

Um estudo exploratório sobre o uso de LLMs como recurso para o aprendizado de fundamentos de programação

Antonio Kaio E. Portela¹, Jeferson K. M. Vieira²

¹Universidade Federal do Ceará (UFC) - Campus Quixadá
Av. Jose de Freitas Queiroz, 5003 – Cedro, 63902-580 - Quixada-CE

{kaioportela@alu.ufc.br, jefersonkenedy@ufc.br}

Abstract. *The advancement of generative AI has impacted education, especially in programming instruction. However, there are still few studies on the impact of LLMs in this context. This study explores how these tools influence the learning of programming fundamentals among students at UFC – Campus Quixadá. To this end, academic success rates from 2015 to 2024 were analyzed, interviews with professors were conducted, and a survey with students was applied. The results indicate an increase in approval rates after the popularization of LLMs, as well as a widespread adoption of these tools by students.*

Resumo. *O avanço das IAs gerativas tem impactado a educação, especialmente no ensino de programação. No entanto, ainda há poucas investigações sobre o impacto dos LLMs nesse contexto. Este estudo explora como essas ferramentas influenciam o aprendizado de fundamentos de programação entre estudantes da UFC – Campus Quixadá. Para isso, foram analisadas taxas de sucesso acadêmico entre 2015 e 2024, realizadas entrevistas com professores e aplicado um survey com alunos. Os resultados indicam um aumento na taxa de aprovação após a popularização dos LLMs, além de uma ampla adoção dessas ferramentas pelos estudantes.*

1. Introdução

Nos últimos anos, o avanço das tecnologias de Inteligência Artificial (IA) tem impactado significativamente organizações, sociedades e indivíduos, tornando-se um campo de estudo cada vez mais relevante. Com o crescimento contínuo e a diversificação das aplicações de IA Generativa, o interesse por sua utilização em diversos setores da sociedade tem aumentado rapidamente [Teixeira 2019]. Uma das áreas de destaque para o uso dessas ferramentas é a educação, pois a IA oferece benefícios potenciais tanto para estudantes quanto para professores. No ensino de programação, as ferramentas de IA vêm facilitando o acesso ao conhecimento e promovendo um ambiente no qual programadores e sistemas inteligentes colaboram para aprimorar habilidades [Silva et al. 2024].

O aprendizado de programação apresenta desafios significativos, especialmente para iniciantes [Rodrigues and Rodrigues 2023], pois exige a compreensão de conceitos abstratos, lógica computacional e prática constante. Nesse contexto, os LLMs (*Large Language Models*) surgem como ferramentas potencialmente úteis, auxiliando na resolução de problemas, no esclarecimento de dúvidas e até mesmo na geração de código [Sarrion 2023].

Estudos recentes têm investigado o impacto dos LLMs no aprendizado de programação, destacando tanto seus benefícios quanto seus desafios [da Silva et al. 2023]. Pesquisas apontam que essas ferramentas podem auxiliar na compreensão de conceitos complexos, aumentar o engajamento dos alunos, fornecer *feedbacks* e suporte para atividades colaborativas [Deriba et al. 2024, Phung et al. 2023]. No entanto, há preocupações quanto à confiabilidade das respostas geradas, à superficialidade do aprendizado e ao risco de dependência excessiva dessas tecnologias [Deriba et al. 2024, Yao et al. 2024]. Embora esses estudos tragam contribuições relevantes, ainda há poucas investigações que analisam o impacto do uso dos LLMs em um contexto educacional específico [Silva et al. 2024]. Assim, torna-se necessário aprofundar a compreensão sobre como essas ferramentas estão influenciando o aprendizado da programação em diferentes cursos e instituições, contribuindo para um debate mais fundamentado sobre seu papel na educação.

Diante disso, este estudo tem o objetivo de investigar o impacto do uso dos LLMs como recurso de aprendizagem em disciplinas introdutórias de programação em seis cursos de graduação do Campus Quixadá da Universidade Federal do Ceará, quais sejam: Engenharia de Software, Engenharia da Computação, Sistemas de Informação, Ciência da Computação, Redes de Computadores e Design Digital. Para alcançar esse objetivo, foi realizada uma análise do desempenho acadêmico dos alunos entre os anos de 2015 a 2024, bem como aplicado um survey com discentes e conduzidas entrevistas com docentes que atuaram nas disciplinas de Fundamentos de Programação no semestre 2024.1. A pesquisa buscou compreender a frequência, os contextos e as motivações associadas ao uso dessas ferramentas, além de identificar percepções quanto à sua efetividade e às políticas adotadas em sala de aula.

2. Fundamentação Teórica

IA Generativa é um ramo da inteligência artificial que se concentra na criação de novos conteúdos ou informações. Envolve treinar modelos do tipo LLMs para gerar resultados originais e realistas, como imagens, música, texto ou vídeos. Os LLMs usam algoritmos complexos e grandes conjuntos de dados para aprender padrões e gerar conteúdo que se assemelha a criações humanas [Dwivedi et al. 2023]. Exemplos de LLMs incluem o GitHub Copilot e o ChatGPT, que demonstram como essas tecnologias podem auxiliar no desenvolvimento de software e no aprendizado de programação. O ChatGPT foi treinado em grandes volumes de dados textuais e utiliza mecanismos de atenção para capturar relações contextuais e gerar respostas coerentes [Paredes et al. 2023]. Por sua vez, o GitHub Copilot é uma ferramenta desenvolvida para auxiliar programadores na escrita de código, oferecendo sugestões de trechos ou funções completas conforme o código é digitado [Sharma et al. 2024].

No contexto da educação, os LLMs têm sido explorados como ferramentas para facilitar o ensino de programação, auxiliando estudantes na compreensão de conceitos e na resolução de problemas [Deriba et al. 2024, Phung et al. 2023]. A aprendizagem de programação envolve a escrita de código para resolver problemas reais, sendo essencial para o desenvolvimento das habilidades técnicas necessárias no campo do desenvolvimento de software [Medeiros et al. 2018]. Além disso, a aprendizagem de programação contribui para o desenvolvimento do pensamento computacional, que é a habilidade de resolver problemas de forma lógica e sistemática. A programação também é vista como

uma forma de expressão criativa, permitindo a criação de software, aplicativos e jogos. Ao aprender programação, os alunos desenvolvem a capacidade de identificar desafios, planejar soluções e implementá-las de maneira eficiente, o que é um ponto-chave para o sucesso nesse campo [Menon et al. 2013].

Com a introdução de LLMs no processo de aprendizagem, os estudantes passaram a ter acesso a um suporte constante, personalizado e em tempo real, capaz de responder dúvidas, sugerir abordagens alternativas e até revisar trechos de código com base no contexto fornecido [Rosa et al. 2025]. Essa disponibilidade contínua pode promover maior autonomia dos alunos, permitindo que avancem em seu próprio ritmo e reforcem conteúdos com maior dificuldade. Além disso, o uso dessas ferramentas pode potencializar metodologias ativas de ensino, como a aprendizagem baseada em projetos ou em problemas, nas quais os estudantes assumem papel central e contam com o suporte das IAs como mentores digitais [Ribeiro 2023].

3. Trabalhos Relacionados

Estudos recentes vêm analisando o impacto dos LLMs, como o ChatGPT, no ensino de programação, cada um com enfoques distintos. O estudo de [Deriba et al. 2024] consiste em uma revisão sistemática de 13 artigos, destacando os principais benefícios atribuídos ao uso do ChatGPT no contexto educacional, como a simplificação de trechos complexos de código, o apoio a estudantes iniciantes e o aumento do engajamento. Apesar de compartilhar o mesmo foco temático deste estudo, a abordagem de [Deriba et al. 2024] é limitada à uma revisão bibliográfica, enquanto a presente investigação combina análise de desempenho acadêmico de turmas da UFC – Quixadá com dados empíricos obtidos por meio de um survey aplicados a estudantes e entrevistas aplicadas a professores oferecendo uma perspectiva mais prática e contextualizada.

Já o estudo de [Phung et al. 2023] tem como objetivo comparar a precisão do ChatGPT e do GPT-4 com a de tutores humanos em tarefas de programação. Os resultados indicam que o GPT-4 superou o ChatGPT em desempenho. Este trabalho tem foco na visão técnica das respostas, utilizando testes objetivos como métrica principal, enquanto o presente estudo investiga como essas ferramentas são percebidas por alunos e professores no contexto do ensino, analisando seu papel no apoio ao processo de aprendizagem e sua influência no desempenho.

O artigo de [Yilmaz and Yilmaz 2023] analisa a experiência de 41 estudantes em uma disciplina de programação utilizando o ChatGPT como ferramenta de apoio. Foram identificados benefícios como respostas rápidas, auxílio à depuração de código e reforço à compreensão de conceitos, mas também surgiram preocupações, como dependência da ferramenta e sentimentos de ansiedade gerados por sua utilização. Embora haja similaridades na investigação da experiência discente, o presente estudo amplia o escopo ao incluir um número maior de participantes de estudantes da UFC – Quixadá, além de contemplar também a visão dos docentes, o que permite uma análise mais ampla e multifacetada da presença dos LLMs no contexto educacional.

Por fim, o trabalho de [Filho et al. 2023] avaliou a qualidade das respostas do ChatGPT em tópicos básicos de programação, como variáveis, estruturas condicionais e laços de repetição. O estudo concluiu que a ferramenta é útil em conteúdos introdutórios, mas apresenta limitações quando confrontada com temas mais avançados. Diferente de

[Filho et al. 2023], que se concentra na adequação técnica das respostas, o presente estudo procura entender como essas limitações impactam a vivência de alunos e professores, especialmente na superação de dificuldades de aprendizagem e no desempenho acadêmico.

4. Metodologia

Este estudo foi conduzido em três etapas: (1) análise dos dados históricos da taxa de sucesso das disciplinas; (2) entrevistas com professores das disciplinas; e (3) aplicação de um *survey* com alunos das disciplinas.

Na etapa 1, foram analisados dados sobre aprovações e reprovações nas turmas da disciplina Fundamentos de Programação (FUP) dos cursos de Engenharia de Software, Engenharia de Computação, Ciência da Computação, Sistemas de Informação e Redes de Computadores, além da disciplina Introdução à Programação para Design (IPD), ofertada ao curso de Design Digital. Ambas as disciplinas são ministradas no campus da UFC em Quixadá. Embora a IPD possua uma carga horária reduzida (64h) em relação à FUP (96h), seus princípios fundamentais são equivalentes aos de FUP.

Os dados foram coletados de forma anonimizada a partir do sistema de gestão acadêmica da instituição, abrangendo o período de 2015 a 2024.1. A taxa de sucesso foi definida como a razão entre o número de estudantes aprovados e o total de matriculados em cada turma. Essa métrica permitiu uma análise quantitativa do desempenho acadêmico ao longo dos anos, servindo como base para avaliar potenciais impactos da introdução de tecnologias como os LLMs no processo de ensino e aprendizagem.

Na etapa 2, foram realizadas entrevistas semiestruturadas com docentes das disciplinas. O planejamento seguiu as diretrizes de [Yin 2017]. Inicialmente, elaborou-se um roteiro de entrevistas (disponível no Apêndice A), estabelecendo os objetivos e diretrizes para a coleta de dados. Esse roteiro estruturou as etapas da pesquisa e orientou a construção do questionário utilizado durante as entrevistas.

As entrevistas foram conduzidas com professores que ministraram as disciplinas de FUP e IPD no semestre 2024.1, permitindo uma análise aprofundada de suas percepções e experiências sobre o impacto dos LLMs na aprendizagem dos estudantes. Os dados coletados foram organizados e submetidos a uma análise comparativa, visando identificar padrões e tendências. O objetivo dessa etapa foi compreender de que forma os LLMs estão influenciando o ensino de programação e quais mudanças podem ser observadas no desempenho acadêmico dos alunos.

Na etapa 3, foi aplicado um *survey* com alunos que cursaram as disciplinas no semestre 2024.1. O objetivo foi identificar se os estudantes utilizaram LLMs em suas atividades acadêmicas e, em caso afirmativo, quais ferramentas foram empregadas. A pesquisa também buscou mapear o uso dessas tecnologias, identificar as mais populares e acessíveis no contexto educacional e compreender os cenários nos quais elas foram aplicadas. Além disso, foram investigadas as percepções dos alunos sobre o impacto dessas ferramentas em seu desempenho acadêmico, considerando tanto os benefícios quanto as possíveis limitações.

Nesta etapa, foram seguidas as recomendações de [Kitchenham and Pfleeger 2008]. O *survey* adotou um design transversal, no qual os participantes responderam a questões sobre o uso de LLMs em um momento es-

pecífico. O questionário foi administrado via Google Forms, garantindo fácil acesso e permitindo que os alunos respondessem de maneira autônoma. O questionário utilizado nesta etapa está disponível no Apêndice B.

5. Resultados

5.1. Análise dos dados históricos da taxa de sucesso das disciplinas

Para facilitar a interpretação dos resultados, os dados foram segmentados em três períodos distintos:

- Período 1 - Pré-LLMs: linha de base, sem influência significativa de LLMs. Inclui dois intervalos: (1) os semestres letivos de 2015.1 à 2019.2; (2) e os semestres letivos de 2022.1 e 2022.2.
- Período 2 - Pandemia: período de pandemia de COVID-19 e ensino remoto, marcado por desafios excepcionais, o que dificulta sua análise devido a complexidade dos eventos e às condições atípicas enfrentadas pelos estudantes. Inclui o período entre os semestres letivos 2020.1 e 2021.2.
- Período 3 - Pós-LLMs: fase de popularização dos LLMs [Yao et al. 2024], com potencial impacto no ensino de programação. Inclui o período entre os semestres letivos 2023.1 e 2024.1. O semestre letivo 2024.2 foi finalizado no início de 2025, por isso não foram considerados nesta análise.

Ao longo de todos esses períodos, as disciplinas de FUP e IPD foram ofertadas 19 vezes e registraram um total de 3.857 matrículas. A Tabela 1 apresenta a média da taxa de sucesso por curso, considerando o período pré-LLMs e o período pós-LLMs. Como é possível perceber, a taxa de sucesso aumentou em todos os cursos. A média geral aumento 0,30 entre os dois períodos analisados.

Tabela 1. Média da taxa de sucesso por curso

Curso	Taxa de Sucesso	
	Pré-LLMs	Pós-LLMs
Ciência da Computação	0,60	0,87
Sistemas de Informação	0,45	0,73
Engenharia da Computação	0,55	0,84
Engenharia de Software	0,45	0,89
Redes de Computadores	0,28	0,63
Design Digital	0,48	0,64
MÉDIA GERAL	0,47	0,77

A Figura 1 detalha a evolução da média da taxa de sucesso de todos os cursos ao longo dos semestres. Nota-se uma variação entre semestres ímpares e pares, explicada pelo ingresso anual de novos alunos. Nos semestres ímpares, predominam estudantes cursando a disciplina pela primeira vez, enquanto nos pares, a maioria são alunos refazendo a disciplina. A análise revelou oscilações na taxa de sucesso das disciplinas ao longo dos anos. O impacto da pandemia foi evidente entre 2020.1 e 2021.2, período em que houve uma queda nos índices de sucesso. Um comportamento semelhante foi observado nos semestres 2022.1 e 2022.2, possivelmente devido ao processo de adaptação dos alunos ao retorno das aulas presenciais.

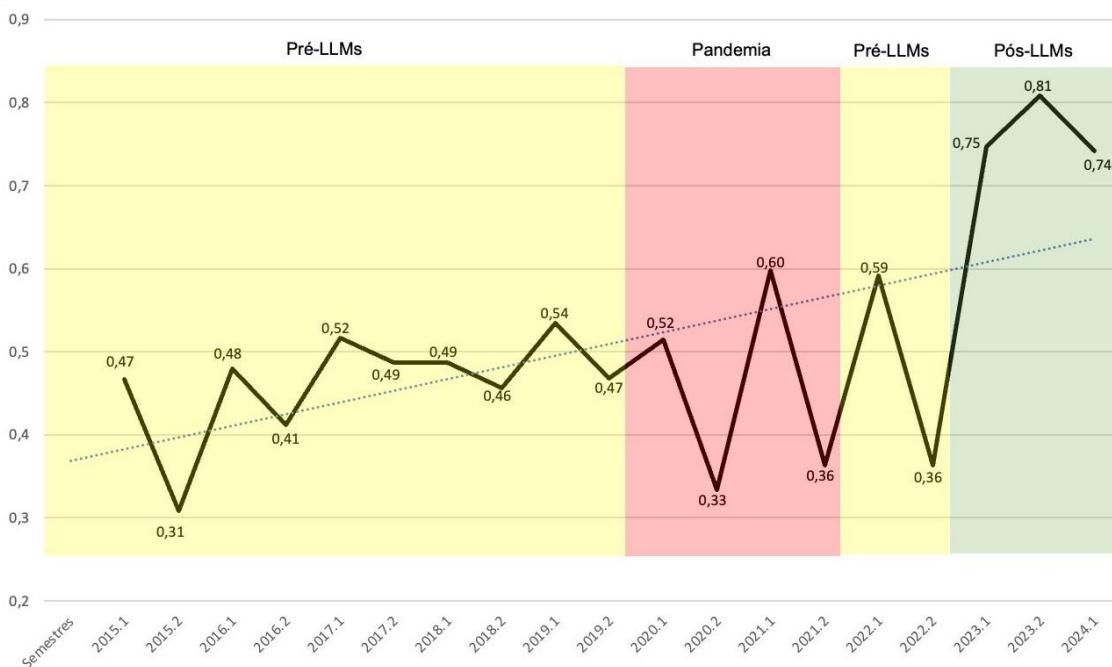


Figura 1. Média Geral da taxa de sucesso das disciplinas FUP e IPD de todos os cursos

No período Pós-LLMs, destacado no gráfico, observa-se uma recuperação consistente, com crescimento contínuo. Esses resultados sugerem uma estabilização no processo de aprendizagem e um possível impacto do uso de LLMs no ensino de programação, considerando a popularização dessas ferramentas após o lançamento do ChatGPT em novembro de 2022.

5.2. Resultado das entrevistas feita com os professores que ministraram FUP/IPD em 2024.1

As entrevistas foram realizadas com quatro dos seis professores de FUP e IPD no semestre 2024.1 e abordaram o uso de LLMs no ensino de programação. A Tabela 2 apresenta algumas informações sobre os professores entrevistados. Os dados coletados foram organizados nas seguintes categorias: políticas de uso dos LLMs, impacto no aprendizado, dificuldades mais frequentes, metodologias de avaliação e perspectivas futuras.

Os professores adotaram diferentes abordagens em relação ao uso de LLMs em sala de aula. O Professor 3 permitiu o uso dessas ferramentas tanto em sala quanto em atividades, desde que os alunos documentassem seu uso. Segundo ele, os estudantes poderiam utilizá-las, mas precisavam registrar como foram empregadas e, posteriormente, refazer as atividades sem o suporte para consolidar o aprendizado. Essa abordagem buscava incentivar a autonomia dos alunos, permitindo que os LLMs atuassem como recursos adicionais, e não como substitutos da prática ativa de programação.

Durante as avaliações, no entanto, as restrições eram mais rígidas. Os Professores 1 e 4 aplicaram provas em papel e monitoraram os alunos de perto para evitar o uso inadequado das ferramentas. Além disso, incluíram questões mais desafiadoras e baseadas em raciocínio lógico para avaliar a real compreensão dos conceitos. Essas restrições foram acompanhadas de orientações sobre ética e plágio, reforçando que o principal objetivo

Tabela 2. Perfil dos Participantes

Professor	Perfil
Professor 1	Ministrou as disciplinas 13 vezes. Conhecimento geral sobre LLMs, reconhecendo benefícios e limitações. Não utiliza diretamente em aula, mas orienta os alunos sobre o uso consciente.
Professor 2	Ministrou a disciplina 10 vezes. Familiarizado com LLMs e envolvido em pesquisas na área. Usa em aulas avançadas para discutir boas práticas e incentivar o uso crítico.
Professor 3	Ministrou a disciplina 20 vezes. Experiente no uso de LLMs e incentivador do seu uso acadêmico. Utiliza ativamente em sala de aula, combinando IA e aprendizado tradicional.
Professor 4	Ministrou a disciplina 7 vezes. Boa experiência com LLMs no ensino. Recomenda e orienta sobre o uso adequado, focando na formulação de perguntas e validação das respostas.

das avaliações era refletir o aprendizado real dos alunos, e não apenas sua capacidade de utilizar ferramentas externas.

O impacto dos LLMs no aprendizado foi percebido de diferentes formas pelos professores. O Professor 2 destacou seu papel como facilitador do aprendizado autônomo, oferecendo suporte quando os alunos estudam sozinhos. O Professor 3 relatou que, ao utilizá-los para esclarecer dúvidas ou corrigir erros, os alunos conseguiam avançar em atividades que antes pareciam difíceis. No entanto, todos os professores alertaram para o risco de dependência excessiva, já que muitos alunos recorrem às ferramentas para resolver problemas sem tentar compreender os conceitos envolvidos. O Professor 3 ressaltou que muitos estudantes ainda não possuem a habilidade de avaliar se as respostas fornecidas são corretas, o que pode levar à adoção de soluções erradas e prejudicar o aprendizado, especialmente em disciplinas que exigem raciocínio lógico e autonomia.

Sobre o impacto nas taxas de aprovação e reprovação, o Professor 3 afirmou que os LLMs não desestabilizaram a estrutura da disciplina, pois são tratados como ferramentas de apoio dentro do processo de ensino. Ele enfatizou que os alunos devem declarar seu uso e que a metodologia da disciplina já prevê formas de avaliar a compreensão real dos conteúdos. O Professor 1, por outro lado, acredita que houve um aumento na taxa de aprovação e atribui parte desse efeito ao uso dos LLMs, que oferecem suporte adicional, especialmente para alunos que estudam sozinhos. No entanto, ele não quantifica esse impacto e reconhece que outros fatores podem estar envolvidos. Já os Professores 2 e 4 adotaram uma postura mais cautelosa, afirmando que podem ter ocorrido alterações nas taxas, mas que, para avaliar o impacto real, seria necessário comparar períodos antes e depois da popularização dos LLMs. Em geral, os professores reconhecem que essas ferramentas influenciam a forma como os alunos estudam e resolvem exercícios, mas não há consenso sobre o impacto real nas taxas de aprovação e reprovação.

Os tópicos mais desafiadores para os alunos foram identificados pelo Professor 1 como laços de repetição, vetores, matrizes e interpretação de enunciados. Ele observou que é comum os alunos recorrerem aos LLMs para identificar erros em loops ou entender a manipulação de matrizes, que são temas complexos para iniciantes. Além disso, as ferra-

mentas são frequentemente utilizadas para reformular enunciados ou fornecer explicações mais detalhadas sobre problemas difíceis. No entanto, o Professor 3 destacou que muitos estudantes ignoram etapas essenciais do processo de resolução, como planejar a solução antes de codificar, o que pode comprometer o aprendizado e reforçar a dependência das ferramentas.

Para monitorar o uso dos LLMs e avaliar o aprendizado dos alunos de maneira justa, os Professores 3 e 4 implementaram diferentes estratégias. Uma delas foi o uso de plataformas como GitHub para acompanhar o progresso individual dos estudantes e identificar padrões de uso inadequado. O Professor 4 explicou que o histórico de interações dos alunos com as atividades fornecia pistas sobre como eles chegaram às soluções e se recorreram a ferramentas externas. Outra estratégia foi solicitar que os alunos refizessem atividades previamente realizadas com LLMs, incentivando a internalização dos conceitos. Durante avaliações formais, as restrições foram mais rigorosas, com a aplicação de provas impressas e o monitoramento em sala de aula para evitar o uso das ferramentas. Essas medidas não apenas reduzem o plágio, mas também garantem que os resultados reflitam o aprendizado real dos alunos, sem a influência direta dos LLMs.

Quanto ao futuro dessas tecnologias no ensino de programação, os professores destacaram seu grande potencial, desde que sejam integradas de maneira consciente ao processo de aprendizagem. O Professor 1 ressaltou a importância de ensinar os alunos a utilizar os LLMs para fortalecer o pensamento computacional, orientando-os a formular perguntas de forma eficaz, avaliar criticamente as respostas e integrar os resultados ao processo de aprendizado. Os Professores 3 e 4 enfatizaram que o uso dessas ferramentas deve ser acompanhado de maturidade e senso crítico, para que complementem o ensino em vez de substituir o esforço individual. O sucesso dessa abordagem depende tanto da orientação dos professores quanto da conscientização dos alunos, promovendo um ambiente onde as ferramentas tecnológicas sejam utilizadas de forma responsável e produtiva para aprimorar o aprendizado.

5.3. Resultados do survey com os alunos que ingressaram no campus da UFC Quixadá em 2024.1

Este estudo foi realizado com alunos que cursaram as disciplinas de FUP e IPD no período de 2024.1. A escolha desse período facilitou a identificação das turmas e contribuiu para a qualidade das respostas, uma vez que os alunos, por terem cursado as disciplinas recentemente, puderam fornecer relatos mais detalhados e precisos. A pesquisa contou com 68 participantes, representando aproximadamente 22,6% de um total de 334 alunos matriculados nas disciplinas de FUP e IPD nos seis cursos de graduação do campus da UFC Quixadá em 2024.1. A distribuição das respostas por curso foi a seguinte: Ciência da Computação (43,9%), Engenharia de Software (19,7%), Redes de Computadores (16,7%), Engenharia da Computação (9,1%), Sistemas de Informação (6,1%) e Design Digital (4,5%). Os alunos também foram questionados sobre seu nível de experiência com programação antes de cursarem FUP ou IPD. Apenas 3% consideravam seu nível avançado, enquanto 33% se classificaram como intermediários, 33% como iniciantes e 31% não tinham nenhuma experiência prévia com programação.

Do total de respondentes, a grande maioria (82%) afirmou ter utilizado alguma ferramenta de LLM como apoio nas atividades das disciplinas. Para aqueles que responderam positivamente, foi questionado quais LLMs foram utilizadas, e os seguintes

foram mencionados: ChatGPT (76%), Copilot (14%), Gemini (9%) e Codeium (1%). Os mesmos alunos também indicaram as tarefas para as quais utilizaram essas ferramentas, com as seguintes respostas: aprendizado de conceitos de programação (36%), obtenção de exemplos ou snippets de código (23%), resolução de problemas de codificação (20%), depuração de código (15%), desenvolvimento de projetos ou sistemas completos (5%) e otimização de código (1%). Os alunos que utilizaram as ferramentas de LLM também foram questionados sobre a qualidade das soluções fornecidas durante seu uso nas atividades das disciplinas. Apenas 9% afirmou que as soluções são muito úteis e precisas, 70% afirmou que são úteis, mas com necessidade de ajustes, e 21% afirmou que, às vezes, são úteis, mas frequentemente imprecisas. Os alunos também foram questionados se o uso das LLMs ajudou a superar os desafios de aprendizagem encontrados nas disciplinas. A maior parte dos alunos (84%) respondeu que o impacto foi muito positivo, 11% afirmou ter percebido um impacto positivo e 5% não percebeu diferença no desempenho na disciplina com o uso das ferramentas.

Além dos dados apresentados, foi realizada uma comparação entre os alunos com experiência prévia e os sem experiência prévia em programação. O objetivo foi analisar como cada grupo percebeu o apoio das LLMs na superação dos desafios e a qualidade das soluções fornecidas. A comparação entre os dois grupos de alunos revelou algumas diferenças em como as LLMs ajudaram na superação dos desafios durante as disciplinas. Alunos sem experiência prévia relataram um apoio mais expressivo, com 63% afirmando que as LLMs ajudaram significativamente a superar os desafios encontrados nas disciplinas. Em contraste, apenas 36% dos alunos com experiência prévia indicaram que as ferramentas tiveram o mesmo impacto, sugerindo que, para os alunos sem experiência prévia, as LLMs desempenharam um papel mais relevante na superação de dificuldades no aprendizado de programação. Em relação à qualidade das soluções fornecidas pelas LLMs, os resultados mostram que, para ambos os grupos, as soluções foram vistas como úteis, mas necessitando ajustes. 72% dos alunos com experiência prévia e 68% dos alunos sem experiência prévia relataram essa percepção, indicando que as ferramentas, embora úteis, não forneceram soluções completamente precisas e exigiram uma adaptação por parte dos alunos.

5.4. Análise dos resultados

Nesta seção, são analisados os achados da pesquisa a partir das três fontes de dados: a taxa de sucesso dos alunos ao longo dos semestres, as percepções dos professores sobre o uso de LLMs no ensino de programação e os relatos dos alunos sobre suas experiências com essas ferramentas. Os dados quantitativos indicam um aumento na taxa de sucesso das disciplinas de FUP e IPD após a popularização dos LLMs. A média geral da taxa de aprovação subiu de 0,47 no período pré-LLMs para 0,77 no período pós-LLMs, com ganhos significativos em todos os cursos analisados. Embora outros fatores possam ter influenciado essa melhora, os relatos dos professores e alunos sugerem que o suporte fornecido por ferramentas como ChatGPT e GitHub Copilot desempenhou um papel relevante.

As entrevistas com os docentes revelaram uma visão equilibrada sobre o impacto dos LLMs no ensino. Enquanto alguns professores adotaram uma abordagem mais aberta ao uso dessas ferramentas, outros mantiveram restrições rigorosas durante as avaliações para garantir que os alunos desenvolvessem habilidades fundamentais sem dependência

excessiva das IAs. Além disso, um ponto de consenso foi a necessidade de orientação adequada para que os alunos utilizem os LLMs de forma crítica, evitando a aceitação passiva das respostas geradas. Os resultados do survey com os alunos reforçam esses achados. A maioria dos estudantes (82%) afirmou ter utilizado LLMs em atividades acadêmicas, com destaque para aprendizado de conceitos de programação (36%), obtenção de exemplos de código (23%) e resolução de problemas (20%). Além disso, 89% relataram que o impacto no aprendizado foi positivo ou muito positivo. No entanto, a necessidade de ajustes nas respostas fornecidas pelas IAs foi um ponto de atenção, evidenciado pelo fato de que 70% dos alunos apontaram que as soluções eram úteis, mas exigiam correções.

Outro achado relevante é a diferença na percepção do impacto das LLMs entre alunos com e sem experiência prévia em programação. Estudantes sem experiência relataram um apoio mais significativo dessas ferramentas, sugerindo que os LLMs podem atuar como facilitadores da aprendizagem inicial. No entanto, tanto alunos iniciantes quanto experientes reconheceram que as respostas das IAs nem sempre são precisas, o que reforça a importância de uma abordagem crítica no uso dessas tecnologias.

6. Considerações Finais

Este estudo explorou o impacto do uso de LLMs no aprendizado de fundamentos de programação entre estudantes da UFC - Campus Quixadá. Os resultados indicam que o uso dessas ferramentas tem sido amplamente adotado pelos alunos e pode estar correlacionado a um aumento nas taxas de sucesso das disciplinas analisadas. No entanto, os achados qualitativos sugerem que o impacto dos LLMs não é uniformemente positivo, pois seu uso inadequado pode levar à dependência excessiva. As percepções dos professores demonstram que, embora os LLMs possam auxiliar na aprendizagem, sua adoção exige estratégias pedagógicas bem estruturadas para garantir que os alunos desenvolvam um entendimento sólido dos conceitos de programação. Já os resultados do survey mostram que o impacto dos LLMs podem variar conforme o nível de experiência dos alunos.

Futuras pesquisas devem explorar metodologias que promovam um equilíbrio entre o uso dos LLMs e o desenvolvimento das competências essenciais em programação. Estudos mais aprofundados sobre a relação entre essas ferramentas e o desempenho acadêmico podem fornecer diretrizes educacionais para maximizar os benefícios dos LLMs, minimizando os riscos associados ao uso excessivo. Além disso, seria interessante investigar estratégias pedagógicas que incentivem a autonomia dos alunos na verificação das respostas geradas, promovendo um aprendizado mais crítico. É importante também realizar experimentos para confirmar as hipóteses levantadas neste estudo, com a replicação em outras universidades, o que ampliaria a base de dados e proporcionaria uma análise mais robusta.

Este estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas na interpretação dos resultados. Primeiramente, a análise não permite estabelecer uma relação causal direta entre o uso de LLMs e o aumento na taxa de sucesso dos alunos, uma vez que outros fatores, como mudanças pedagógicas e adaptações curriculares, podem ter influenciado os resultados. Além disso, a amostra do survey, composta por 68 estudantes, representa apenas uma parcela dos alunos matriculados, o que pode limitar a generalização dos achados. Esses aspectos sugerem a necessidade de estudos futuros mais amplos e controlados para melhor compreender a influência dos LLMs.

Referências

- da Silva, K. R., de Oliveira Barbosa, L. S., Botelho, W. L., Pinheiro, J. M. B., dos Santos Peixoto, I., and de Menezes, I. V. C. B. (2023). Inteligência artificial e seus impactos na educação: uma revisão sistemática. *RECIMA21-Revista Científica Multidisciplinar-ISSN 2675-6218*, 4(11):e4114353–e4114353.
- Deriba, F. G., Sanusi, I. T., and Sunday, A. O. (2024). Enhancing computer programming education using chatgpt- a mini review. In *Proceedings of the 23rd koli calling international conference on computing education research*, Koli Calling '23, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Dwivedi, Y. K., Sharma, A., Rana, N. P., Giannakis, M., Goel, P., and Dutot, V. (2023). Evolution of artificial intelligence research in technological forecasting and social change: Research topics, trends, and future directions. *Technological Forecasting and Social Change*, 192:122579.
- Filho, L. C. P., de Souza, T. P. C., and de Paula, L. B. (2023). Análise das respostas do chatgpt em relação ao conteúdo de programação para iniciantes. In *Anais [...]*, pages 1738–1748, Porto Alegre. Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, SBC.
- Kitchenham, B. A. and Pfleeger, S. L. (2008). Personal opinion surveys. In *Guide to advanced empirical software engineering*, pages 63–92. Springer.
- Medeiros, R. P., Ramalho, G. L., and Falcão, T. P. (2018). A systematic literature review on teaching and learning introductory programming in higher education. *IEEE transactions on education*, 62(2):77–90.
- Menon, A., Tamuz, O., Gulwani, S., Lampson, B., and Kalai, A. (2013). A machine learning framework for programming by example. In *International conference on machine learning*, pages 187–195. PMLR.
- Paredes, C. M. G., Machuca, C., and Claudio, Y. M. S. (2023). Chatgpt api: Brief overview and integration in software development. *International journal of engineering insights*, 1(1):25–29.
- Phung, T., Pădurean, V.-A., Cambronero, J., Gulwani, S., Kohn, T., Majumdar, R., Singla, A., and Soares, G. (2023). Generative ai for programming education: Benchmarking chatgpt, gpt-4, and human tutors. In *Proceedings of the 2023 ACM conference on international computing education research - volume 2*, ICER '23, page 41–42, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Ribeiro, T. d. A. (2023). Transformando o aprendizado na era da ia: integração de um llm no ensino fundamental. B.S. thesis, Universidade Tecnológica Federal do Paraná.
- Rodrigues, O. S. and Rodrigues, K. S. (2023). A inteligência artificial na educação: os desafios do chatgpt. *Texto Livre*, 16:e45997.
- Rosa, Y. S., Garcia, P., Constantino, K., and Figueiredo, E. (2025). Reflexões sobre o uso de llms no ensino de programação. In *Simpósio Brasileiro de Educação em Computação (EDUCOMP)*, pages 741–749. SBC.
- Sarrion, E. (2023). What is chatgpt? In *Exploring the power of ChatGPT, applications, techniques, and implications*, pages 3–8. Springer.

- Sharma, D., Vidhate, D. A., Osei-Asiamah, J., Meena Kumari, R., Mahajan, V., and Rajagopal, K. (2024). Exploring the evolution of chatgpt: From origin to revolutionary influence. *Educational administration*, 30(5).
- 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):262–272.
- Teixeira, J. (2019). *O que é inteligência artificial*. E-galáxia.
- Yao, Y., Duan, J., Xu, K., Cai, Y., Sun, Z., and Zhang, Y. (2024). A survey on large language model (llm) security and privacy: The good, the bad, and the ugly. *High confidence computing*, page 100211.
- Yilmaz, R. and Yilmaz, F. G. K. (2023). Augmented intelligence in programming learning: Examining student views on the use of chatgpt for programming learning. *Computers in human behavior*, 1(2):100005.
- Yin, R. (2017). *Case Study Research and Applications: Design and Methods*. Supplementary textbook. SAGE Publications.

A. Roteiro das entrevistas

O conteúdo desse apêndice pode ser acessado através do seguinte link: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15057357>

B. Questionário utilizado no survey

O conteúdo desse apêndice pode ser acessado através do seguinte link: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15057269>