

ARTIGO DE PESQUISA/RESEARCH PAPER

# Mapeamento Sistemático sobre o Uso de IAs Generativas no Ensino de Programação

## Systematic Mapping of the Use of Generative AIs For Teaching Programming

Jordan Ferreira de Sousa ✉ [Instituto Federal do Ceará | [jordan.ferreira.sousao8@aluno.ifce.edu.br](mailto:jordan.ferreira.sousao8@aluno.ifce.edu.br) ]

Francisca Raquel de Vasconcelos Silveira 📧 [Instituto Federal do Ceará | [raquel\\_silveira@ifce.edu.br](mailto:raquel_silveira@ifce.edu.br) ]

✉ *Bacharelado em Ciência da Computação, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará Campus Tanguá, Av. Tabeião Luiz Nogueira de Lima, 62324-075, Brasil.*

**Resumo.** O ensino de programação apresenta desafios significativos, especialmente para estudantes iniciantes, devido à necessidade de desenvolver habilidades como raciocínio lógico e pensamento computacional. Nesse contexto, o avanço da Inteligência Artificial (IA), em especial da IA generativa, tem despertado crescente interesse por seu potencial de apoio ao processo de aprendizagem. Este trabalho apresenta um Mapeamento Sistemático da Literatura sobre o uso de Inteligência Artificial generativa no ensino de programação. A busca em repositórios científicos nacionais e internacionais resultou inicialmente em 1.048 estudos, dos quais 66 foram selecionados após a aplicação de critérios de inclusão e exclusão. Os resultados indicam que o ChatGPT é a ferramenta mais utilizada e que o ensino superior é o nível educacional de maior uso dessas ferramentas. Entre os principais benefícios encontrados estão a geração de código, explicação de conceitos e apoio ao desenvolvimento do pensamento computacional. Porém, surgem desafios como dependência excessiva, erros gerados pela IA e necessidade de supervisão. O estudo destaca tendências e limitações para pesquisas futuras, contribuindo para uma compreensão sobre o apoio dessas tecnologias no processo de aprendizagem.

**Abstract.** Teaching programming presents significant challenges, especially for beginner students, due to the need to develop skills such as logical reasoning and computational thinking. In this context, the advancement of Artificial Intelligence (AI), particularly generative AI, has sparked growing interest in its potential to support the learning process. This work presents a Systematic Literature Mapping on the use of generative Artificial Intelligence in programming education. The search in national and international scientific repositories initially resulted in 1,048 studies, of which 66 were selected after applying inclusion and exclusion criteria. The results indicate that ChatGPT is the most widely used tool and that higher education is the educational level with the highest use of these tools. Among the main benefits found are code generation, explanation of concepts, and support for the development of computational thinking. However, challenges arise such as excessive dependence, errors generated by AI, and the need for supervision. The study highlights trends and limitations for future research, contributing to an understanding of the support these technologies provide in the learning process.

**Palavras-chave:** Inteligência Artificial Generativa, Ensino de Programação, Educação em Ciência da Computação

**Keywords:** Generative Artificial Intelligence, Programming Teaching, Computer Science Education

**Recebido/Received:** 11 December 2025 • **Aceito/Accepted:** 13 March 2026 • **Publicado/Published:** 02 April 2026

## 1 Introdução

Em uma sociedade cada vez mais tecnológica, desenvolver habilidades em programação tornou-se uma competência fundamental [Oliveira *et al.*, 2023]. O ensino e aprendizagem de programação, de acordo com Yao and Lin [2025], promovem uma melhora significativa nas habilidades cognitivas e habilidades de resolução de problemas. Contudo, o aprendizado de programação ainda representa um desafio para muitos estudantes, especialmente na compreensão de conceitos e na aplicação desses conhecimentos [Souza *et al.*, 2016].

Paralelamente, o avanço acelerado das tecnologias de Inteligência Artificial tem provocado mudanças significativas em diferentes áreas da sociedade, incluindo o campo educacional [Vieriu and Petrea, 2025]. O uso criterioso e adequado da IA fortalece as habilidades de resolução de problemas dos alunos, ao mesmo tempo que os capacita para prosperar no mercado de trabalho [Zviel-Girshin, 2024].

Ferramentas de IA, como o ChatGPT, oferecem benefícios relevantes ao apoiar o aprendizado de programa-

ção, especialmente por possibilitarem um apoio individualizado, retorno imediato e demonstrações práticas de código [da Silva Junior *et al.*, 2023].

No entanto, uma preocupação relevante é o uso excessivo dessas ferramentas, podendo prejudicar o desempenho dos estudantes, indicando uma aprendizagem mais superficial [Korpiemies *et al.*, 2024]. Outra preocupação é referente ao plágio e à integridade acadêmica, já que os textos produzidos pela IA podem ser facilmente confundidos com produções humanas [Cotton *et al.*, 2024]. Além disso, a interação em sala de aula e o contato direto com o docente, desempenha um papel fundamental no aprendizado e, por isso, o uso de IA não deve substituir a mediação humana, mas complementá-la [da Silva Junior *et al.*, 2023].

Diante desse cenário, este trabalho tem como objetivo apresentar o resultado de um Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL), no qual foram identificados, classificados e analisados estudos recentes, provenientes de repositórios científicos nacionais e internacionais, sobre o uso de inteli-

gência artificial generativa no ensino de programação. Essa abordagem possibilitou compreender o panorama atual das pesquisas, assim como identificar os principais benefícios e desafios associados à aplicação da Inteligência Artificial Generativa (GenIA) nesse contexto educacional.

O restante deste trabalho está estruturado da seguinte forma. A Seção 2 discute os trabalhos relacionados, a Seção 3 apresenta a metodologia, a Seção 4 mostra os resultados e discussões e a Seção 5 traz a conclusão.

## 2 Trabalhos Relacionados

Com o surgimento e o avanço das IAs generativas, diversos estudos foram publicados nos últimos anos com o propósito de verificar a relevância e o impacto dessas tecnologias no ensino de programação.

Da Silva *et al.* [2024] realizou um mapeamento sistemático abrangendo publicações no período de janeiro de 2021 a março de 2024, investigando o uso de IA generativa no ensino de programação, utilizando exclusivamente repositórios científicos internacionais, como *ScienceDirect*, *Scopus*, *ACM Digital Library*, *IEEE Xplore* e *Web of Science*. O estudo destaca benefícios como geração automática de código, *feedback* rápido e aumento do engajamento, além de apontar limitações, como qualidade inconsistente do código gerado e risco de dependência excessiva dos estudantes. Apesar da proximidade com o presente trabalho, esse estudo difere em aspectos importantes, pois sua análise se limita apenas a repositórios científicos internacionais e a um intervalo de tempo anterior (até março de 2024), não contemplando os avanços mais recentes das IAs generativas.

Chang *et al.* [2025] realiza uma revisão sistemática abrangendo publicações de 2023 a março de 2024, investigando as oportunidades e vantagens do uso de ferramentas de Conteúdo Gerado por Inteligência Artificial (AIGC) no ensino de programação. O estudo é internacional e utiliza apenas dois repositórios científicos internacionais - *ACM Digital Library* e *Web of Science* - e identifica benefícios recorrentes, como geração de *feedback* instantâneo, aumento do engajamento e maior motivação dos estudantes. Também aponta desafios similares aos encontrados em outras pesquisas, incluindo o risco de plágio, dependência excessiva nas ferramentas e limitações na qualidade das respostas geradas. No entanto, apesar da relevância desse trabalho, ele se diferencia tanto pelo número mais restrito de repositórios científicos consultados, quanto pelo período analisado, que é anterior ao desta pesquisa. Além disso, trata-se de um estudo internacional, trazendo apenas repositórios científicos internacionais.

Strik *et al.* [2024] realiza um mapeamento sistemático de 31 artigos que investigam o uso de ferramentas de IA na educação em Ciência da Computação. Os resultados destacam os principais desafios, como a possibilidade de plágio, a percepção dos estudantes sobre o aprendizado e as limitações das capacidades da IA. Além disso, o trabalho identifica oportunidades futuras, incluindo o desenvolvimento de métodos de ensino mais personalizados e a análise de impactos a longo prazo no aprendizado dos estudantes. O objetivo é oferecer uma visão geral do estado da pesquisa nesta área emergente, contribuindo para o avanço do uso responsável e eficaz da IA na educação em Ciência da Computação.

Souza *et al.* [2025], trouxe uma Revisão Sistemática da Literatura sobre o uso desse tipo de ferramenta por estudantes de ensino superior. Neste trabalho foram analisados inicialmente 1660 estudos, dos quais 20 foram selecionados para uma análise aprofundada. A pesquisa buscou responder a quatro perguntas principais: como a IA é utilizada pelos estudantes, quais ferramentas são mais empregadas, quais os desafios enfrentados ao adotá-las e os possíveis riscos de dependência. Os resultados indicam que o ChatGPT é a ferramenta predominante, sendo empregada principalmente em tarefas como suporte à redação, organização de ideias e condução de pesquisas. Contudo, o estudo também identifica desafios, como a ausência de diretrizes institucionais, dúvidas quanto à confiabilidade de respostas geradas, questões relacionadas a plágio, risco de redução de criatividade e do raciocínio crítico dos estudantes.

Embora todos esses estudos contribuam significativamente para o avanço das investigações sobre IA generativa no ensino, o presente mapeamento se destaca ao oferecer uma análise mais atualizada, abrangente e contextualizada também ao cenário brasileiro, contribuindo para suprir lacunas ainda pouco exploradas na literatura recente.

## 3 Metodologia

Este estudo apresenta um Mapeamento Sistemático da Literatura sobre o uso de inteligência artificial generativa no ensino de programação. A pesquisa busca caracterizar o estado da arte da área, mapear tendências, destacar os benefícios, os desafios e as limitações, de modo a ser um material de subsídio para futuras investigações nessa temática. A metodologia adotada nesta pesquisa foi estruturada utilizando o protocolo PRISMA [Page *et al.*, 2021], incluindo análise por títulos, resumos e texto completo. Deste modo, visando fornecer uma abordagem sistemática para a coleta, análise e interpretação dos dados, a metodologia foi dividida nas seguintes etapas: (i) elaboração das questões de pesquisa; (ii) definição da estratégia de busca; (iii) seleção e identificação dos estudos; e (iv) análise dos estudos. Essas etapas serão detalhadas a seguir.

### 3.1 Elaboração das questões de pesquisa (QP)

Na etapa inicial do estudo, foram elaboradas as questões de pesquisa, as quais foram formuladas com o intuito de responder aos objetivos do mapeamento, abrangendo aspectos centrais da aplicação de IA generativa no ensino de programação. Portanto, foram elaboradas as seguintes questões de pesquisa:

- **QP1** - Como as IAs generativas são utilizadas no ensino de programação?
- **QP2** - Quais benefícios o uso de IAs generativas proporciona no ensino de programação?
- **QP3** - Quais são os desafios e limitações no uso de IA generativa para o ensino de programação?
- **QP4** - Quais são as principais ferramentas e modelos da IA generativa no ensino de programação?
- **QP5** - Quais níveis de ensino são abordados nos estudos?
- **QP6** - Quais linguagens de programação são exploradas nas pesquisas?

### 3.2 Definição da estratégia de busca

Nesta etapa, foram selecionados os repositórios científicos de relevância nacional e internacional a serem utilizados na busca dos trabalhos. Esses repositórios foram selecionados por sua representatividade em publicações na área de tecnologia da informação. Os repositórios selecionados foram *ACM Digital Library*.<sup>1</sup>, *IEEE Xplore*.<sup>2</sup>, *Science Direct*.<sup>3</sup> e *SOL SBC*.<sup>4</sup>

A partir das questões de pesquisa, foram derivadas palavras-chave que serviram como base para orientar as buscas nos repositórios científicos. Deste modo, foi estruturada uma *string* de busca a partir da combinação dos termos “*Generative Artificial Intelligence Intelligence*”, “*Programming Teaching*”, “*Computer Science Education*” e de seus respectivos sinônimos, incluindo ainda tecnologias específicas como “*ChatGPT*”, “*Copilot*” e “*Gemini*”. Assim, estruturou-se a seguinte *string* de busca:

(“*Generative Artificial Intelligence*” OR “*Generative AI*” OR “*GenAI*” OR “*AI Code Generators*” OR “*ChatGPT*” OR “*GPT*” OR “*OpenAI*” OR “*Copilot*” OR “*Gemini*”) AND (“*Programming Education*” OR “*Programming Instruction*” OR “*Programming Teaching*” OR “*Programming Learning*” OR “*Introductory Programming*” OR “*Computer Science Education*”)

Entretanto, na SOL SBC, a busca precisou ser realizada por meio do resumo, utilizando-se os seguintes termos: “*inteligência artificial, ensino de programação*”. Já na *Science Direct*, a *string* de busca teve de ser reduzida devido ao limite de caracteres permitido, sendo estruturada da seguinte forma:

(“*Generative Artificial Intelligence*”OR “*Generative AI*”OR “*GenAI*”OR “*AI Code Generators*”OR “*ChatGPT*”) AND (“*Programming Education*”OR “*Programming Instruction*”OR “*Programming Teaching*”OR “*Programming Learning*”)

### 3.3 Seleção e identificação dos estudos

As buscas foram realizadas em fevereiro de 2025, resultando inicialmente em um total de 1.048 trabalhos, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1. Quantitativo inicial resultante da busca dos trabalhos

repositórios científicos	ACM	IEEE	Science Direct	SOL
Quantidade de trabalhos	849	84	108	7

Após a coleta inicial dos estudos nos repositórios científicos, todos os resultados foram organizados e importados para a ferramenta *Parsifal*.<sup>5</sup>

Os estudos encontrados foram avaliados com base nos critérios de inclusão e exclusão previamente estabelecidos. Esses critérios têm como objetivo orientar o processo de seleção, de modo a selecionar os trabalhos mais adequados para responder às QP, conforme apresentado na Tabela 3.

<sup>1</sup>Disponível em: <https://dl.acm.org>

<sup>2</sup>Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org>

<sup>3</sup>Disponível em: <https://www.sciencedirect.com>

<sup>4</sup>Disponível em: <https://sol.sbc.org.br/index.php/indice>

<sup>5</sup>Disponível em: <https://parsif.al>

Tabela 2. Critérios de inclusão e exclusão

Critérios de Inclusão	Critérios de Exclusão
Publicações entre 2022 e 2025	Estudos duplicados
Abordam IA generativa no ensino de programação	Trabalhos com menos de 5 páginas
	Estudos indisponíveis para acesso
	Trabalhos em idiomas diferentes de português e inglês

Inicialmente, com ajuda da ferramenta *Parsifal* foram identificados e excluídos 16 trabalhos duplicados. Após a remoção dos trabalhos duplicados, obteve-se um conjunto de 1.032 trabalhos para prosseguir com a análise. Em seguida, foi realizada a leitura do título e resumo dos trabalhos, de modo a verificar a conformidade dos estudos com os demais critérios de inclusão e exclusão previamente estabelecidos. Essa fase de triagem foi essencial para eliminar estudos que não estavam alinhados aos objetivos da pesquisa. Como resultado, 961 trabalhos foram descartados, permanecendo 71 estudos, considerados relevantes e elegíveis para a pesquisa. Em seguida, realizou-se a leitura detalhada desses estudos, com o objetivo de confirmar sua inclusão na pesquisa. Ao término dessa etapa, 5 estudos foram excluídos por apresentarem foco distinto do escopo definido, resultando em um total de 66 estudos incluídos na revisão, conforme os critérios de inclusão, exclusão e leitura detalhada (Figura 1).

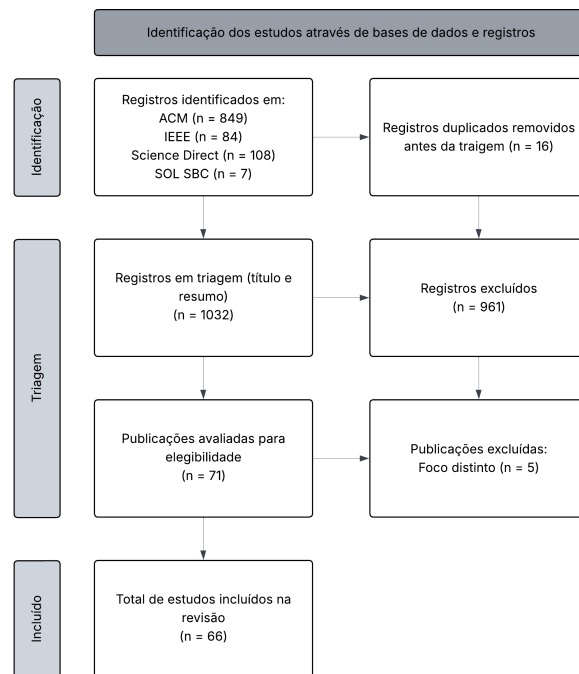


Figura 1. Fluxograma do processo de seleção dos estudos, conforme o modelo PRISMA [Page et al., 2021].

### 3.4 Análise dos estudos

Nesta fase, foi conduzida uma leitura detalhada dos 66 estudos previamente selecionados, com o objetivo de responder às questões de pesquisa. Com o intuito de analisar os resultados de forma mais específica e direcionada, foram desenvolvidas visualizações para estruturar as respostas de cada QP da Seção

3.1. Essas visualizações foram construídas utilizando o Google Planilhas. Os resultados são apresentados e discutidos na próxima seção.

## 4 Resultados e Discussões

Com base nos estudos selecionados, foram identificadas evidências relevantes que permitiram responder as questões de pesquisa, oferecendo um panorama sobre o uso de inteligência artificial generativa no ensino de programação. Essa etapa buscou não apenas agrupar as informações relevantes, mas também compreender as principais contribuições, tendências e lacunas observadas nos trabalhos analisados.

Nas seções seguintes, é apresentado a caracterização dos estudos e os resultados e as discussões são apresentados individualmente para cada questão de pesquisa.

### 4.1 Caracterização dos estudos

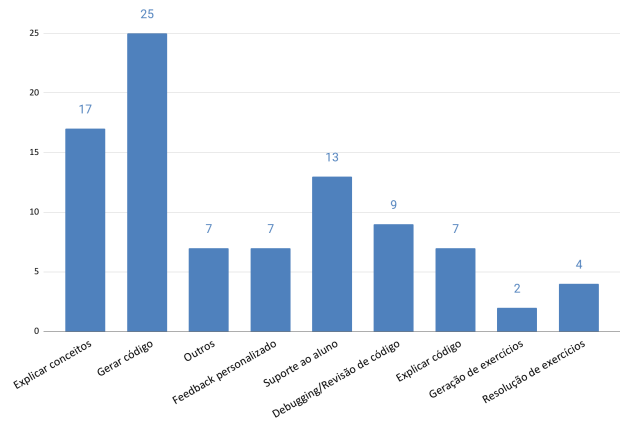
A Tabela 3 apresenta a caracterização dos 66 estudos selecionados após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão. Os dados revelam um comportamento alinhado à evolução e popularização das tecnologias de IA generativa. O ano de 2022, por exemplo, apresenta apenas 1 estudo, o que era esperado, considerando que foi o período em que os modelos de IA generativa começaram a se tornar comercialmente viáveis e ganhar maior visibilidade. A partir desse marco, observa-se um crescimento significativo na produção científica. Em 2023 foram identificados 12 estudos, seguido de um salto expressivo em 2024, com 44 estudos, consolidando-se como o ano com mais resultados. Já 2025, com 9 estudos, apresenta uma quantidade inferior não por queda no interesse acadêmico, mas porque as buscas deste trabalho foram encerradas em fevereiro de 2025, impossibilitando a captura de publicações do restante do ano.

Quanto aos repositórios científicos, a distribuição dos estudos selecionados também apresenta particularidades relevantes. A SOL SBC contribuiu com 4 estudos, mesma quantidade na *Science Direct*. A *IEEE Xplore* apresentou 8 estudos considerados pertinentes. Já a *ACM Digital Library* destacou-se como a fonte com maior número de publicações incluídas, totalizando 50 estudos, resultado coerente com o volume elevado de trabalhos inicialmente recuperados nessa base.

Essa caracterização evidencia tanto o crescimento recente do tema quanto a predominância de publicações em repositórios científicos consolidados, reforçando a relevância e atualidade do tema desse trabalho.

### 4.2 QP1: Como as IAs generativas são utilizadas no ensino de programação?

Com base na leitura e análise dos estudos selecionados, buscou-se responder à QP1, de modo a identificar como a IA generativa é utilizada no ensino de programação. Nesse cenário, os estudos apresentam diferentes formas de utilização da IA generativa no ensino de programação, a saber: (1) explicação de conceitos, (2) geração de código, (3) *feedback* personalizado, (4) suporte ao aluno, (5) *debugging*/revisão de código, (6) explicação de código, (7) geração de exercícios, (8) resolução de exercícios, entre outros. Alguns trabalhos mencionam mais de uma forma de utilização e, nesses casos, foram contabilizadas todas as formas de utilização apresen-



**Figura 2.** Quantidade de estudos conforme a utilização de IA generativa no ensino de programação.

tadas nesses estudos. A Figura 2 apresenta o resultado da QP1.

A forma de utilização mais recorrente foi a “geração de código”, presente em 25 estudos (27,5%), apontando uma tendência maior no uso de ferramentas de IA generativa para criar, aprimorar ou completar blocos de códigos-fonte, para o apoio ao ensino de diferentes linguagens.

Em seguida, destaca-se a “explicação de conceito”, com 17 estudos (18,7%), demonstrando um uso expressivo da IA generativa para auxiliar na compreensão de temas relacionados à programação, como estruturas de controle, tipos de dados, funções, orientação a objetos e outros conceitos relacionados à ciência da computação, contribuindo para o esclarecimento de dúvidas e para a consolidação do aprendizado.

A categoria “suporte ao aluno”, presente em 13 estudos (14,3%), refere-se ao uso da IA como um assistente virtual capaz de responder perguntas, orientar o estudante durante atividades práticas e oferecer apoio contínuo fora do ambiente tradicional de sala de aula, funcionando como um complemento ao ensino formal.

O “*debugging*/revisão de código”, identificado em 9 estudos (9,9%), evidencia o uso das IAs generativas para auxiliar na identificação de erros, sugestão de correções e explicação de falhas em códigos, contribuindo para o aprimoramento das habilidades práticas de programação.

A utilização voltada ao “*feedback* personalizado”, mencionada em 7 estudos (7,7%), destaca a capacidade das ferramentas de IA de fornecer retornos adaptados ao nível de conhecimento e às necessidades individuais dos estudantes, permitindo uma abordagem mais personalizada no processo de aprendizagem.

De forma semelhante, a categoria “explicar código”, também presente em 7 estudos (7,7%), refere-se ao uso da IA para interpretar e descrever o funcionamento de códigos já existentes, auxiliando os estudantes a compreender soluções prontas e a relacionarem teoria e prática.

A “resolução de exercícios”, identificada em 4 estudos (4,4%), envolve o uso da IA para auxiliar ou orientar a solução de problemas propostos em atividades acadêmicas, seja por meio de sugestões parciais, explicações passo a passo ou exemplos de resolução.

A “geração de exercícios”, presente em 2 estudos (2,2%), aparece como uma aplicação menos frequente, mas relevante, na qual estudantes utilizam esse método para estudar e prati-

Tabela 3. Estudos selecionados no MSL

ID	Base	Ano	Ref.	ID	Base	Ano	Ref.	ID	Base	Ano	Ref.
1	ACM Digital Library	2022	Sarsa <i>et al.</i> [2022]	23	ACM Digital Library	2024	Lindoo and Lotfy [2024]	45	ACM Digital Library	2024	Xue <i>et al.</i> [2024]
2		2023	Hellas <i>et al.</i> [2023]	24		Logacheva <i>et al.</i> [2024]	46	2025		Chang <i>et al.</i> [2025]	
3		Lau and Guo [2023]	25	Lyu <i>et al.</i> [2024]		47	Domingues and Rasteiro [2025]				
4		Malinka <i>et al.</i> [2023]	26	Ma <i>et al.</i> [2024]		48	Gardella <i>et al.</i> [2024]				
5		Ouh <i>et al.</i> [2023]	27	Macneil <i>et al.</i> [2024]		49	Prather <i>et al.</i> [2025]				
6		Prasad <i>et al.</i> [2023]	28	Margulieux <i>et al.</i> [2024]		50	Wang <i>et al.</i> [2025]				
7		Prather <i>et al.</i> [2023]	29	Mezzaro <i>et al.</i> [2024]		51	IEEE Xplore	2024		Frankford <i>et al.</i> [2024]	
8		Sakib <i>et al.</i> [2023]	30	Nguyen <i>et al.</i> [2024]		52		Haindl and Weinberger [2024b]			
9		Santos <i>et al.</i> [2023]	31	Nguyen and Allan [2024]		53		Haindl and Weinberger [2024a]			
10		Savelka <i>et al.</i> [2023]	32	Phung <i>et al.</i> [2024]		54		2025		Alvarez Ariza <i>et al.</i> [2025]	
11		2024	Bassner <i>et al.</i> [2024]	33		Popescu and Joyner [2024]		55		Banerjee <i>et al.</i> [2025]	
12		Budhiraja <i>et al.</i> [2024]	34	Prasad and Sane [2024]		56		Cubillos <i>et al.</i> [2025]			
13		Chen <i>et al.</i> [2024]	35	Prather <i>et al.</i> [2024]		57		Lee and Joe [2025]			
14		Choudhuri <i>et al.</i> [2024]	36	Rivera <i>et al.</i> [2024]		58		Pwanedo Amos <i>et al.</i> [2025]			
15		Dakshit [2024]	37	Sakzad <i>et al.</i> [2024]		59		Science Direct		2023	Yilmaz and Karooglan Yilmaz [2023a]
16		Denny <i>et al.</i> [2024]	38	Sheese <i>et al.</i> [2024]		60				Yilmaz and Karooglan Yilmaz [2023b]	
17		Fenu <i>et al.</i> [2024]	39	Smith <i>et al.</i> [2024]		61	2024			Groothuijsen <i>et al.</i> [2024]	
18		Fernandez and Cornell [2024]	40	Stone [2024]		62	Yang <i>et al.</i> [2024]				
19		Jin <i>et al.</i> [2024]	41	Vadaparty <i>et al.</i> [2024]		63	SOL SBC			2023	da Silva Junior <i>et al.</i> [2023]
20		Korpimies <i>et al.</i> [2024]	42	Villegas Molina <i>et al.</i> [2024]		64				2024	Lira <i>et al.</i> [2024]
21		Koutcheme <i>et al.</i> [2024]	43	Wang <i>et al.</i> [2024]		65		Santos and Pereira [2024]			
22		Liffiton <i>et al.</i> [2024]	44	Wu <i>et al.</i> [2024]		66		Silva <i>et al.</i> [2024]			

car, enquanto docentes ou tutores empregam para apoiar na criação de atividades e exercícios.

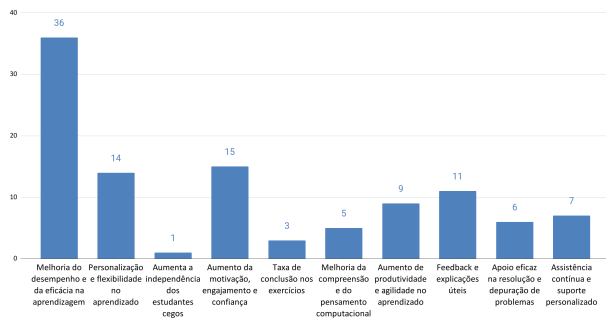
Por fim, algumas formas de utilização menos recorrentes foram agrupadas na categoria “outros”, representando 7 estudos (7,7%). Esses trabalhos abordam aplicações mais específicas e inovadoras, como “suporte à acessibilidade”, com foco na inclusão de estudantes com deficiência visual; e outras propostas singulares como “aprimoração de mensagens de erro de compilação”, “simulação de interação entre tutor e aluno na correção de programas”, “simulação de membros de uma equipe de devs”, “integração com o VS Code por meio de extensões”, “geração de um livro-texto de programação” e “atuação como agente ensinável”.

De modo geral, os resultados indicam que as IAs generativas são utilizadas de forma diversificada no ensino de programação, abrangendo desde atividades práticas, como geração e depuração de código, até funções de apoio pedagógico, como explicações conceituais, feedback e suporte ao estudante. Essa diversidade evidencia o potencial dessas ferramentas para complementar o ensino tradicional, ao mesmo tempo que reforça a necessidade de uso consciente e orientado.

### 4.3 QP2: Quais benefícios o uso de IAs generativas proporciona no ensino de programação?

Conforme os benefícios do uso de IA generativa no ensino de programação citados nos estudos, para responder à QP2, pode-se identificar: (1) melhoria do desempenho e da eficácia na aprendizagem, (2) personalização e flexibilidade no aprendizado, (3) aumento da independência dos estudantes cegos, (4) aumento da motivação, engajamento, e confiança, (5) taxa de conclusão nos exercícios, (6) melhoria da compreensão e do pensamento computacional, (7) aumento da produtividade e agilidade no aprendizado, (8) *feedback* e explicações úteis, (8) apoio eficaz na resolução e depuração de problemas e (9) assistência contínua e suporte personalizado. A Figura 3 ilustra o resultado da QP2.

O benefício mais predominante foi “melhoria do desempenho e da eficácia na aprendizagem”, mencionada em 36 estudos (33,6%). Esses trabalhos relatam avanços no desempenho acadêmico dos estudantes, melhor compreensão dos conteúdos abordados e uma percepção positiva quanto à efetividade do processo de aprendizagem, indicando que o uso



**Figura 3.** Quantidade de estudos conforme os benefícios do uso de IAs generativas ao ensino de programação.

da IA generativa pode contribuir para um aprendizado mais eficiente e direcionado.

Em seguida, destaca-se o “aumento da motivação, engajamento e confiança” presente em 15 estudos (14,0%). Os artigos dessa categoria apontam que a interação com ferramentas de IA, por meio de respostas imediatas e linguagem acessível, tende a tornar o processo de aprendizagem mais atrativo, reduzindo frustrações comuns em disciplinas de programação e incentivando a continuidade dos estudos.

A “personalização e flexibilidade no aprendizado”, identificada em 14 estudos (13,1%), refere-se à capacidade das IAs generativas de adaptar explicações, exemplos e níveis de complexidade de acordo com as necessidades individuais dos estudantes, respeitando diferentes ritmos de aprendizagem e estilos cognitivos.

O benefício relacionado a “feedback e explicações úteis”, citado em 11 estudos (10,3%), destaca o papel da IA como uma fonte de retorno imediato sobre erros, soluções e conceitos, permitindo que os estudantes compreendam suas falhas e ajustem suas estratégias de aprendizado de forma mais autônoma.

O “aumento da produtividade e agilidade no aprendizado”, presente em 9 estudos (8,4%), está associado à redução do tempo necessário para compreender conceitos, resolver exercícios ou depurar códigos, favorecendo um progresso mais rápido no desenvolvimento das atividades acadêmicas.

A categoria “assistência contínua e suporte personalizado”, mencionada em 7 estudos (6,5%), enfatiza a disponibilidade permanente dessas ferramentas, possibilitando apoio fora do horário de aula e funcionando como um tutor virtual acessível a qualquer momento.

O “apoio eficaz na resolução e depuração de problemas”, identificado em 6 estudos (5,6%), evidencia o uso da IA para auxiliar na identificação de erros, sugerir correções e explicar falhas em códigos, contribuindo para o desenvolvimento das habilidades práticas em programação.

A “melhoria da compreensão e do pensamento computacional”, presente em 5 estudos (4,7%), está relacionada à capacidade das IAs generativas de decompor problemas complexos em etapas menores, auxiliando os estudantes a desenvolverem habilidades fundamentais como abstração, decomposição e raciocínio lógico.

A “taxa de conclusão nos exercícios”, mencionada em 3 estudos (2,8%) indica que o uso da IA pode contribuir para que os estudantes finalizem um maior número de atividades propostas, especialmente em contextos de aprendizagem autônoma ou a distância.

Por fim, o “aumento da independência dos estudantes cegos”, identificado em 1 estudo (0,9%), evidencia o potencial das IAs generativas como ferramentas de acessibilidade, promovendo maior autonomia no aprendizado de programação para estudantes com deficiência visual.

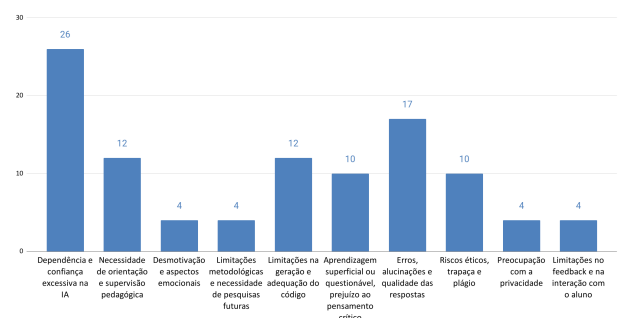
A expressiva diferença entre o benefício mais predominante e os demais reforça o papel central das IAs generativas no apoio à aprendizagem de programação. A oferta de respostas rápidas, geralmente precisas, disponíveis de forma contínua e adaptadas ao contexto do usuário contribui para que essas ferramentas se consolidem como aliadas relevantes no processo educativo, desde que utilizadas de forma crítica e orientada.

#### 4.4 QP3: Quais são os desafios e limitações no uso de IA generativa para o ensino de programação?

Referente aos desafios e limitações no uso da IA generativa no ensino de programação, foram identificados 10 desafios principais, a saber: (1) dependência e confiança excessiva na IA, (2) necessidade de orientação e supervisão pedagógica, (3) desmotivação e aspectos emocionais, (4) limitações metodológicas e necessidade de pesquisas futuras, (5) limitações na geração e adequação do código, (6) aprendizagem superficial ou questionável/prejuízo ao pensamento crítico, (7) erros, alucinações e qualidade das respostas, (8) riscos éticos, trapaceiras e plágio, (9) preocupação com a privacidade e (10) limitações no *feedback* e na interação com o aluno. Destaca-se, ainda, que um mesmo estudo pode apresentar mais de um desafio, nesses casos, todos foram contabilizados. A Figura 4 exibe o resultado da QP3.

Outros desafios menos frequentes, porém relevantes, incluem as “limitações no *feedback* e na interação com o aluno”, mencionadas em 4 estudos (3,9%), que indicam que, apesar da rapidez nas respostas, a IA nem sempre oferece explicações pedagógicas adequadas ou ajustadas ao nível de conhecimento do estudante.

O desafio/limitação com maior ocorrência foi “dependência e confiança excessiva na IA”, presente em 26 estudos (25,2%), mostrando um dado preocupante do uso dessas ferramentas e o quanto isso pode se tornar prejudicial no aprendizado de cada estudante. Outros desafios frequentemente relatados incluem a “necessidade de orientação e supervisão pedagógica” (12 estudos, 11,7%), “riscos éticos, trapaceiras e plágios” (10 estudos, 9,7%) e “aprendizagem superficial ou questionável/prejuízo ao pensamento crítico” (10 estudos, 9,7%), ambos diretamente relacionados à forma como os es-



**Figura 4.** Quais são os desafios e limitações no uso de IA generativa para o ensino de programação

tudantes interagem com as ferramentas de IA e a falta do uso ético e de acompanhamento docente.

Também foram destacadas desafios/limitações relacionados a “erros, alucinações e qualidade das respostas” (17 estudos, 16,5%), “limitações na geração e adequação do código” (12 estudos, 11,7%), “limitações no *feedback* e na interação com o aluno” (4 estudos, 3,9%), que apontam limitações dos modelos generativos e a necessidade de validação humana ou buscar outras fontes. Outros desafios/limitações igualmente relevantes, incluem “preocupação com a privacidade” (4 estudos, 3,9%), “desmotivação e aspectos emocionais” (4 estudos, 3,9%) e “limitações metodológicas e necessidade de pesquisas futuras” (4 estudos, 3,9%).

De modo geral, os resultados demonstram que, embora as ferramentas de IA generativa ofereçam potencial significativo para o apoio a aprendizagem, sua utilização ainda apresenta riscos pedagógicos e éticos que precisam ser analisados cuidadosamente para um uso responsável dessas tecnologias no ensino de programação.

#### 4.5 QP4: Quais são as principais ferramentas e modelos da IA generativa no ensino de programação?

A maior parte das pesquisas concentra-se no uso da ferramenta de IA da OpenAI, ChatGPT, e suas diferentes versões. Grande parte dos estudos utiliza apenas o termo “ChatGPT” de forma genérica, sem especificar precisamente o modelo, o que totaliza 35 trabalhos (37,2%). Entre os outros trabalhos que especificam o modelo utilizado, observa-se o seguinte panorama: ChatGPT (GPT-3) em 2 trabalhos (2,1%), ChatGPT (GPT-3.5) em 8 trabalhos (8,5%), ChatGPT (GPT-3.5-Turbo) em 1 trabalho (1,1%), ChatGPT (GPT-4) em 11 trabalhos (11,7%) e ChatGPT (GPT-4o) em 1 trabalho (1,1%).

Entretanto, o rápido avanço dos modelos de IA representa uma potencial ameaça aos resultados encontrados. A busca sistemática, concluída em fevereiro de 2025, não pôde contemplar, por exemplo, a chegada do ChatGPT (GPT-5), lançado em agosto de 2025, o que demonstra como rapidamente novos modelos tornam-se disponíveis e podem modificar tendências de uso na literatura acadêmica. Essa questão temporal entre o avanço tecnológico e a produção científica é um desafio recorrente em pesquisas sobre IA.

Além disso, observa-se a ausência, nos resultados analisados, de outras ferramentas de IA generativa que têm ganhado destaque no mercado e na prática educacional, como o Claude (Anthropic), o Perplexity AI e o Deepseek, entre outras. Essa lacuna pode estar relacionada tanto ao período de coleta de dados quanto às strings de busca adotadas, que priorizam termos amplamente consolidados na literatura acadêmica, como “ChatGPT” e “LLMs”, bem como às limitações de indexação das bases de dados selecionadas. Assim, é plausível que estudos envolvendo essas ferramentas mais recentes ou menos exploradas academicamente ainda não estejam devidamente representados nos repositórios científicos analisados.

Outro LLM bastante citado foi o GitHub Copilot, encontrado em 14 trabalhos (14,9%), reforçando seu papel consolidado como assistente de codificação no contexto educacional. Em seguida aparece o Google Gemini, mencionado em 5 trabalhos (5,3%), e o Codex, também da OpenAI, igualmente

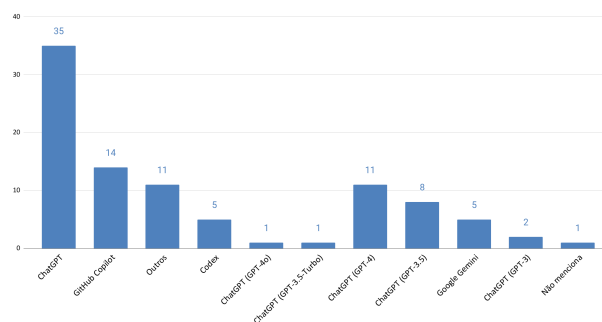


Figura 5. Quais são as principais ferramentas e modelos da IA generativa no ensino de programação

citado em 5 trabalhos (5,3%).

Ferramentas mais específicas ou menos populares aparecem em baixa frequência e foram agrupadas na categoria “outros”, representando 11 trabalhos (11,7%), entre elas 2 trabalhos mencionam o uso de LLMs com RAG (*Retrieval-Augmented Generation*)<sup>6</sup>, destacando o interesse crescente em sistemas que combinam modelos generativos com bases de conhecimento externas, 1 trabalho cita a IA TabNine, um assistente de código semelhante ao GitHub Copilot, 1 trabalho menciona o CodeHelp, ferramenta que utiliza *guardrails* para evitar a entrega de soluções completas, 1 trabalho registra o uso do GPT-4 Turbo via API, 1 trabalho adota o CodeTutor, ferramenta própria, 1 trabalho não menciona a ferramenta, além de outras soluções com baixa recorrência. A Figura 5 exibe o resultado da QP4.

Esses resultados revelam um ecossistema ainda fortemente dominado pela OpenAI, mas com espaço crescente para alternativas e ferramentas diferentes.

#### 4.6 QP5: Quais níveis de ensino são abordados nos estudos?

Com relação aos níveis de ensino abordados nos estudos selecionados, observou-se que a maior parte centraliza-se no ensino superior, totalizando 58 trabalhos (77,3%), majoritariamente voltados a estudantes de graduação. Em seguida aparece o nível introdutório, correspondente a 9 estudos (12,0%) que abordaram o nível introdutório de programação, sem especificar o grau de ensino (fundamental, médio, técnico ou superior), tratando-o apenas como um estágio inicial no processo de aprendizagem de programação. Em menor escala, 3 estudos (4,0%) voltados ao ensino médio, 2 estudos (2,7%) voltados ao ensino fundamental e 2 (2,7%) relacionado à pós-graduação, indicando a presença de pesquisas que investigam o uso da IA generativa em níveis educacionais distintos do superior. Também foi possível identificar 1 estudo (1,3%) que não mencionaram de forma clara o nível de ensino. A Figura 6 exibe o resultado da QP5.

Esses resultados mostram uma forte predominância de investigações no contexto universitário, revelando um maior interesse por parte dos pesquisadores no ambiente acadêmico. No entanto, também mostra uma lacuna importante na literatura, indicando a necessidade de mais estudos voltados ao ensino básico, onde a introdução de conceitos e práticas de programação nesse nível de ensino, apoiada por uma ferramenta de IA generativa, pode motivar e ajudar significativa-

<sup>6</sup>Disponível em: Lewis *et al.* [2021]

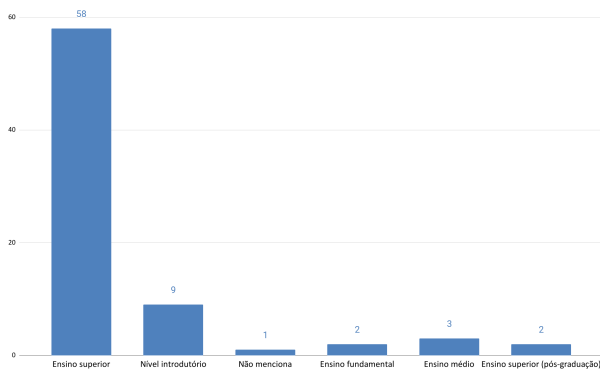


Figura 6. Quais níveis de ensino são abordados nos estudos

mente os estudantes.

#### 4.7 QP6: Quais linguagens de programação são exploradas nas pesquisas?

A maior parte dos trabalhos não menciona uma linguagem de programação específica. Os estudos contêm um foco maior no nível de ensino abordado e nos impactos positivos e negativos do uso de IAs generativas no processo de aprendizagem, totalizando 37 (50,7%) trabalhos que não mencionam o uso de uma linguagem. Em seguida, destacam-se Python e Java, citadas em 18 trabalhos (24,7%) e 11 trabalhos (15,1%) respectivamente, um resultado esperado, considerando que ambas são linguagens amplamente populares e frequentemente usadas no ensino introdutório de programação devido à sua sintaxe mais acessível e forte presença em contextos educacionais (referência).

Além disso, a linguagem C aparece em 3 trabalhos (4,1%), enquanto JavaScript é mencionada em apenas 1 trabalho (1,4%), da mesma forma, C++, NetLogo e Dart também são citadas apenas uma vez cada (1 trabalho, 1,4%), indicando que essas linguagens possuem baixa representatividade nos estudos analisados. A Figura 7 exibe o resultado da QP6.

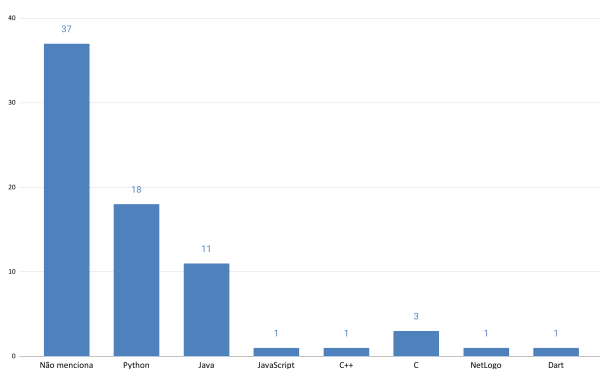


Figura 7. Quais linguagens de programação são exploradas nas pesquisas

Esses resultados sugerem que, embora a escolha da linguagem de programação seja relevante para as práticas pedagógicas, as discussões sobre IA generativa no ensino de programação estão se encaminhando para aspectos diferentes e mais amplos. Isso pode indicar uma lacuna na literatura atual e uma oportunidade para trabalhos futuros explorarem como as diferentes linguagens, apoiadas por uma ferramenta de IA generativa, influenciam no aprendizado dos estudantes.

## 5 Conclusão

O presente estudo apresentou um mapeamento sistemático, onde foram analisados 66 trabalhos nacionais e internacionais sobre o uso de inteligência artificial generativa no ensino de programação, com o objetivo de identificar quais ferramentas estão sendo utilizadas, os impactos positivos e negativos do uso delas no processo de aprendizagem e direcionar pesquisas futuras.

Entre os principais resultados, tem-se que a IA generativa possui um potencial significativo para tornar o processo de aprendizado de programação mais facilitado, eficaz e motivador. Os resultados mostram que essas ferramentas são eficazes em gerar código, explicar conceitos, fornecer *feedback* personalizado, resultando em melhoria do desempenho e da eficácia na aprendizagem, aumento de motivação, entre outros. O ChatGPT aparece como a ferramenta mais utilizada; o nível de ensino mais presente nos estudos é o ensino superior; e grande parte dos estudos não focam no aprendizado de uma linguagem de programação específica.

No entanto, persistem desafios importantes, especialmente relacionados à dependência excessiva dos estudantes em ferramentas de IA, a ocorrência de erros e alucinações nos resultados gerados e as limitações na produção de código. Tais fatores reforçam a necessidade de orientação pedagógica adequada, de modo a auxiliar os alunos a evitar usar cegamente essas ferramentas e a compreender quando sua aplicação é apropriada ou quando outras estratégias são mais efetivas.

Além disso, torna-se indispensável a realização de pesquisas contínuas para avaliar o impacto dos modelos mais recentes de IA generativa na educação, compreender seus efeitos a longo prazo e desenvolver melhores práticas de uso, evidenciando uma lacuna e preocupação relevante para investigações futuras.

## Referências

- Alvarez Ariza, J., Benitez Restrepo, M., and Hernández Hernández, C. (2025). Generative ai in engineering and computing education: A scoping review of empirical studies and educational practices. *IEEE Access*, 13:30789–30810. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3541424.
- Banerjee, P., Srivastava, A. K., Adjeroth, D. A., Reddy, R., and Karimian, N. (2025). Understanding chatgpt: Impact analysis and path forward for teaching computer science and engineering. *IEEE Access*, 13:11049–11069. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3524102.
- Bassner, P., Frankford, E., and Krusche, S. (2024). Iris: An ai-driven virtual tutor for computer science education. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1*, ITiCSE 2024, page 394–400, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653543.
- Budhiraja, R., Joshi, I., Challa, J. S., Akolekar, H. D., and Kumar, D. (2024). “it’s not like jarvis, but it’s pretty close!” - examining chatgpt’s usage among undergraduate students in computer science. In *Proceedings of the 26th Australasian Computing Education Conference, ACE ’24*, page 124–133, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3636243.3636257.

- Chang, C. I., Choi, W. C., and Choi, I. C. (2025). A systematic literature review of the opportunities and advantages for aigc (openai chatgpt, copilot, codex) in programming course. In *Proceedings of the 2024 7th International Conference on Big Data and Education, ICBDE '24*, page 29–35, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3704289.3704301.
- Chen, J., Lu, X., Du, Y., Rejtig, M., Bagley, R., Horn, M., and Wilensky, U. (2024). Learning agent-based modeling with llm companions: Experiences of novices and experts using chatgpt & netlogo chat. In *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '24*, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3613904.3642377.
- Choudhuri, R., Liu, D., Steinmacher, I., Gerosa, M., and Sarma, A. (2024). How far are we? the triumphs and trials of generative ai in learning software engineering. In *Proceedings of the IEEE/ACM 46th International Conference on Software Engineering, ICSE '24*, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3597503.3639201.
- Cotton, D. R. E., Cotton, P. A., and Shipway, J. R. (2024). Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of chatgpt. *Innovations in Education and Teaching International*, 61(2):228–239. DOI: 10.1080/14703297.2023.2190148.
- Cubillos, C., Mellado, R., Cabrera-Paniagua, D., and Urra, E. (2025). Generative artificial intelligence in computer programming: Does it enhance learning, motivation, and the learning environment? *IEEE Access*, 13:40438–40455. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3532883.
- Da Silva, T. L., Vidotto, K. N. S., Tarouco, L. M. R., and da Silva, P. F. (2024). Inteligência artificial generativa no ensino de programação: Um mapeamento sistemático da literatura. *Revista Novas Tecnologias na Educação*, 22(1).
- da Silva Junior, S. M., de Freitas, R. A. B., de Morais, M. A. C., and Costa, D. L. V. (2023). Chatgpt no auxílio da aprendizagem de programação: Um estudo de caso. In *Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, pages 1375–1384. Sociedade Brasileira de Computação. DOI: 10.5753/sbie.2023.234873.
- Dakshit, S. (2024). Faculty perspectives on the potential of rag in computer science higher education. In *Proceedings of the 25th Annual Conference on Information Technology Education, SIGITE '24*, page 19–24, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3686852.3686864.
- Denny, P., Smith, David H., I., Fowler, M., Prather, J., Becker, B. A., and Leinonen, J. (2024). Explaining code with a purpose: An integrated approach for developing code comprehension and prompting skills. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1, ITiCSE 2024*, page 283–289, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653587.
- Domingues, I. and Rasteiro, D. M. L. D. (2025). A paradigm shift in teaching machine learning to sustainable city management master students. In *Proceedings of the 2024 16th International Conference on Education Technology and Computers, ICETC '24*, page 413–417, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3702163.3702448.
- Fenu, G., Galici, R., Marras, M., and Reforgiato, D. (2024). Exploring student interactions with ai in programming training. In *Adjunct Proceedings of the 32nd ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, UMAP Adjunct '24*, page 555–560, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3631700.3665227.
- Fernandez, A. S. and Cornell, K. A. (2024). Cs1 with a side of ai: Teaching software verification for secure code in the era of generative ai. In *Proceedings of the 55th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V. 1, SIGCSE 2024*, page 345–351, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3626252.3630817.
- Frankford, E., Sauerwein, C., Bassner, P., Krusche, S., and Breu, R. (2024). Ai-tutoring in software engineering education: Experiences with large language models in programming assessments. In *2024 IEEE/ACM 46th International Conference on Software Engineering: Software Engineering Education and Training (ICSE-SEET)*, pages 309–319. DOI: 10.1145/3639474.3640061.
- Gardella, N., Pettit, R., and Riggs, S. L. (2024). Performance, workload, emotion, and self-efficacy of novice programmers using ai code generation. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1, ITiCSE 2024*, page 290–296, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653615.
- Groothuijzen, S., van den Beemt, A., Remmers, J. C., and van Meeuwen, L. W. (2024). Ai chatbots in programming education: Students' use in a scientific computing course and consequences for learning. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7:100290. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100290>.
- Haindl, P. and Weinberger, G. (2024a). Does chatgpt help novice programmers write better code? results from static code analysis. *IEEE Access*, 12:114146–114156. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3445432.
- Haindl, P. and Weinberger, G. (2024b). Students' experiences of using chatgpt in an undergraduate programming course. *IEEE Access*, 12:43519–43529. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3380909.
- Hellas, A., Leinonen, J., Sarsa, S., Koutchme, C., Kujanpää, L., and Sorva, J. (2023). Exploring the responses of large language models to beginner programmers' help requests. In *Proceedings of the 2023 ACM Conference on International Computing Education Research - Volume 1, ICER '23*, page 93–105, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3568813.3600139.
- Jin, H., Lee, S., Shin, H., and Kim, J. (2024). Teach ai how to code: Using large language models as teachable agents for programming education. In *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '24*, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3613904.3642349.
- Korpimies, K., Laaksonen, A., and Luukkainen, M. (2024). Unrestricted use of llms in a software project course: Stu-

- dent perceptions on learning and impact on course performance. In *Proceedings of the 24th Koli Calling International Conference on Computing Education Research*, Koli Calling '24, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3699538.3699541.
- Koutcheme, C., Dainese, N., Sarsa, S., Hellas, A., Leinonen, J., and Denny, P. (2024). Open source language models can provide feedback: Evaluating llms' ability to help students using gpt-4-as-a-judge. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1*, ITiCSE 2024, page 52–58, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653612.
- Lau, S. and Guo, P. (2023). From "ban it till we understand it" to "resistance is futile": How university programming instructors plan to adapt as more students use ai code generation and explanation tools such as chatgpt and github copilot. In *Proceedings of the 2023 ACM Conference on International Computing Education Research - Volume 1*, ICER '23, page 106–121, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3568813.3600138.
- Lee, D.-K. and Joe, I. (2025). A gpt-based code review system with accurate feedback for programming education. *IEEE Access*, 13:105724–105737. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3581139.
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., tau Yih, W., Rocktäschel, T., Riedel, S., and Kiela, D. (2021). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks.
- Liffiton, M., Sheese, B. E., Savelka, J., and Denny, P. (2024). Codehelp: Using large language models with guardrails for scalable support in programming classes. In *Proceedings of the 23rd Koli Calling International Conference on Computing Education Research*, Koli Calling '23, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3631802.3631830.
- Lindoo, E. and Lotfy, M. (2024). Generative ai and its impact on the cs classroom and programmers. *J. Comput. Sci. Coll.*, 40(2):35–50.
- Lira, W., Neto, P. S., and Osorio, L. (2024). Uma análise do uso de ferramentas de geração de código por alunos de computação. In *Anais do IV Simpósio Brasileiro de Educação em Computação*, pages 63–71, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC. DOI: 10.5753/educomp.2024.237427.
- Logacheva, E., Hellas, A., Prather, J., Sarsa, S., and Leinonen, J. (2024). Evaluating contextually personalized programming exercises created with generative ai. In *Proceedings of the 2024 ACM Conference on International Computing Education Research - Volume 1*, ICER '24, page 95–113, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3632620.3671103.
- Lyu, W., Wang, Y., Chung, T. R., Sun, Y., and Zhang, Y. (2024). Evaluating the effectiveness of llms in introductory computer science education: A semester-long field study. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning @ Scale*, L@S '24, page 63–74, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3657604.3662036.
- Ma, I., Krone-Martins, A., and Videira Lopes, C. (2024). Integrating ai tutors in a programming course. In *Proceedings of the 2024 on ACM Virtual Global Computing Education Conference V. 1*, SIGCSE Virtual 2024, page 130–136, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649165.3690094.
- Macneil, S., Denny, P., Tran, A., Leinonen, J., Bernstein, S., Hellas, A., Sarsa, S., and Kim, J. (2024). Decoding logic errors: A comparative study on bug detection by students and large language models. In *Proceedings of the 26th Australasian Computing Education Conference*, ACE '24, page 11–18, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3636243.3636245.
- Malinka, K., Peresíni, M., Firc, A., Hujnák, O., and Janus, F. (2023). On the educational impact of chatgpt: Is artificial intelligence ready to obtain a university degree? In *Proceedings of the 2023 Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1*, ITiCSE 2023, page 47–53, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3587102.3588827.
- Margulieux, L. E., Prather, J., Reeves, B. N., Becker, B. A., Cetin Uzun, G., Loksa, D., Leinonen, J., and Denny, P. (2024). Self-regulation, self-efficacy, and fear of failure interactions with how novices use llms to solve programming problems. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1*, ITiCSE 2024, page 276–282, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653621.
- Mezzaro, S., Gambi, A., and Fraser, G. (2024). An empirical study on how large language models impact software testing learning. In *Proceedings of the 28th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering*, EASE '24, page 555–564, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3661167.3661273.
- Nguyen, H. and Allan, V. (2024). Using gpt-4 to provide tiered, formative code feedback. In *Proceedings of the 55th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V. 1*, SIGCSE 2024, page 958–964, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3626252.3630960.
- Nguyen, H., Stott, N., and Allan, V. (2024). Comparing feedback from large language models and instructors: Teaching computer science at scale. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning @ Scale*, L@S '24, page 335–339, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3657604.3664660.
- Oliveira, B. d. S., Santos, L. M., Silva, S. M. P., and Costa, L. S. (2023). Ensino e aprendizagem de programação na educação 4.0: Um mapeamento sistemático da literatura. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 31(1):120–143. DOI: 10.5753/rbie.2023.3180.
- Ouh, E. L., Gan, B. K. S., Jin Shim, K., and Wlodkowski, S. (2023). Chatgpt, can you generate solutions for my coding exercises? an evaluation on its effectiveness in an undergraduate java programming course. In *Proceedings of the 2023 Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1*, ITiCSE 2023, page 54–60, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3587102.3588794.

- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., McGuinness, L. A., Stewart, L. A., Thomas, J., Tricco, A. C., Welch, V. A., Whiting, P., and Moher, D. (2021). The prisma 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, page n71. DOI: 10.1136/bmj.n71.
- Phung, T., Pădurean, V.-A., Singh, A., Brooks, C., Cambronero, J., Gulwani, S., Singla, A., and Soares, G. (2024). Automating human tutor-style programming feedback: Leveraging gpt-4 tutor model for hint generation and gpt-3.5 student model for hint validation. In *Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference, LAK '24*, page 12–23, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3636555.3636846.
- Popescu, D. M. and Joyner, D. A. (2024). Chatgpt's performance on problem sets in an at-scale introductory computer science course. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning @ Scale, L@S '24*, page 486–490, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3657604.3664701.
- Prasad, P. and Sane, A. (2024). A self-regulated learning framework using generative ai and its application in cs educational intervention design. In *Proceedings of the 55th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V. 1, SIGCSE 2024*, page 1070–1076, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3626252.3630828.
- Prasad, S., Greenman, B., Nelson, T., and Krishnamurthi, S. (2023). Generating programs trivially: Student use of large language models. In *Proceedings of the ACM Conference on Global Computing Education Vol 1, CompEd 2023*, page 126–132, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3576882.3617921.
- Prather, J., Denny, P., Leinonen, J., Becker, B. A., Albluwi, I., Craig, M., Keuning, H., Kiesler, N., Kohn, T., Luxton-Reilly, A., MacNeil, S., Petersen, A., Pettit, R., Reeves, B. N., and Savelka, J. (2023). The robots are here: Navigating the generative ai revolution in computing education. In *Proceedings of the 2023 Working Group Reports on Innovation and Technology in Computer Science Education, ITiCSE-WGR '23*, page 108–159, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3623762.3633499.
- Prather, J., Leinonen, J., Kiesler, N., Gorson Benario, J., Lau, S., MacNeil, S., Norouzi, N., Opel, S., Pettit, V., Porter, L., Reeves, B. N., Savelka, J., Smith, David H., I., Strickroth, S., and Zingaro, D. (2025). Beyond the hype: A comprehensive review of current trends in generative ai research, teaching practices, and tools. In *2024 Working Group Reports on Innovation and Technology in Computer Science Education, ITiCSE 2024*, page 300–338, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3689187.3709614.
- Prather, J., Reeves, B. N., Leinonen, J., MacNeil, S., Randrianasolo, A. S., Becker, B. A., Kimmel, B., Wright, J., and Briggs, B. (2024). The widening gap: The benefits and harms of generative ai for novice programmers. In *Proceedings of the 2024 ACM Conference on International Computing Education Research - Volume 1, ICER '24*, page 469–486, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3632620.3671116.
- Pwanedo Amos, J., Ahmed Amodu, O., Azlina Raja Mahmood, R., Bolakale Abdulqudus, A., Zakaria, A. F., Rhoda Iyanda, A., Ali Bukar, U., and Mohd Hanapi, Z. (2025). A bibliometric exposition and review on leveraging llms for programming education. *IEEE Access*, 13:58364–58393. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3554627.
- Rivera, E., Steinmaurer, A., Fisler, K., and Krishnamurthi, S. (2024). Iterative student program planning using transformer-driven feedback. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1, ITiCSE 2024*, page 45–51, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653607.
- Sakib, N., Anik, F. I., and Li, L. (2023). Chatgpt in it education ecosystem: Unraveling long-term impacts on job market, student learning, and ethical practices. In *Proceedings of the 24th Annual Conference on Information Technology Education, SIGITE '23*, page 73–78, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3585059.3611447.
- Sakzad, A., Paul, D., Sheard, J., Brankovic, L., Skerritt, M. P., Li, N., Minagar, S., Simon, and Billingsley, W. (2024). Diverging assessments: What, why, and experiences. In *Proceedings of the 55th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V. 1, SIGCSE 2024*, page 1161–1167, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3626252.3630832.
- Santos, E. A., Prasad, P., and Becker, B. A. (2023). Always provide context: The effects of code context on programming error message enhancement. In *Proceedings of the ACM Conference on Global Computing Education Vol 1, CompEd 2023*, page 147–153, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3576882.3617909.
- Santos, N. and Pereira, C. (2024). Impactos da ia generativa na inclusão de estudantes programadores cegos: Desafios e oportunidades no processo e avaliação da aprendizagem. In *Anais do I Workshop Uma Tarde na Urca: Encontro Filosófico sobre Informática na Educação*, pages 12–16, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC. DOI: 10.5753/urca.2024.245620.
- Sarsa, S., Denny, P., Hellas, A., and Leinonen, J. (2022). Automatic generation of programming exercises and code explanations using large language models. In *Proceedings of the 2022 ACM Conference on International Computing Education Research - Volume 1, ICER '22*, page 27–43, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3501385.3543957.
- Savelka, J., Agarwal, A., Bogart, C., Song, Y., and Sakr, M. (2023). Can generative pre-trained transformers (gpt) pass assessments in higher education programming courses? In *Proceedings of the 2023 Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1, ITiCSE 2023*, page 117–123, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3587102.3588792.

- Sheese, B., Liffiton, M., Savelka, J., and Denny, P. (2024). Patterns of student help-seeking when using a large language model-powered programming assistant. In *Proceedings of the 26th Australasian Computing Education Conference, ACE '24*, page 49–57, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3636243.3636249.
- Silva, T., Vidotto, K., Tarouco, L., and Silva, P. (2024). Potencialidades do uso de inteligência artificial generativa como apoio ao ensino de programação. In *Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, pages 1942–1956, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC. DOI: 10.5753/sbie.2024.242711.
- Smith, C. E., Shiekh, K., Cooreman, H., Rahman, S., Zhu, Y., Siam, M. K., Ivanitskiy, M., Ahmed, A. M., Hallinan, M., Grisak, A., and Fierro, G. (2024). Early adoption of generative artificial intelligence in computing education: Emergent student use cases and perspectives in 2023. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1, ITiCSE 2024*, page 3–9, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653575.
- Souza, D., Batista, M., and Barbosa, E. (2016). Problemas e dificuldades no ensino de programação: Um mapeamento sistemático. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 24:39. DOI: 10.5753/rbie.2016.24.1.39.
- Souza, M. E. F., de Sousa, R. R., and Gonçalves, S. M. N. (2025). A inteligência artificial no ensino superior na visão discente: Uma revisão sistemática da literatura. *RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar - ISSN 2675-6218*, 6(7):e676611. DOI: 10.47820/recima21.v6i7.6611.
- Stone, I. (2024). Exploring human-centered approaches in generative ai and introductory programming research: A scoping review. In *Proceedings of the 2024 Conference on United Kingdom & Ireland Computing Education Research, UKICER '24*, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3689535.3689553.
- Strik, B., Menolli, A., and Brancher, J. (2024). Gpt ai in computer science education: A systematic mapping study. In *Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, pages 1543–1559, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC. DOI: 10.5753/sbie.2024.242103.
- Vadaparty, A., Zingaro, D., Smith IV, D. H., Padala, M., Alvarado, C., Gorson Benario, J., and Porter, L. (2024). Cs1-llm: Integrating llms into cs1 instruction. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1, ITiCSE 2024*, page 297–303, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653584.
- Vieriu, A. M. and Petrea, G. (2025). The impact of artificial intelligence (ai) on students' academic development. *Education Sciences*, 15(3). DOI: 10.3390/educsci15030343.
- Villegas Molina, I., Montalvo, A., Zhong, S., Jordan, M., and Soosai Raj, A. G. (2024). Generation and evaluation of a culturally-relevant cs1 textbook for latines using large language models. In *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1, ITiCSE 2024*, page 325–331, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3649217.3653600.
- Wang, T., Ramanujan, R., Lu, Y., Mao, C., Chen, Y., and Brown, C. (2024). Devcoach: Supporting students in learning the software development life cycle at scale with generative agents. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning @ Scale, L@S '24*, page 351–355, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3657604.3664663.
- Wang, T., Wu, T., Liu, H., Brown, C., and Chen, Y. (2025). Generative co-learners: Enhancing cognitive and social presence of students in asynchronous learning with generative ai. *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.*, 9(1). DOI: 10.1145/3701198.
- Wu, H., Fa, D., Wu, X., Tan, W., Chang, X., Gao, Y., and Weng, J. (2024). Research on the construction of intelligent programming platform based on ai-generated content. In *Proceedings of the 15th International Conference on Education Technology and Computers, ICETC '23*, page 9–15, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3629296.3629298.
- Xue, Y., Chen, H., Bai, G. R., Tairas, R., and Huang, Y. (2024). Does chatgpt help with introductory programming? an experiment of students using chatgpt in cs1. In *Proceedings of the 46th International Conference on Software Engineering: Software Engineering Education and Training, ICSE-SEET '24*, page 331–341, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery. DOI: 10.1145/3639474.3640076.
- Yang, A. C., Lin, J.-Y., Lin, C.-Y., and Ogata, H. (2024). Enhancing python learning with pytutor: Efficacy of a chatgpt-based intelligent tutoring system in programming education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7:100309. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100309>.
- Yao, D. and Lin, J. (2025). Cognitive enhancement through competency-based programming education: a 12-year longitudinal study. *Education and Information Technologies*, 30:20347–20383. DOI: 10.1007/s10639-025-13582-w.
- Yilmaz, R. and Karaoglan Yilmaz, F. G. (2023a). Augmented intelligence in programming learning: Examining student views on the use of chatgpt for programming learning. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2):100005. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2023.100005>.
- Yilmaz, R. and Karaoglan Yilmaz, F. G. (2023b). The effect of generative artificial intelligence (ai)-based tool use on students' computational thinking skills, programming self-efficacy and motivation. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4:100147. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100147>.
- Zviel-Girshin, R. (2024). The good and bad of ai tools in novice programming education. *Education Sciences*, 14(10). DOI: 10.3390/educsci14101089.