

LLMs in Practice: Results from a Survey with Software Development Professionals in Brazil

Antônio Sergio Tolio¹, Enzo Zanini Becker¹, Felipe Colpo Bagesteiro¹,
Cristiano Tolfo², Lisandra Manzoni Fontoura³

¹Curso de Sistemas de Informação – Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria – RS – Brasil

²Departamento de Ciências da Administração – Universidade Federal
de Santa Catarina (UFSC)
Florianópolis – RS – Brasil

³Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação – Universidade Federal
de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria – RS – Brasil

{astolio, ezbecker, fcbagesteiro}@inf.ufsm.br,
cristiano.tolfo@ufsc.br, lisandra@inf.ufsm.br

Abstract. Research Context: The emergence of Large Language Models (LLMs) has been transforming the development of information systems, directly impacting activities across the system life cycle. Understanding how these technologies affect work practices is essential for advancing the Information Systems (IS) field and for guiding their adoption by organizations. **Scientific and/or Practical Problem:** Despite the growing use of LLMs in information systems development, there is still limited knowledge on how professionals across different roles, levels of experience, and work modalities perceive the impact of generative AI on daily activities, decision-making, and team performance. **Proposed Solution and/or Analysis:** This study investigates the perceptions and experiences of Brazilian software developers regarding the integration of Generative AI (LLMs) into their professional practice. The analysis aims to identify which activities are most impacted by AI, the most frequently adopted tools, and the level of trust professionals place in AI-generated outputs. **Related IS Theory:** The study aligns with the Systemic and Socially Aware Perspective for Information Systems challenge of GrandSI-BR, by examining how emerging technologies reshape sociotechnical systems and the dynamics of professional work. **Research Method:** An online survey was conducted with 94 professionals in the field of information systems development, covering diverse profiles. Data were collected through customized Likert scales, multiple-choice checkboxes, and closed-ended questions. **Summary of Results:** Findings highlight that, although the adoption of LLMs significantly increases developers' productivity, there is still a moderate level of trust in the outputs and the absence of consolidated governance policies. **Contributions and Impact to IS area:** The results provide both theoretical and practical insights into the adoption of generative AI in information systems development, offering valuable guidance for researchers, managers, and educators seeking to integrate these technologies into IS safely and ethically.

1. Introdução

A Inteligência Artificial (IA) vem transformando a forma como sistemas de informação são concebidos e utilizados. Entre as inovações recentes, destacam-se os modelos generativos de larga escala, conhecidos como *Large Language Models* (LLMs), que impactam o desenvolvimento de software em nível mundial. LLMs estão transformando o desenvolvimento de sistemas de informação, oferecendo maneiras de acelerar seu desenvolvimento, reduzir a complexidade e otimizar custos ao longo do ciclo de vida do software [Vieira 2025]. Profissionais da área têm demonstrado otimismo quanto à adoção dessas ferramentas, destacando ganhos como maior qualidade do código e aumento da produtividade [Yadav et al. 2025]. Os LLMs podem apoiar atividades variadas, desde o *design* e a programação automatizada até a geração, revisão e manutenção de código [Gao et al. 2025, Yadav et al. 2025].

No entanto, apesar do entusiasmo, diversos desafios ainda se fazem presentes. Estudos identificam problemas relacionados a requisitos, *design*, assistência à codificação, testes, revisão de código, manutenção, gerenciamento de vulnerabilidades e avaliação de dados [Gao et al. 2025]. Além disso, há preocupações com a dependência excessiva das ferramentas, questões de privacidade e segurança [Yadav et al. 2025], bem como dificuldades práticas no uso de *prompts*, APIs e *plugins*, que exigem metodologias especializadas [Chen et al. 2025]. Esses desafios evidenciam a necessidade de investigar como os desenvolvedores lidam na prática com os LLMs, quais benefícios percebem e quais barreiras enfrentam.

Este estudo se insere no campo de Sistemas de Informação (SI), considerando a interação entre Pessoas, Processos e Tecnologias. O foco está nos profissionais de desenvolvimento de software (Pessoas), nas práticas e fluxos de trabalho das equipes (Processos) e nas ferramentas de IA generativa, em especial LLMs, utilizadas para apoiar o desenvolvimento de software (Tecnologia). O domínio de aplicação é organizacional, envolvendo empresas de tecnologia no Brasil, e o problema abordado refere-se à integração de tecnologias emergentes de IA no cotidiano das equipes, com impactos na produtividade, qualidade de código e adaptação de práticas consolidadas de desenvolvimento.

Para compreender essa realidade, aplicamos um *survey* estruturado a 94 desenvolvedores de software, explorando a frequência de uso das ferramentas, o nível de confiança dos profissionais e os efeitos percebidos no fluxo de trabalho, incluindo qualidade do produto e sensação de produtividade. Após a coleta, realizamos uma análise descritiva dos resultados, examinando relações entre variáveis demográficas e comportamentais, o que permitiu identificar tendências, padrões de uso, boas práticas e diferentes formas de integração da IA nas atividades profissionais em diversas áreas da tecnologia da informação.

Este estudo contribui com o Desafio 4: “*Sociotechnical View of Information Systems*”, especialmente com o Capítulo 11: “*Systemic and Socially Aware Perspective for Information Systems*”, proposto pelo GranDSI-BR 2016-2026 [Boscarioli et al. 2017]. Neste capítulo, os autores destacam a importância de compreender os Sistemas de Informação em sua relação com contextos sociais, organizacionais e humanos. Ao examinar a adoção de LLMs no desenvolvimento de software, a pesquisa oferece evidências empíricas sobre como essa tecnologia vem alterando práticas de trabalho, demandando novas competências e influenciando processos de decisão nas organizações. Os resulta-

dos do *survey* contribuem para o avanço do conhecimento acadêmico sobre a forma como a IA tem sido introduzida nas rotinas das equipes, bem como pode ser usada para orientar pesquisas futuras e ações na indústria, apoiando a criação de mecanismos de governança que permitam a integração da inteligência artificial de maneira ética, transparente e socialmente responsável.

O artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta a revisão da literatura sobre o uso de IA no desenvolvimento de software; a Seção 3 descreve a metodologia adotada; a Seção 4 expõe e discute os resultados, incluindo as ameaças à validade do estudo; por fim, a Seção 5 traz as conclusões e aponta direções para pesquisas futuras.

2. Referencial Teórico

A Inteligência Artificial (IA) é um dos acontecimentos mais importantes da Computação nos últimos anos, e é natural que tenha um impacto considerável no desenvolvimento de sistemas de informação. Em termos gerais, a Inteligência Artificial (IA) é o campo que procura criar sistemas capazes de realizar tarefas que normalmente requerem habilidades humanas ou, de maneira mais formal, agentes que percebem o ambiente e fazem escolhas com base nessas percepções [Russell and Norvig 2020].

Os primeiros avanços em Inteligência Artificial ocorreram durante a conferência de Dartmouth, em 1956, quando pesquisadores como John McCarthy, Marvin Minsky, Allen Newell e Herbert Simon lançaram os fundamentos para sistemas de raciocínio simbólico e resolução de problemas [Minsky 1968, Newell and Simon 1976]. Desde então, a IA evoluiu de abordagens baseadas em lógica para técnicas de aprendizado de máquina e, mais recentemente, para aprendizado profundo, possibilitando a extração de padrões e conhecimento a partir de grandes volumes de dados.

2.1. Inteligência Artificial em Sistemas de Informação

Essa evolução possibilitou ampliar as funcionalidades dos Sistemas de Informação, que deixaram de ser ferramentas focadas apenas no registro e na gestão de dados para se tornarem capazes de gerar conhecimento e apoiar processos analíticos e decisórios mais complexos [Russell and Norvig 2020].

A incorporação da IA em Sistemas de Informação vai além da automação de tarefas e representa um importante recurso para a criação de valor e inovação nas organizações. Historicamente, os SI foram projetados para aumentar a eficiência operacional e apoiar o controle gerencial [Laudon and Laudon 2020]. Segundo [Brynjolfsson and McAfee 2014], a IA é uma tecnologia de propósito geral que impulsiona a transformação econômica e a produtividade, levando a uma redefinição dos negócios. Portanto, com a introdução da IA, o foco se expande para inteligência de negócios, análise preditiva e adaptação dinâmica a ambientes competitivos.

A contribuição mais expressiva da IA para os SI está na transformação do processo de tomada de decisão. Tradicionalmente apoiada por sistemas baseados em dados históricos e modelos estatísticos [Power 2002], a decisão gerencial passa a contar com mecanismos capazes de prever cenários com maior precisão e recomendar ações específicas.

Esse avanço fortalece práticas de decisão orientadas por dados, nas quais grandes quantidades de informação são processadas em velocidade e escala inviáveis para análise

exclusivamente humana [Davenport 2014, Chen et al. 2012]. Entretanto, essa capacidade traz desafios adicionais, como a necessidade de explicar e justificar as decisões dos modelos (eXplainable AI – XAI), fator essencial para garantir transparência e confiança [Adadi and Berrada 2018, Hoffman et al. 2018].

Dessa forma, a IA não apenas complementa os Sistemas de Informação, mas redefine seus limites, consolidando-se como elemento central para a inteligência organizacional e para a inovação em ambientes digitais [Brynjolfsson and McAfee 2017].

2.2. LLMs no Desenvolvimento de Software

Modelos, como GPT e Llama, têm se destacado na Engenharia de Software apoiando as várias etapas do desenvolvimento de sistemas. Mais do que ferramentas de automação, esses modelos funcionam como assistentes que apoiam o trabalho do desenvolvedor ao longo de todo o ciclo de vida do software. Essa integração acontece, na maioria das vezes, por meio de ambientes de desenvolvimento, APIs e *plugins* conectados a repositórios e plataformas de versionamento, por exemplo, o GitHub Copilot [Pechuma et al. 2023].

A fase de codificação é uma das mais impactadas, os LLMs sugerem trechos de código, completam funções e até transformam descrições em linguagem natural em código executável, acelerando a implementação [Gupta et al. 2022]. Segundo [Casas et al. 2024], esses modelos podem apoiar o projeto de arquiteturas, a revisão de código, a criação de casos de teste e a manutenção, especialmente quando é necessário compreender ou documentar sistemas já existentes. A vantagem do uso desses modelos é que o desenvolvedor pode dedicar mais tempo a decisões de projeto e tarefas de maior complexidade.

Dessa forma, o engenheiro de software passa a atuar não apenas como programador, mas também como curador do conteúdo gerado, precisando elaborar *prompts* eficazes e revisar cuidadosamente o código sugerido [Casas et al. 2024]. Estudos indicam que, apesar do ganho de produtividade, há preocupações com a confiabilidade e a segurança do código produzido, como erros ou vulnerabilidades dos sistemas desenvolvidos [Li et al. 2023]. Por isso, mecanismos de controle de qualidade, auditoria e boas práticas de governança são fundamentais para garantir o uso seguro e transparente desses assistentes de IA.

Apesar dos avanços e dos ganhos de produtividade associados ao uso de LLMs e copilotos de código, a falta de políticas organizacionais para orientar o uso de IA em projetos de software pode gerar riscos importantes [Perry and Uuk 2019]. Se cada desenvolvedor utiliza essas ferramentas segundo critérios próprios, a organização perde controle sobre a origem e a qualidade do código produzido, aumentando a probabilidade de introdução de vulnerabilidades de segurança e problemas de qualidade [Li et al. 2023]. Para que a IA seja aproveitada como um recurso estratégico, e não se torne uma fonte de problemas técnicos ou legais, é preciso definir mecanismos claros de governança.

Nesse cenário, a *survey* apresentada neste estudo oferece evidências úteis para a comunidade científica ao indicar lacunas e tendências no uso de LLMs em equipes de desenvolvimento no Brasil. Esses resultados podem orientar novas pesquisas voltadas à inserção responsável da IA em processos de desenvolvimento de sistemas de informação, gerando conhecimento que, além de avançar a teoria, apoia a formulação de práticas e políticas aplicáveis à indústria.

3. Metodologia

Este estudo adota uma abordagem quantitativa, fundamentada na análise de dados numéricos coletados por meio de um questionário estruturado (*survey*), conforme recomendado por [Creswell and Creswell 2018] para a investigação de padrões em uma população. A natureza da pesquisa é descritiva, pois busca mapear e categorizar o fenômeno de adoção da IA, alinhando-se aos objetivos propostos por [Fonseca and Martins 1996]. Além disso, é exploratória [Gil 2002], ao investigar um campo ainda pouco documentado no âmbito acadêmico, especialmente em relação às percepções, desafios e benefícios relatados pelos próprios profissionais.

O método para construção e aplicação da pesquisa foi estruturado em quatro etapas principais (veja Figura 1), seguindo as diretrizes metodológicas de [Creswell and Creswell 2018] para estudos por levantamento (*survey*).

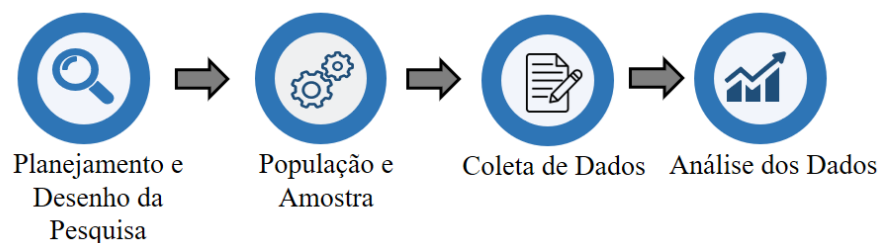


Figura 1. Metodologia de Pesquisa

3.1. Planejamento e Desenho da Pesquisa

Este estudo tem como objetivo identificar as experiências e percepções de profissionais de desenvolvimento de software sobre o uso de ferramentas de Inteligência Artificial (IA) generativa. A escolha por esse tema permite medir e comparar variáveis objetivas, como frequência de uso, níveis de confiança e impactos percebidos, possibilitando também a identificação de relações entre diferentes segmentos da população investigada [Creswell and Creswell 2018]. O questionário foi elaborado em português e aplicado de forma totalmente online. Sua construção foi fundamentada na literatura recente sobre adoção de IA, buscando garantir que os construtos medidos fossem relevantes e alinhados ao fenômeno investigado.

3.2. População e Amostra

A população-alvo compreende profissionais que atuam no desenvolvimento de software, incluindo desenvolvedores, engenheiros de software, analistas de dados, testadores e funções correlatas. A amostra foi obtida por conveniência, com a divulgação do questionário em redes sociais, comunidades de tecnologia e fóruns profissionais. Esse procedimento permite acesso a participantes distribuídos em diferentes regiões do Brasil, embora acarrete limitações típicas de amostras não probabilísticas, como viés de auto-seleção e possível sobrerrepresentação de perfis mais ativos em ambientes digitais. Os resultados, portanto, devem ser interpretados como tendências descritivas da amostra e não generalizados para toda a população.

Para facilitar a análise dos perfis profissionais, cargos semelhantes foram agrupados em categorias funcionais. Esse agrupamento foi definido com base nas atividades

relatadas pelos participantes e na forma como essas funções se manifestaram empiricamente na amostra e no contexto brasileiro, e não a partir de uma taxonomia única previamente estabelecida na literatura. Em particular, o cargo de Analista de Sistemas foi aproximado do grupo de Análise/Negócios/PO por apresentar maior associação com atividades de requisitos, processos e interação com *stakeholders*, além de uso da IA voltado a tarefas textuais, e não diretamente ao desenvolvimento de código.

3.3. Coleta de Dados

O instrumento de coleta foi um questionário estruturado desenvolvido exclusivamente para este estudo e disponibilizado na plataforma Google Forms. O formulário foi organizado em três seções principais:

- **Dados demográficos:** informações de caracterização dos respondentes (cargo, tempo de experiência, região, modalidade de trabalho e faixa etária) para permitir análises segmentadas.
- **Uso de ferramentas de IA:** questões sobre frequência de utilização, tipos de ferramentas (p. ex., copilotos de código, automação de testes), treinamentos institucionais, restrições e impactos percebidos em produtividade, eficiência e qualidade.
- **Confiança e qualidade dos resultados:** avaliação do nível de confiança, percepção de acurácia, incidência de erros e estratégias de verificação.

As respostas foram coletadas por meio de escalas *Likert* personalizadas, caixas de seleção para múltipla marcação e perguntas fechadas. Uma questão determinística inicial (“Você usa IA no seu fluxo de trabalho?”) direcionava a continuidade da pesquisa. Sendo que participantes que responderam “não” eram automaticamente encaminhados ao encerramento do formulário.

Embora o questionário não tenha passado por um processo formal de validação estatística, foram adotadas estratégias para mitigar riscos de inconsistência ou ambiguidade nas respostas. O instrumento passou por uma aplicação piloto com cinco desenvolvedores e foi revisado por dois pesquisadores da área de Engenharia de Software antes da coleta definitiva. Esse processo iterativo contribuiu para aprimorar a clareza das questões, a coerência lógica do instrumento e sua aderência ao contexto prático de uso de IA.

O questionário esteve disponível durante um período contínuo de coleta (até 26/08/2025) e foi amplamente divulgado em múltiplos canais da comunidade profissional de tecnologia, incluindo servidores de Discord voltados ao desenvolvimento de software (como H4art Developers e Dev Basement), publicações no LinkedIn direcionadas a grupos e *hashtags* de Engenharia de Software e IA, o fórum Reddit (r/ProgramadoresBrasil) e envios por e-mail a alunos e egressos de cursos de computação, além de compartilhamento por contatos profissionais em empresas de TI. Essa estratégia multicanal buscou ampliar o alcance nacional e reduzir vieses associados a um único meio de recrutamento, favorecendo a participação de profissionais com diferentes níveis de experiência e áreas de atuação, conforme apresentado na Seção 4.1. A participação foi voluntária e anônima, com consentimento informado ao final do formulário, garantindo a confidencialidade dos dados e o uso das respostas exclusivamente para fins acadêmicos.

Esse estudo foi dispensado de apreciação por Comitê de Ética em Pesquisa, por enquadrar-se na categoria de pesquisa de opinião pública com participantes não identificáveis, em conformidade com o Ofício Circular nº 17/2022/CONEP/SECNS/MS, de

julho de 2022, e o Ofício Circular nº 12/2023/CONEP/SECNS/DGIP/SE/MS. Ressalta-se que não foram coletados dados sensíveis ou capazes de identificar individualmente os participantes, limitando-se a informações de caráter opinativo e demográfico geral, de modo a assegurar o anonimato e a confidencialidade das respostas.

3.4. Análise dos Dados

Os dados foram organizados e analisados com o apoio do Power BI e do Microsoft Excel. O foco da análise foi descritivo, buscando identificar padrões e tendências; não foram aplicados testes inferenciais ou análises de correlação, em função do caráter exploratório do estudo, da natureza predominantemente ordinal das variáveis e do tamanho da amostra. As inferências apresentadas refletem exclusivamente as evidências obtidas na amostra, servindo como base para discussões exploratórias e para a proposição de futuras pesquisas.

4. Resultados e Discussão

Nessa seção, os resultados são descritos seguindo a organização do instrumento de coleta. Portanto, na Seção 4.1 são descritos os dados demográficos usados para caracterizar o perfil dos respondentes, na Seção 4.2 são mostrados as questões envolvendo o uso de IA nas atividades de desenvolvimento, na Seção 4.3 são exploradas as questões sobre o nível de confiança percebido no uso de IA e, por fim, na Seção 4.4 são discutidos os resultados.

4.1. Dados Demográficos

Durante a fase de coleta, obteve-se 94 respostas válidas de profissionais que atuam no desenvolvimento de software em diferentes regiões do Brasil, abrangendo idades, níveis de experiência, funções e modalidades de trabalho variados. Todas as respostas de participantes que deram consentimento foram consideradas, garantindo uma visão representativa do grupo estudado.

A análise da faixa etária dos participantes revela que a faixa de 25 a 34 anos concentra o maior número de respondentes (41), seguida pelos 18 a 24 anos (31). Profissionais com 35 a 44 anos somam 18 participantes, enquanto a faixa de 45 a 55 anos é a menos representada, com 4 participantes. Esses dados refletem o perfil etário da amostra estudada, que apresenta uma predominância de profissionais jovens, embora existam também representantes de faixas etárias mais experientes. A Figura 2 mostra um gráfico com esses dados.

O gráfico (a), exibido na Figura 3 mostra a distribuição dos participantes segundo a modalidade de trabalho adotada. Observa-se que a maior parte atua em regime remoto (49 respostas), seguida pelo presencial (22) e híbrido (23). Esse panorama reflete a flexibilidade crescente do mercado de desenvolvimento de software no Brasil, em que o trabalho remoto tem se consolidado como uma das principais modalidades de trabalho.

Para facilitar a análise das funções dos respondentes, cargos similares foram agrupados em categorias, conforme descrito na Seção 3.2. O agrupamento foi realizado da seguinte forma:

- Desenvolvimento de Software: engloba Desenvolvedor de Software e Arquiteto.
- Dados: combina Cientista de Dados e Engenheiro de Dados.

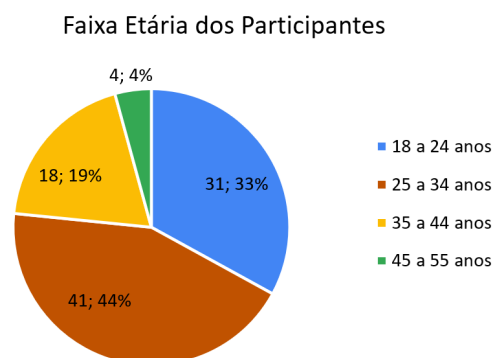


Figura 2. Faixa etária dos participantes

- Infraestrutura / DevOps / Cloud: mantém-se como categoria própria.
- Qualidade / Testes: inclui Testador(a), QA e Pentester.
- Gestão / Produto: engloba Gerente de Projetos, Gerente de Produto, PM/PO, Tech Manager e Technical Product Manager.
- Análise / Sistemas: combina Analista de Sistemas e Analista de Negócios/PO.
- Outros: reúne CTO e Scrum Master.

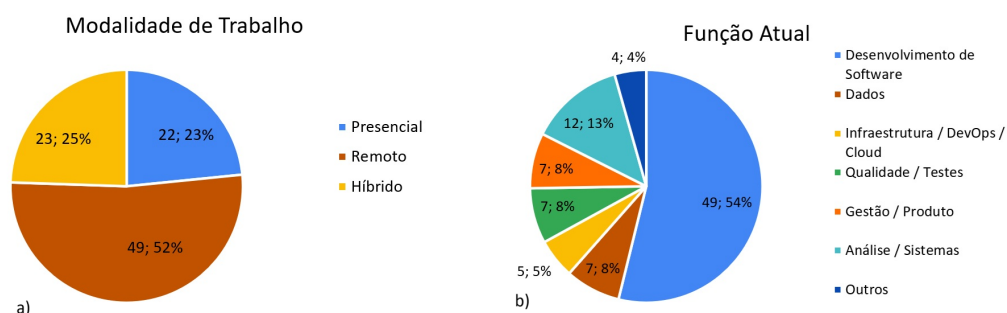


Figura 3. O gráfico a) exhibe a Modalidade de Trabalho e o b) mostra a função atual desempenhada pelo respondente.

O maior percentual de respondentes atua no Desenvolvimento de Software, representando 49,54% dos participantes. Esse número é importante para essa pesquisa porque reflete a experiência de profissionais que lidam diariamente com atividades como geração, revisão e manutenção de código, áreas fortemente impactadas pelos LLMs. As categorias de Análise/Sistemas (12,13%) e Qualidade/Testes (7,8%) também estão bem representadas, mostrando a presença de participantes cujas funções se beneficiam do uso de IA para *design*, validação e depuração de software.

O gráfico Figura 4 a) mostra a experiência do respondente. O maior grupo é o Sênior, com 40 respostas (43,4% da amostra), garantindo que as percepções sobre o impacto da IA generativa reflitam a experiência de quem já atua na área há um bom tempo. O segundo maior grupo é o de Estagiários (24 respostas, 25%), permitindo observar como profissionais menos experientes usam LLMs e, devido a pouca experiência, podem depender mais das sugestões de IA. As categorias Pleno (18 respostas, 19%) e Júnior (12 respostas, 13%) ajudam a entender o uso da IA em diferentes estágios da vida profissional.

Em relação ao tempo de atuação da função atual (Figura 4 b)), a faixa de 3 a 4 anos é a mais representativa (35%). As faixas menos de 1 ano e mais de 10 anos têm a mesma proporção (17%), garantindo a presença de profissionais iniciantes e de longa experiência. As faixas de 1 a 2 anos e de 6 a 10 anos, também tiveram boa representatividade, 15% e 16%, respectivamente.

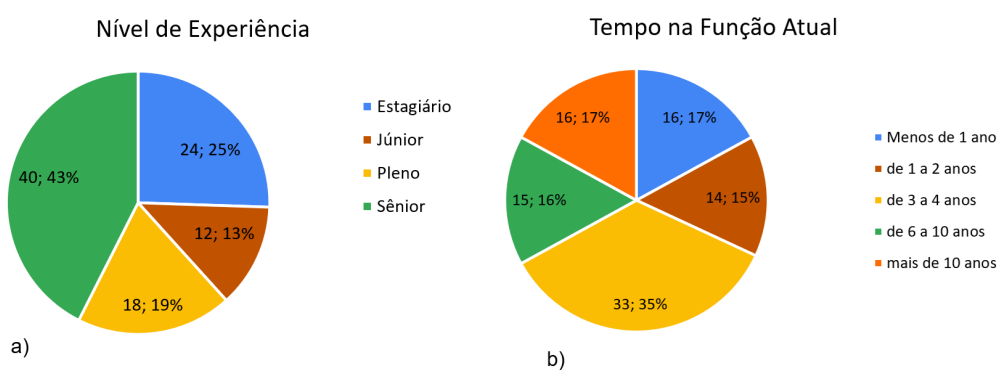


Figura 4. O gráfico a) exhibe o perfil do respondente e o b) mostra o tempo de atuação na função atual.

A última questão da seção de dados demográficos, questionou se o profissional faz uso de ferramenta de inteligência artificial em seu fluxo de trabalho. Nas 94 respostas obtidas, 87 (93,6%) profissionais afirmaram fazer uso de IA e 7 (7,4%) afirmaram não fazer uso de IA na execução de suas tarefas profissionais. A segunda seção do formulário foi liberada apenas para os profissionais que utilizam IA (veja Figura 5). Portanto, nas próximas análises é considerado o total de 87 respostas.

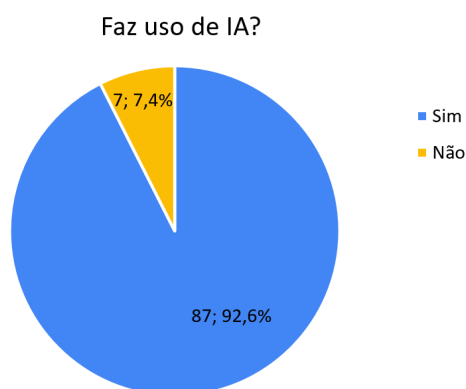


Figura 5. Profissionais que utilizam IA no fluxo de trabalho

4.2. Uso de Ferramentas de IA

Nesta seção, são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação do questionário de pesquisa. Os dados são organizados conforme cada questão, acompanhados de gráficos visando facilitar a visualização das tendências e padrões identificados. A análise busca identificar como os respondentes têm utilizado ferramentas de Inteligência Artificial em

suas atividades de desenvolvimento, bem como o impacto no trabalho em equipe e políticas de adoção.

Em quais áreas você utiliza IA em suas tarefas de desenvolvimento? Essa questão investigou em quais áreas/atividades do desenvolvimento de software os profissionais utilizam ferramentas de IA para apoiar suas atividades. As respostas estão apresentadas na Figura 6. Os resultados indicam que a geração de código é a atividade com maior uso de IA (74,7%), seguida pela análise de código (67,8%). Em um segundo nível, aparecem documentação e otimização de código (ambas com 59,8%). Logo depois estão a depuração de código (43,7%) e a testagem (41,4%). Por fim, o levantamento de requisitos (33,3%) foi a atividade menos citada.

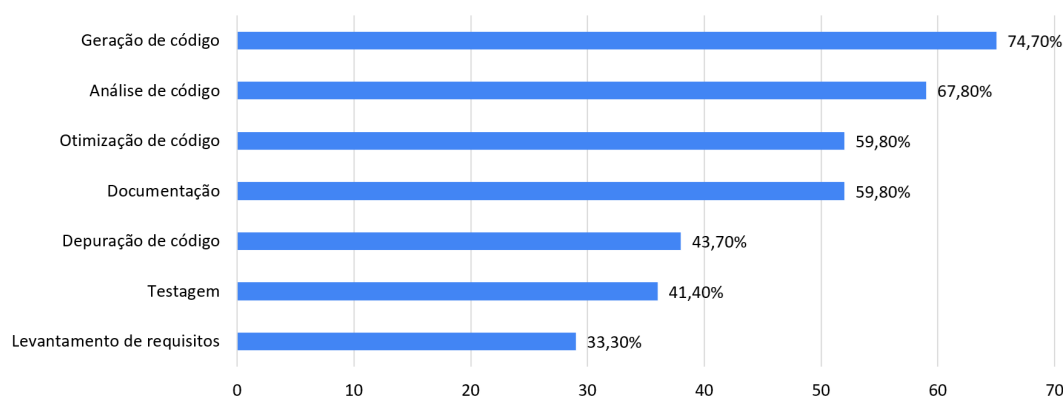


Figura 6. Atividades apoiadas pelo uso de IA

Quais das seguintes ferramentas de IA você utiliza com mais frequência em seu fluxo de desenvolvimento? Os resultados, exibidos na Figura 7, mostram que os profissionais de desenvolvimento de software utilizam principalmente Modelos Generativos (96,6%), seguidos por assistentes de programação como GitHub Copilot (56,3%). Ferramentas de análise e otimização de código (17,2%) e serviços de nuvem com IA integrada (12,6%) aparecem com menor frequência, enquanto soluções específicas para testes, monitoramento e análise de dados são pouco utilizadas. Isso indica que os desenvolvedores priorizam ferramentas de IA que oferecem suporte direto à geração e revisão de código, enquanto recursos mais especializados ainda avançam de forma limitada.

A sua empresa adota algum tipo de limitação para o uso de ferramentas de Inteligência Artificial (IA)? Analisando o gráfico, exibido na Figura 8, é possível observar que a maioria dos respondentes (48,9%) responderam que não há restrições formais sobre o uso de ferramentas de IA em suas empresas. Porém, 36,6% relataram a existência de restrições específicas, 7,5% afirmaram haver uma política clara e 2,1% citaram haver limitações por equipe ou projeto. Alguns profissionais (3,2%) declararam não saber sobre a existência de regras. Esses dados sugerem que muitas organizações ainda não estruturaram políticas consolidadas para orientar a adoção da Inteligência Artificial em seus projetos.

Com que frequência você encontra resultados incorretos ou problemáticos ao usar IA em suas tarefas? A maioria dos participantes (62,1%) relatou que enfrenta problemas com resultados de IA ocasionalmente, enquanto 19,1% afirmaram encontrar

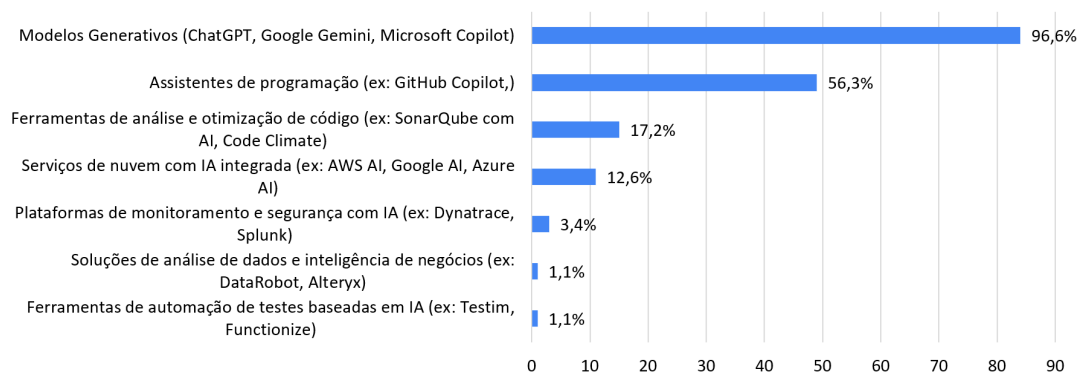


Figura 7. Tipo de ferramentas de IA mais utilizadas

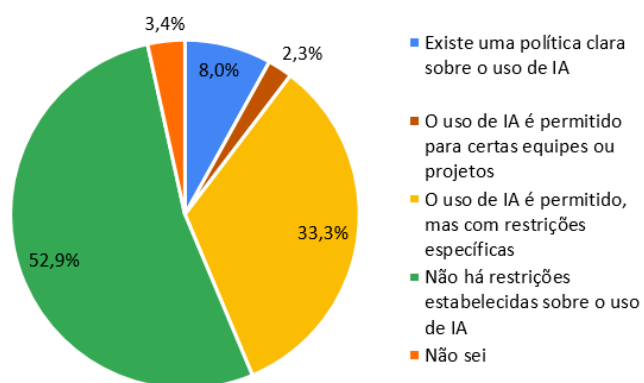


Figura 8. Existência de política de uso da IA.

resultados incorretos ou imprecisos com frequência (Figura 9). Outros 15,9% indicaram que esses problemas ocorrem raramente. Nenhum participante informou nunca ter enfrentado problemas. Analisando as respostas, pode ser inferir que ferramentas de IA ainda apresentam limitações que exigem supervisão por parte dos profissionais.

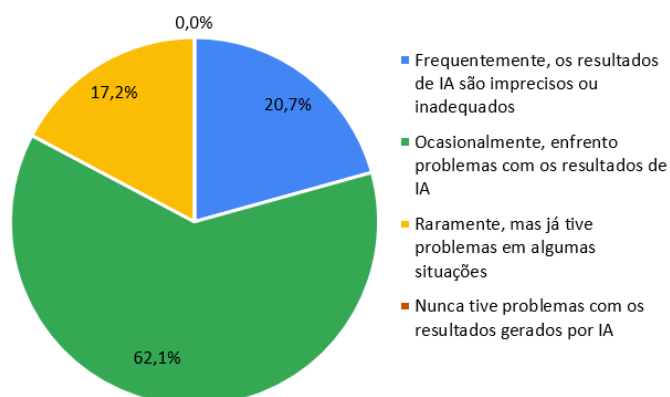


Figura 9. Frequência resultados incorretos

Quais foram os principais efeitos da adoção de IA no seu processo de trabalho e da sua equipe? Conforme o gráfico (Figura 10), a maioria dos profissionais destacou que a adoção de IA trouxe ganhos significativos de produtividade (83,9%) e contribuiu para a automação de tarefas manuais e operacionais (59,8%), além de apoiar a tomada de decisão com base em dados (35,6%). Esses resultados reforçam a percepção de que a tecnologia sido uma aliada na melhoria da eficiência do trabalho. Por outro lado, uma parcela menor citou dificuldades na integração da IA (12,6%) ou mudanças no papel de alguns membros da equipe (5,7%), enquanto outros não observaram impactos relevantes até o momento (5,7%).

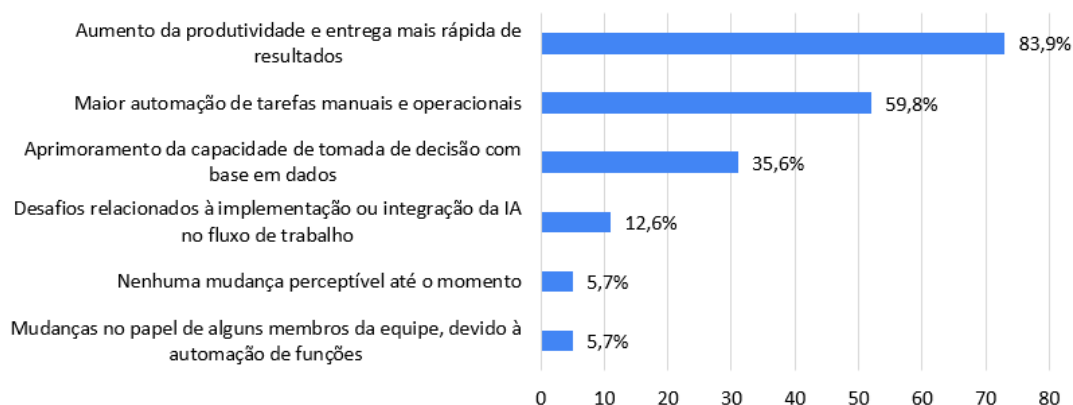


Figura 10. Principais efeitos da adoção da IA na equipe

Sua equipe precisou realizar treinamentos para utilizar ferramentas de IA? Como mostra o gráfico (Figura 11), 47,1% dos participantes informou que não houve implementação formal de ferramentas de IA no fluxo de desenvolvimento. Entre as equipes que adotaram formalmente a IA, 34,5% informaram que a tecnologia foi integrada sem necessidade de treinamentos específicos, enquanto apenas 4,6% realizaram treinamentos extensivos para todos os membros. Além disso, 9,2% dos respondentes reportaram que apenas alguns membros receberam treinamento, e 4,6% não souberam informar. Esses resultados indicam que a adoção de IA ainda ocorre de forma individual e descentralizada, com treinamento formal sendo a exceção.

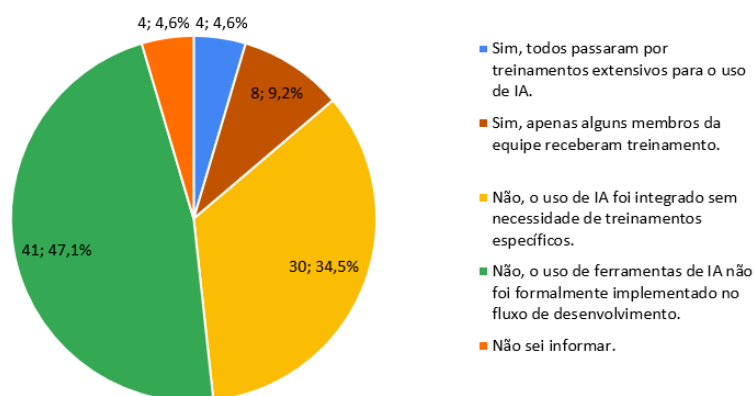


Figura 11. Necessidade de treinamentos para utilização de ferramentas de IA

Como a adoção de IA afetou a colaboração entre membros da sua equipe? A maior parte dos participantes (64,4%) relatou que a adoção de IA não trouxe mudanças significativas na colaboração entre os membros da equipe (Figura 12). Entre os que perceberam mudanças, 20,7% relataram que a IA trouxe melhorias na colaboração, tornando o trabalho mais eficiente e 17,2% relataram que houve uma facilitação do compartilhamento de informações, evidenciando que, para alguns grupos, a IA contribuiu para tornar o trabalho mais eficiente e colaborativo. Por outro lado, 12,6% relataram uma maior dependência de ferramentas e 10,3% redução da comunicação humana direta. Apenas 3,4% relataram que a colaboração foi prejudicada para alguns membros.

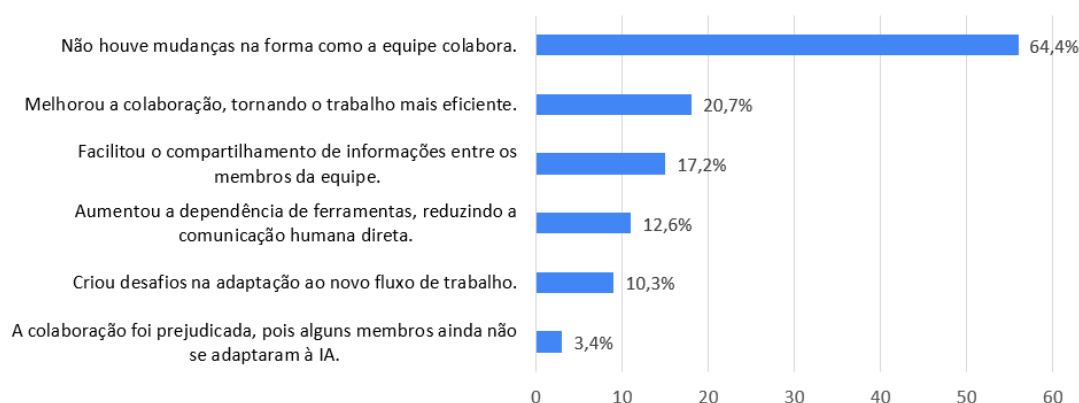


Figura 12. Impactos da adoção de IA na colaboração entre membros da equipe

4.3. Confiança e Qualidade dos Resultados

As questões da essa seção identificam as percepções sobre confiança nos resultados e práticas adotadas para garantir a qualidade ao usar ferramentas de inteligência artificial pelos profissionais.

Qual é o seu nível de confiança nos resultados gerados por ferramentas de IA utilizadas no seu trabalho? Em relação ao nível de confiança percebido, mostrado no Gráfico a) da Figura 13, os dados indicam que a maior parte dos profissionais apresenta confiança moderada nos resultados gerados por ferramentas de IA (70,1%), enquanto apenas 2,3% têm um nível de confiança muito alto em relação a precisão e confiabilidade dos resultados e 18,4% possuem confiança alta. Uma parcela menor (9,2%) considera os resultados frequentemente imprecisos, e não houve respostas na categoria de confiança muito baixa.

Com que frequência você verifica os resultados fornecidos por ferramentas de IA no seu fluxo de trabalho? Em relação a frequência de verificação dos resultados (Gráfico b)), 50 profissionais (57,5%) verificam todos os resultados antes de utilizá-los, enquanto 30 (34,5%) realizam checagens regulares, e apenas 7 (8,0%) revisam ocasionalmente. Não houve respondentes que confiam completamente nos resultados sem verificação.

Como você lida com erros ou resultados incorretos gerados por IA? Em relação a estratégias em relação a erros ou resultados incorretos, 71 profissionais (81,6%) disseram que corrigem manualmente os erros ou ajustam o *prompt* utilizado na IA, mostrando que os profissionais na correção dos resultados gerados, como mostra o Gráfico

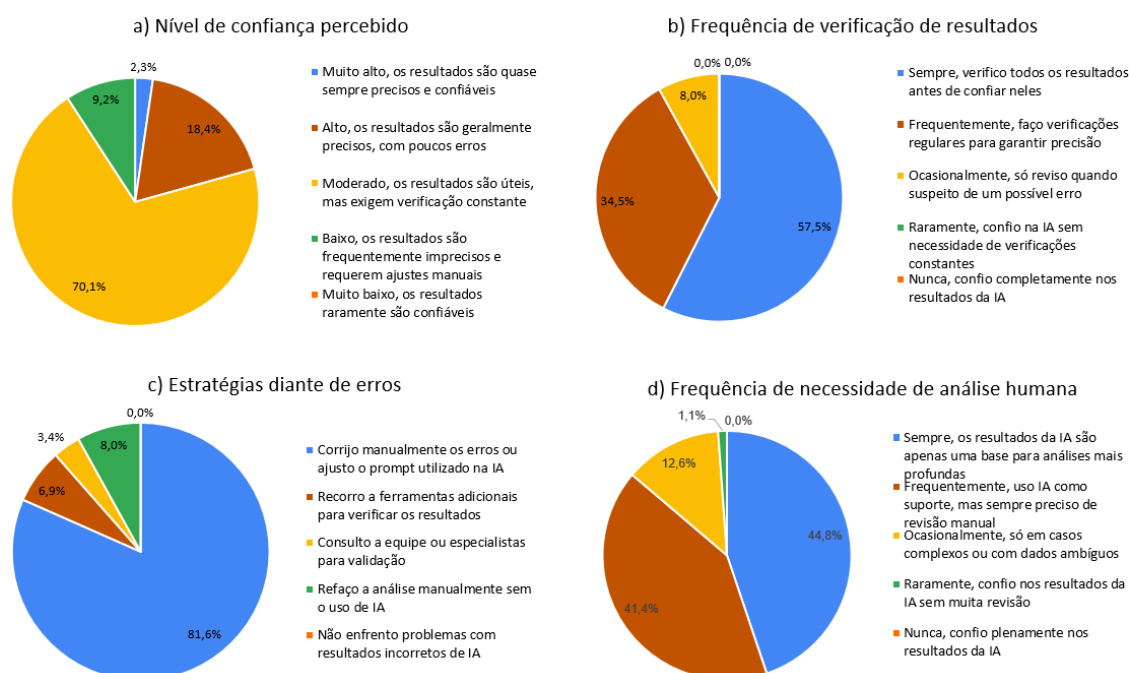


Figura 13. Avaliação da confiança no uso de IA

c) da Figura 13. Uma minoria seis profissionais (6,9%) recorre a ferramentas adicionais ou consulta especialistas (3,4%), enquanto 7 profissionais (8,0%) refazem a análise manualmente sem auxílio da IA. Nenhum participante relatou não enfrentar problemas com resultados incorretos.

Com que frequência você sente a necessidade de combinar os resultados de IA com análises humanas? Quanto à necessidade de análise humana (Gráfico d)), 39 respondentes (44,8%) indicaram que sempre usam os resultados da IA apenas como base para análises mais profundas, enquanto 36 (41,4%) afirmaram revisar os resultados regularmente, usando a IA como suporte. Verificações ocasionais em casos complexos ou com dados ambíguos são realizadas por 11 profissionais (12,6%), e apenas 1 participante (1,1%) informou que raramente revisa os resultados. Nenhum relatou confiar plenamente na IA sem supervisão. Esses resultados destacam que, a intervenção humana continua essencial para garantir precisão e confiabilidade nas decisões e processos de desenvolvimento.

4.4. Discussão dos Resultados

Os resultados obtidos mostram que a adoção de ferramentas de IA no desenvolvimento de software tem se concentrado em atividades operacionais do ciclo de vida de sistemas, especialmente ligadas à geração (74,7%) e análise de código (67,8%), seguidas pela documentação (59,8%). Os profissionais tendem a empregar a IA em tarefas de maior repetição e nas quais são geradas grandes quantidade de textos, onde os ganhos de produtividade são imediatos [Goyal et al. 2024, Vaithilingam et al. 2022]. Por outro lado, funções mais complexas e estratégicas, como o levantamento de requisitos (33,3%), permanecem sob a responsabilidade humana, indicando que aspectos de comunicação, interpretação e definição de valor são menos adequadas a automação. Essa tendência reforça a visão de que o papel do desenvolvedor se desloca gradualmente para

o de curador e validador de resultados, enquanto a IA assume a função de “copiloto” [Casas et al. 2024].

Em relação às percepções sobre confiança e qualidade do código, a maioria dos participantes relatou encontrar problemas ocasionais (62,1%) ou frequentes (19,1%) com os resultados da IA, ao mesmo tempo em que 57,5% afirmaram verificar todos os resultados gerados por IA antes de utilizá-los. A confiança moderada (70,1%) e a prática de sempre combinar os resultados com análises humanas (44,8%) reforçam que a IA, embora útil, não substitui a supervisão profissional e que os profissionais estão cientes das alucinações comuns nessas ferramentas. Essas evidências estão de acordo com as conclusões de [Li et al. 2023], que destacam os riscos de segurança e falibilidade do código gerado por LLMs, confirmando que a precisão e a confiabilidade ainda dependem fortemente da intervenção humana. Além disso, o elevado nível de verificação manual sugere uma preocupação implícita com erros, segurança e confiabilidade, mesmo na ausência de diretrizes formais para o uso dessas ferramentas.

Outro ponto relevante diz respeito à governança e à institucionalização do uso da IA nas organizações. Quase metade dos respondentes (48,9%) afirmou não existir restrições formais sobre o uso dessas ferramentas nas suas organizações, e 34,5% relataram que a integração ocorreu sem treinamentos específicos. Esse quadro sugere um cenário de adoção descentralizada, em que a responsabilidade recai sobre os profissionais, sem suporte organizacional estruturado. Como alertam Perry e Uuk [Perry and Uuk 2019], a ausência de políticas formais amplia os riscos técnicos e éticos, podendo comprometer a segurança e a equidade no uso da IA. Esse descompasso entre uso disseminado e governança ainda incipiente indica um contexto típico de adoção inicial, no qual práticas individuais antecedem diretrizes institucionais e processos formais de capacitação.

Em síntese, os resultados revelam que embora a IA seja percebida como uma ferramenta capaz de melhorar a produtividade, sua adoção ainda ocorre de forma reativa e fragmentada, sem políticas e treinamentos que suportem o seu uso. Esse quadro evidencia a necessidade urgente de mecanismos de governança e de práticas institucionais que permitam equilibrar ganhos de eficiência com segurança, confiabilidade e ética no desenvolvimento de sistemas. Adicionalmente, os achados reforçam a importância de discutir segurança da informação, privacidade de dados e conformidade regulatória como dimensões centrais na adoção organizacional de LLMs, especialmente em cenários de uso ainda pouco institucionalizados.

4.5. Ameaças a Validade

As conclusões devem ser interpretadas considerando suas limitações. A amostra foi obtida por conveniência, tendo sido coletada por meio de redes sociais, e-mails institucionais e contatos diretos, o que restringe a generalização dos resultados para a população de desenvolvedores no Brasil e pode favorecer a participação de perfis mais ativos em ambientes digitais. Além disso, por se tratar de um *survey* autodeclarado, há possibilidade de viés de resposta positiva, com participantes relatando maior frequência de uso ou percepção de benefícios da IA. Também há risco de vieses de interpretação, já que os respondentes podem ter compreendido de forma distinta algumas questões.

A validade de construção pode ter sido afetada, uma vez que o questionário pode

não ter capturado integralmente aspectos complexos da colaboração humano-IA. Adicionalmente, o instrumento não passou por um processo formal de validação estatística, embora tenha sido fundamentado na literatura e submetido a aplicação piloto com profissionais da área e revisão por pesquisadores, o que contribuiu para aprimorar sua clareza e coerência.

Por fim, a natureza exploratória do estudo limita inferências causais, restringindo-se a associações observadas. O tamanho da amostra (87 profissionais que fazem uso de IA) também reduz a robustez estatística das conclusões e reforça que os resultados devem ser interpretados como evidências iniciais do fenômeno, e não como representações da população de desenvolvedores brasileiros.

Os resultados devem ser interpretados considerando a amostragem por conveniência e o número relativamente reduzido de respondentes, o que limita a generalização estatística. Ainda assim, em função do caráter exploratório do estudo, a análise prioriza a identificação de padrões e a geração de evidências empíricas iniciais, mais do que a representatividade da população.

5. Conclusão

Este estudo investigou o uso de ferramentas de Inteligência Artificial por profissionais de desenvolvimento de software no Brasil, mostrando como essas tecnologias estão sendo incorporadas ao fluxo de desenvolvimento de sistemas. Os resultados confirmam que essas ferramentas se consolidam rapidamente como apoio às atividades de desenvolvimento, porém sua integração ocorre em meio a um dilema: ganhos expressivos de produtividade contrastam com a baixa maturidade organizacional em termos de governança e capacitação.

Pode-se concluir que a IA é mais utilizada em tarefas de geração (74,7%) e análise de código (67,8%), o que se reflete em percepções amplas de aumento da produtividade (83,9%). Isso reforça a função das ferramentas na automação de atividades repetitivas e intensivas em texto.

Além disso, observa-se que a relação entre profissionais e IA é marcada por confiança moderada: 70,1% consideram os outputs úteis, mas demandando constante verificação. A maioria dos participantes (57,5%) afirma revisar todos os resultados, e 81,6% relatam corrigir manualmente erros identificados. Esse comportamento reposiciona o desenvolvedor como curador de código, responsável por validar e ajustar os resultados obtidos para garantir segurança e precisão.

Por fim, quase metade das empresas (48,9%) não adota restrições formais ao uso de IA e 34,5% dos respondentes relatam que a tecnologia foi integrada sem treinamento específico. Esse cenário mostra um uso descentralizado no qual os riscos técnicos e éticos são transferidos para o profissional, indicando a necessidade de políticas organizacionais claras.

A partir dessas lacunas, sugerem-se como trabalhos futuros: conduzir estudos experimentais que comparem vulnerabilidades em códigos manuais versus gerados e revisados por IA; propor *frameworks* que contemplem políticas de uso, auditoria de resultados gerados e estratégias de requalificação para equipes de desenvolvimento; e investigar, ao longo do tempo, como evoluem a confiança do desenvolvedor e os efeitos de políticas

formais sobre produtividade e qualidade. Também se destaca a necessidade de analisar o uso de LLMs considerando o segmento de negócio das organizações (por exemplo, setores como financeiro, varejo e governo), a fim de compreender diferenças de maturidade tecnológica, práticas de adoção e requisitos de governança. Esses estudos podem contribuir para o uso de ferramentas de IA de forma ética, segura e sustentável, garantindo a integridade dos Sistemas de Informação.

Agradecimentos

Declaração de uso de IA Generativa: Durante a elaboração deste artigo, os autores foram utilizadas ferramentas de Inteligência Artificial Generativa, incluindo ChatGPT e outras plataformas de LLM, para auxiliar na revisão de linguagem, organização textual e sugestões de clareza. O conteúdo final, a interpretação dos resultados e a responsabilidade científica permanecem integralmente sob a responsabilidade dos autores.

Referências

- Adadi, A. and Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: A survey on explainable artificial intelligence (xai). *IEEE Access*, 6:52138–52160.
- Boscarioli, C., de Araujo, R. M., and Maciel, R. S., editors (2017). *I GranDSI-BR: Grand Research Challenges in Information Systems in Brazil 2016-2026*. Sociedade Brasileira de Computação (SBC), Brazil. Edited by the Special Commission of Information Systems (CE-SI).
- Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.
- Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. W. W. Norton & Company.
- Casas, R., Llovet, M., Vilas, D., and Sánchez, A. (2024). The rise of the ai engineer: A new role in the software development landscape. In *Proceedings of the 2024 International Conference on Software Engineering (ICSE)*, pages 1–12. ACM.
- Chen, H., Chiang, R. H. L., and Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4):1165–1188.
- Chen, X., Gao, C., Chen, C., Zhang, G., and Liu, Y. (2025). An empirical study on challenges for llm application developers. *ACM Trans. Softw. Eng. Methodol.*, 34(7).
- Creswell, J. W. and Creswell, J. D. (2018). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*. SAGE Publications, 5 edition.
- Davenport, T. H. (2014). What is an analytic leader? *Harvard Business Review*, 92(12):57–62.
- Fonseca, J. S. d. and Martins, G. d. A. (1996). *Curso de Estatística*. Atlas.
- Gao, C., Hu, X., Gao, S., Xia, X., and Jin, Z. (2025). The current challenges of software engineering in the era of large language models. *ACM Trans. Softw. Eng. Methodol.*, 34(5).
- Gil, A. C. (2002). *Como Elaborar Projetos de Pesquisa*. Atlas, 4 edition.

- Goyal, A. et al. (2024). Are large language models the ultimate code generation tool? a comprehensive study on efficacy and challenges. *IEEE Software*, 41(1):1–10.
- Gupta, A., Chen, Y., Raghunathan, A., Mirhoseini, A., and Chen, J. (2022). An empirical assessment of the capabilities of large language models for automated code generation. *arXiv preprint arXiv:2203.11183*.
- Hoffman, R. R., Muge, J. C., and Klein, G. (2018). A matter of trust: Why we need explainable ai. *IEEE Intelligent Systems*, 33(4):39–55.
- Laudon, K. C. and Laudon, J. P. ([Ano da sua edição utilizada]). *Sistemas de Informação Gerenciais*. Pearson, [Cidade/País], [número da sua edição utilizada] edition.
- Li, Y., Zhang, S., Ma, X., Wang, B., Liu, J., Li, X., Xiao, L., He, H., and Xu, Y. (2023). An empirical study on the security of code generated by github copilot. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 49(10):3863–3882.
- Minsky, M. L. (1968). *Semantic Information Processing*. The MIT Press, Cambridge, MA.
- Newell, A. and Simon, H. A. (1976). Computer science as empirical inquiry: Symbols and search. *Communications of the ACM*, 19(3):113–126.
- Pechuma, S., Lertsriwatana, K., Laohaprapanon, T., Jaruwat, P., Inpa, W., and Treeprapincha, T. (2023). Exploring the usage of large language models in software development. In *Proceedings of the 2023 20th International Conference on Technology and Education (ICTE)*, pages 1–6. IEEE.
- Perry, B. and Uuk, R. (2019). Ai governance and the policymaking process: key considerations for reducing ai risk. *Big Data and Cognitive Computing*, 3(2):3–12.
- Power, D. J. (2002). *Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers*. Quorum Books, Westport, CT.
- Russell, S. J. and Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson Education, Hoboken, NJ, 4 edition.
- Vaithilingam, P., Zhang, T., Gauthier, P., Sridhara, G., Bunescu, R., and Liu, D. (2022). More than code: How developers use and understand ai code generation tools. In *Proceedings of the ACM/IEEE International Conference on Software Engineering (ICSE)*, pages 555–567.
- Vieira, M. (2025). Leveraging llms for trustworthy software engineering: Insights and challenges. *Computer*, 58:79–90.
- Yadav, S., Kaushik, A., and Qureshi, A. M. (2025). Thematic analysis of expert opinions on the use of large language models in software development. *Applied AI Letters*, 6(3):e127. e127 AAIL-2025-014.R2.