor esperado (Benchmark Esperado – BE)



System Usability Scale (SUS)

Interpretação do benchmark por item

- O BE indica a pontuação esperada de cada item
- Comparação entre:
 - Média observada do item
 - Benchmark esperado
- Diferenças indicam forças e fragilidades do robô



System Usability Scale (SUS)

Exemplo conceitual de benchmark por item

Cálculo do BE para Q1 (Uso frequente)

$$BE_{Q1} = 1,073927 + (0,034024 \times 62,08) = \mathbf{3,19}$$

Resultado observado

Média observada para Q1: **4,06**

Como $\bar{x} 4,06 > 3,19$, Q1 está acima do esperado e representa um ponto forte.

Equações originais disponíveis em Lewis & Sauro (2018).



System Usability Scale (SUS)

Exemplo conceitual de benchmark por item

Cálculo do BE para Q4 (Apoio Técnico)

$$BE_{Q4} = 3,766087 + (0,02816776 \times 62,08) = \mathbf{2,02}$$

Resultado observado

Média observada para Q4: **3,94**

Como $\bar{x} \ 3,94 > 2,02$, Q4 está acima do esperado e representa um ponto fraco.

Equações originais disponíveis em Lewis & Sauro (2018).



System Usability Scale (SUS)

Exemplo do resultado do benchmark

Tabela 4 – Expected Benchmarks for Individual SUS Questionnaire Item Scores by Age Group

Question	18 to 49 years		50+ years	
	$\bar{x}$	EB	$\bar{x}$	EB
Q1	4.06	≥ 3.19	4.82	≥ 3.31
Q2	2.17	≤ 2.74	2.59	≤ 2.56
Q3	3.67	≥ 3.39	4.00	≥ 3.57
Q4	3.94	≤ 2.02	4.06	≤ 1.91
Q5	4.39	≥ 3.34	4.65	≥ 3.47
Q6	2.39	≤ 2.40	2.24	≤ 2.28
Q7	3.39	≥ 3.47	4.18	≥ 3.62
Q8	2.72	≤ 2.54	2.76	≤ 2.36
Q9	3.83	≥ 3.45	4.18	≥ 3.62
Q10	3.28	≤ 2.31	3.88	≤ 2.18

Source: Prepared by the author (2025). Note: $\bar{x}$ = Observed mean; EB = Expected Benchmark. Values in bold indicate a negative deviation from the benchmark.



System Usability Scale (SUS)

Contribuição do benchmark por item

- Complementa o score global do SUS
- Permite diagnóstico fino de usabilidade
- Apoia decisões direcionadas de redesign
- Especialmente útil em contextos reais de uso



System Usability Scale (SUS)

Análise temática

- Método qualitativo flexível para identificar, analisar e relatar padrões (temas) em dados
 - Fase 1 – Familiarização com os dados
 - Fase 2 – Geração de códigos iniciais
 - Fase 3 – Busca por temas
 - Fase 4 – Revisão dos temas
 - Fase 5 – Definição e nomeação dos temas
 - Fase 6 – Produção do relatório



System Usability Scale (SUS)

Códigos Iniciais

Comentário coletado de um dos participantes

Afirmou que o robô não teria utilidade devido à topografia irregular, citando risco de acidentes, embora reconhecesse que o formato quadrúpede favorece a mobilidade. Ressaltou a dificuldade em encontrar mão de obra para atividades como o podamento.



System Usability Scale (SUS)

Códigos Iniciais

Comentário coletado de um dos participantes

Afirmou que o robô não teria utilidade devido à topografia irregular, citando risco de acidentes, embora reconhecesse que o formato quadrúpede favorece a mobilidade. Ressaltou a dificuldade em encontrar mão de obra para atividades como o podamento.

Códigos Iniciais (*Initial Coding*)

Ceticismo sobre a capacidade operacional	Risco de acidentes em terreno acidentado
Limitação de uso devido ao terreno	Viabilidade em topografias planas
Reconhecimento de potencial em áreas específicas	Dificuldade em encontrar mão de obra
Escassez de mão de obra no campo	Podamento dos pés de café



System Usability Scale (SUS)

Códigos focalizados (Temas)

- Vislumbrando a Modernização da Lavoura
- Confrontando a Tecnologia com a Realidade da Lavoura
- Avaliando a Adequação Operacional da Tecnologia às Demandas Produtivas
- Distanciando-se pela Barreira Geracional
- Questionando a Viabilidade Operacional

Aplicado técnicas de processamento de linguagem natural para validação quantitativa.



System Usability Scale (SUS)

Definição dos temas

Confrontando a Tecnologia com a Realidade da Lavoura (Tema B)

É um tema focado nos desafios geográficos, como topografia irregular, tamanho de propriedade, declives acentuados e riscos de acidentes em terrenos irregulares. Esta categoria emerge do embate entre o potencial tecnológico e a realidade vivenciada no campo, especialmente no que tange às dificuldades geográficas. O ceticismo identificado atua como um mecanismo de defesa baseado em experiências prévias negativas com outras tecnologias. Para os participantes, a eficácia do design é medida pela sua capacidade de suportar as condições severas do terreno cafeeiro.



System Usability Scale (SUS)

Códigos com os temas definidos

Códigos Iniciais	Códigos Focalizados
Ceticismo sobre a capacidade operacional	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
Limitação de uso devido ao terreno	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
Reconhecimento de potencial em áreas específicas	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
Escassez de mão de obra no campo	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
Risco de acidentes em terreno acidentado	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
Viabilidade em topografias planas	Confrontando a tecnologia com a realidade da lavoura
Dificuldade em encontrar mão de obra	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas
Podamento dos pés de café	Avaliando a adequação operacional da tecnologia às demandas produtivas



System Usability Scale (SUS)

Elicitação dos requisitos

ID	Requisito
RF02	O sistema de visão deve identificar obstáculos no caminho a fim de evitá-los.
RF03	O sistema deve identificar a aderência do solo a fim de evitar deslizos e acidentes em monitoramentos após chuvas.
RNF02	O robô deve suportar movimentar-se em terrenos acidentados sem prejudicar a lavoura.
RNF03	O sistema deve movimentar-se sem atrapalhar a movimentação do produtor.
RNF04	O sistema deve dialogar apenas o necessário com o produtor enquanto o mesmo realiza seus trabalhos rotineiros.



System Usability Scale (SUS)

Boas práticas na aplicação do SUS

- Aplicar após interação real com o sistema
- Garantir que os participantes compreendam os enunciados
- Manter a ordem original dos itens
- Utilizar o score global e análises complementares



System Usability Scale (SUS) Limitações do SUS

- Mede usabilidade percebida (autorrelatada)
- Não mede desempenho técnico (tempo de resposta, precisão, taxa de falhas)
- Não identifica automaticamente a causa dos problemas



System Usability Scale (SUS)

Integração entre RoSAS e SUS

- RoSAS avalia percepção social do robô
- SUS avalia usabilidade percebida do robô
- Instrumentos complementares
- Juntos, apoiam decisões de design e aceitação tecnológica



System Usability Scale (SUS)

Mensagem final

- Questionários padronizados reduzem subjetividade
- RoSAS e SUS permitem diagnósticos complementares
- Dados bem analisados apoiam decisões de redesign

Avaliar bem é o primeiro passo para projetar melhor



System Usability Scale (SUS) Agradecimentos

Obrigado!
Dúvidas?

BARTNECK, C. *et al.* Measurement Instruments for the Anthropomorphism, Animacy, Likeability, Perceived Intelligence, and Perceived Safety of Robots. **International Journal of Social Robotics**, v. 1, n. 1, p. 71–81, jan. 2009. ISSN 1875-4791, 1875-4805. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s12369-008-0001-3>.

CARPINELLA, C. M. *et al.* The Robotic Social Attributes Scale (RoSAS): Development and Validation. In: **2017 12th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)**. [s.n.], 2017. p. 254–262. ISSN: 2167-2148. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8534914>.

FEIL-SEIFER, D.; MATARIC, M. Defining socially assistive robotics. In: **9th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005**. [s.n.], 2005. p. 465–468. ISSN: 1945-7901. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1501143>.



Referências II

KACHOUIE, R. *et al.* Socially Assistive Robots in Elderly Care: A Mixed-Method Systematic Literature Review. **International Journal of Human–Computer Interaction**, v. 30, n. 5, p. 369–393, maio 2014. ISSN 1044-7318. Publisher: Taylor & Francis _eprint: <https://doi.org/10.1080/10447318.2013.873278>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/10447318.2013.873278>.

LEWIS, J.; SAURO, J. Item benchmarks for the system usability scale. **UXPA**, v. 13, p. 158–167, 2018.

LIKERT, R. A technique for the measurement of attitudes. **Archives of psychology, Marketing Management: Analysis, Planning Implementation and Control/Prentice-Hall Inc**, 1932.

MORI, M.; MACDORMAN, K. F.; KAGEKI, N. The uncanny valley [from the field]. **IEEE Robotics & Automation Magazine**, v. 19, n. 2, p. 98–100, 2012.

SARRICA, M.; BRONDI, S.; FORTUNATI, L. How many facets does a “social robot” have? A review of scientific and popular definitions online. **Information Technology & People**, v. 33, n. 1, p. 1–21, abr. 2019. ISSN 0959-3845. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ITP-04-2018-0203/full/html>.

SHARMA, A. *et al.* A systematic review of assistance robots for elderly care. In: **2021 International Conference on Communication information and Computing Technology (ICCICT)**. Mumbai, India: IEEE, 2021. p. 1–6. ISBN 978-1-6654-0430-3. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9510142/>.

