IA GENERATIVA COMO APOIO À APRENDIZAGEM BASEADA EM PROJETOS NO ENSINO DE DESENVOLVIMENTO MÓVEL: RELATO TÉCNICO DE UMA TURMA DE ENGENHARIA

GENERATIVE AI AS SUPPORT FOR PROJECT-BASED LEARNING IN MOBILE DEVELOPMENT EDUCATION: A TECHNICAL REPORT FROM AN ENGINEERING CLASS

MURILO ZANINI DE CARVALHO
UNINOVE – UNIVERSIDADE NOVE DE JULHO

FABIANA NAOMI IEGAWA
INSTITUTO DE TECNOLOGIA E LIDERANÇA - INTELI

RODRIGO MANGONI NICOLA

JEFFERSON DE OLIVEIRA SILVA

Comunicação:
O XIV SINGEP foi realizado em conjunto com a 14th Conferência Internacional do CIK (CYRUS Institute of Knowledge) e com a SPARK (Society for Promoting Academic Research and Knowledge), em formato híbrido, com sede presencial na UNINOVE - Universidade Nove de Julho, no Brasil.

Agradecimento à orgão de fomento:
Agradecimento ao Fundo de Apoio à Pesquisa - FAP/UNINOVE e ao INTELI pelo apoio na pesquisa.

IA GENERATIVA COMO APOIO À APRENDIZAGEM BASEADA EM PROJETOS NO ENSINO DE DESENVOLVIMENTO MÓVEL: RELATO TÉCNICO DE UMA TURMA DE ENGENHARIA

Objetivo do estudo
Descrever a integração de ferramentas de IA generativa a um módulo PBL de desenvolvimento móvel e analisar descritivamente atividades ponderadas e marcos do projeto, propondo um framework replicável para uso crítico da tecnologia.

Relevância/originalidade
O relato conecta PBL, alfabetização em IA e aprendizagem de programação em um contexto com Android nativo, iOS nativo e desenvolvimento híbrido, transformando uma experiência de turma em uma proposta prescritiva.

Metodologia/abordagem
Relato técnico de caso único, descritivo e retrospectivo, com 34 estudantes ativos em cinco equipes. Foram analisadas quatro atividades ponderadas individuais e cinco marcos do projeto, com dados agregados e descaracterizados.

Principais resultados
As atividades ponderadas apresentaram médias entre 9,15 e 9,66. Os marcos de equipe aumentaram de aproximadamente 7,44 nas fases iniciais para 8,60 na finalização, sem permitir inferência causal.

Contribuições teóricas/metodológicas
Propõe-se o framework inicial 5C-IA/PBL: Contextualizar, Consultar, Confrontar, Construir e Comprovar, integrando consulta à IA, validação documental, testes, produção colaborativa e demonstração individual de aprendizagem.

Contribuições sociais/para a gestão
O framework oferece a docentes e gestores educacionais um protocolo prático para integrar IA generativa com transparência, supervisão humana e evidências de compreensão, preservando privacidade, responsabilidade e autoria discente.

Palavras-chave: inteligência artificial generativa, aprendizagem baseada em projetos, educação em engenharia, desenvolvimento móvel, ensino de programação

GENERATIVE AI AS SUPPORT FOR PROJECT-BASED LEARNING IN MOBILE DEVELOPMENT EDUCATION: A TECHNICAL REPORT FROM AN ENGINEERING CLASS

Study purpose
To describe the integration of generative AI tools into a project-based mobile development module, descriptively analyse weighted learning activities and project milestones, and propose a replicable framework for critical technology use.

Relevance / originality
The report connects project-based learning, AI literacy, and programming education across native Android, native iOS, and hybrid development, turning a classroom experience into a prescriptive proposal.

Methodology / approach
A descriptive, retrospective single-case technical report involving 34 active students in five teams. Four individual weighted activities and five project milestones were analysed using aggregated, de-identified data.

Main results
Weighted activities had means between 9.15 and 9.66. Team milestone averages increased from approximately 7.44 in early phases to 8.60 at completion; the design does not support causal inference.

Theoretical / methodological contributions
The initial 5C-AI/PBL framework: Contextualise, Consult, Confront, Construct, and Confirm, integrates AI consultation, documentation checks, testing, collaborative production, and individual demonstration of learning.

Social / management contributions
The framework provides educators and academic managers with a practical protocol for integrating generative AI with transparency, human oversight, and evidence of understanding while protecting privacy, responsibility, and student authorship.

Keywords: generative artificial intelligence, project-based learning, engineering education, mobile development, programming education

IA GENERATIVA COMO APOIO À APRENDIZAGEM BASEADA EM PROJETOS NO ENSINO DE DESENVOLVIMENTO MÓVEL: RELATO TÉCNICO DE UMA TURMA DE ENGENHARIA

1 Introdução

A formação em desenvolvimento de software demanda mais do que a memorização de sintaxe: requer decompor problemas, selecionar abstrações, depurar, testar e justificar decisões. No desenvolvimento móvel, essa exigência se amplia pela convivência entre ecossistemas nativos e híbridos, bibliotecas em rápida evolução, restrições de interface e integração entre componentes. Por isso, situações autênticas de projeto são pedagogicamente relevantes: elas tornam interdependentes o conhecimento conceitual, a produção de um artefato e a colaboração. Revisões e meta-análises indicam que a aprendizagem baseada em projetos pode favorecer desempenho acadêmico e competências de ordem superior, embora seus resultados dependam de duração, apoio tecnológico, orientação docente e formas adequadas de avaliação (Chen & Yang, 2019; Guo et al., 2020; Kokotsaki et al., 2016).

A Aprendizagem Baseada em Projetos, PBL de *Project-Based Learning*, organiza o percurso formativo em torno de um desafio que exige investigação sustentada, decisões sucessivas, revisão e entrega de um produto. Em vez de funcionar apenas como exercício posterior à exposição de conteúdos, o projeto cria a necessidade de aprender e fornece critérios concretos para avaliar decisões (Prince & Felder, 2006). A literatura, entretanto, adverte que autenticidade e colaboração não asseguram aprendizagem automaticamente: projetos complexos requerem andaimes, feedback e evidências que distingam a qualidade do produto da compreensão individual (Blumenfeld et al., 1991; Guo et al., 2020; Prince & Felder, 2006).

Paralelamente, modelos de linguagem de grande porte passaram a gerar e explicar código, sugerir testes, interpretar mensagens de erro e sintetizar documentação. Antes mesmo da difusão do ChatGPT, Finnie-Ansley et al. (2022) mostraram que modelos generativos já conseguiam resolver parcela relevante de tarefas introdutórias de programação. Entrevistas com docentes de programação evidenciaram, depois, uma transição entre respostas centradas em proibição e estratégias de adaptação curricular, pois as mesmas ferramentas que ampliam o acesso a explicações também desafiam autoria, avaliação e desenho de tarefas (Lau & Guo, 2023).

Na educação, portanto, a questão não se limita a permitir ou proibir a IA generativa, mas a definir sob quais condições sua utilização apoia a aprendizagem. Revisões apontam benefícios potenciais, como o feedback imediato, explicações adaptadas, apoio à depuração e redução de barreiras de acesso, ao lado de riscos de imprecisão, vieses, dependência, perda de elaboração cognitiva e comprometimento da integridade acadêmica (Baig et al., 2026; Kasneci et al., 2023). Em programação, desempenho assistido durante uma tarefa não equivale necessariamente à aprendizagem transferível. Quando o estudante aceita a saída sem confrontá-la com requisitos, documentação e testes, a ferramenta pode substituir justamente o raciocínio que se pretende desenvolver (Li et al., 2025).

Essa tensão sugere que os efeitos educacionais não decorrem apenas da capacidade do modelo, mas do desenho pedagógico que regula a interação. Evidência experimental recente indica que uma integração estruturada, com protocolos de prompting, validação e reflexão, pode produzir resultados superiores ao uso não orientado em raciocínio de ordem superior e lógica de programação (Nathaniel et al., 2026). Em convergência, recomendações internacionais defendem supervisão humana, proteção de dados e alfabetização em IA para que estudantes compreendam limites, avaliem saídas e mantenham responsabilidade pelas decisões (Miao & Holmes, 2023).

Apesar do crescimento dessa literatura, permanece pouco esclarecido como integrar de modo delimitado assistentes generativos a projetos autênticos de desenvolvimento móvel e, simultaneamente, preservar evidências individuais e coletivas de aprendizagem. O problema prático deste relato consiste, assim, em oferecer apoio oportuno a dúvidas técnicas sem retirar dos estudantes a responsabilidade de compreender decisões, testar hipóteses e construir coletivamente uma solução funcional. O caso ocorreu em um módulo de dez semanas, no terceiro ano de Engenharia de Computação, no qual equipes desenvolveram e corrigiram aplicações Android nativa, iOS nativa e híbrida.

Nesse contexto, formula-se a seguinte questão: como o uso delimitado de ferramentas de IA generativa, integrado a um módulo PBL de desenvolvimento móvel, se associa ao desempenho nas atividades ponderadas e à evolução dos marcos do projeto, e quais princípios podem orientar sua replicação? O objetivo é descrever a intervenção e analisar descritivamente essas duas fontes de evidência. Como contribuição prescritiva, propõe-se o framework inicial 5C-IA/PBL: Contextualizar, Consultar, Confrontar, Construir e Comprovar. Por se tratar de um caso único, sem controle de exposição ou grupo de comparação, o estudo não testa eficácia nem atribui causalidade à IA, ele busca produzir uma descrição analítica e uma proposta passível de validação em outras equipes, turmas e instituições.

2 Referencial Teórico

2.1 Aprendizagem baseada em projetos na formação em engenharia

A PBL integra a família de métodos indutivos de ensino: a aprendizagem parte de um problema, desafio ou projeto que cria necessidade de conhecimento, em contraste com uma sequência exclusivamente dedutiva em que conceitos são apresentados antes de qualquer contexto de uso. Prince e Felder (2006) mostram que métodos indutivos tendem a produzir resultados pelo menos equivalentes e frequentemente superiores aos métodos tradicionais em diferentes objetivos de aprendizagem, desde que haja estrutura, orientação e alinhamento entre atividades e avaliação.

Projetos autênticos favorecem a integração entre saber conceitual e ação. Blumenfeld et al. (1991) argumentam que problemas significativos, produção de artefatos e investigação sustentada podem ampliar motivação e compreensão, mas alertam que a complexidade do projeto exige suporte para planejamento, monitoramento e acesso a recursos. De modo semelhante, Kokotsaki, Menzies e Wiggins (2016) identificam como condições de implementação bem-sucedida a colaboração, o apoio docente, o uso apropriado de tecnologias, a clareza das metas e formas de avaliação compatíveis com o processo.

A evidência acumulada sustenta o potencial da abordagem, sem justificar generalizações independentes do contexto. A meta-análise de Chen e Yang (2019), com 30 estudos e 12.585 estudantes, encontrou efeito positivo médio da PBL sobre desempenho acadêmico, moderado por área, localização, duração e apoio de tecnologia. Na educação superior, Guo et al. (2020) identificaram resultados cognitivos, afetivos, comportamentais e de desempenho em artefatos, mas observaram predomínio de autorrelatos e heterogeneidade das medidas. Esses achados justificam combinar indicadores individuais e coletivos e interpretar notas e produtos como evidências complementares, não intercambiáveis.

No ensino de desenvolvimento móvel, a PBL é particularmente pertinente porque o artefato produzido reúne requisitos, interface, arquitetura, integração e testes. A alternância entre sprints, entregas e correções permite que falhas sejam tratadas como informação para o próximo ciclo. A equipe atua como espaço de explicitação de raciocínios e negociação de decisões. Entretanto, colaboração e autenticidade não garantem aprendizagem por si mesmas:

é necessário tornar visível a contribuição individual, acompanhar o processo e criar momentos em que cada estudante demonstre compreensão.

2.2 IA generativa, alfabetização em IA e aprendizagem de programação

Modelos de linguagem de grande porte produzem respostas a partir de padrões estatísticos aprendidos em grandes conjuntos de dados. Em programação, podem explicar mensagens de erro, gerar exemplos, traduzir conceitos entre linguagens, sugerir testes e resumir documentação. Kasneci et al. (2023) destacam oportunidades de personalização, feedback e apoio à aprendizagem, juntamente com riscos de informação incorreta, vieses, dependência e mudanças nas práticas avaliativas. A orientação da UNESCO recomenda uma abordagem centrada no ser humano, com proteção de dados, validação ética e desenho pedagógico deliberado (Miao & Holmes, 2023).

O uso competente dessas ferramentas envolve mais do que formular comandos. A alfabetização em IA inclui compreender capacidades e limites, avaliar criticamente resultados, comunicar-se e colaborar com sistemas de IA e empregar a tecnologia de forma responsável (Long & Magerko, 2020). Para estudantes de programação, isso significa verificar se o código compila, testar casos de borda, confrontar bibliotecas e versões com documentação primária, identificar pressupostos e ser capaz de explicar a solução. A resposta da IA deve ser tratada como hipótese técnica, e não como autoridade.

Na educação em programação, o desafio ganhou concretude porque modelos generativos conseguem produzir soluções plausíveis para exercícios e explicar código. Finnie-Ansley et al. (2022) demonstraram essa capacidade em tarefas introdutórias, enquanto Lau e Guo (2023) mostraram que docentes antecipavam mudanças em avaliações, políticas de uso e objetivos curriculares. Uma revisão de 59 estudos publicados entre 2022 e 2025 sintetizou ganhos em engajamento, acessibilidade, esclarecimento de lacunas e otimização de código, mas também riscos de respostas inexatas, dependência e redução do pensamento crítico; entre as recomendações aparecem privilegiar depuração e exploração, solicitar anotação e reflexão e usar avaliações autênticas e explicações orais (Baig et al., 2026).

Evidências empíricas reforçam que mediação e estrutura são variáveis centrais. Li, Liu e Dong (2025) observaram potencial de melhora em desempenho e autoeficácia, mas também prejuízo à transferência de longo prazo quando havia dependência excessiva e terceirização cognitiva. Estudantes de melhor desempenho exibiram maior agência epistêmica, criticando e transformando as respostas. Em experimento com 124 graduandos, Nathaniel et al. (2026) encontraram vantagens da integração estruturada sobre o uso não orientado em pensamento de ordem superior e lógica de programação. Assim, não se pressupõe um efeito uniforme da IA: a hipótese pedagógica relevante é que apoio delimitado, verificação e reflexão condicionam sua contribuição à aprendizagem.

Dessa articulação derivam três expectativas analíticas. Primeiro, consultas delimitadas a ferramentas de IA generativa podem oferecer apoio sob demanda para explicação de conceitos, interpretação de erros, exploração de alternativas e consulta de documentação, reduzindo obstáculos operacionais durante a realização das tarefas (Kasneci et al., 2023; Baig et al., 2026). Esse apoio, contudo, não implica necessariamente aprendizagem duradoura, pois o desempenho assistido pode coexistir com dependência e dificuldades de transferência quando as respostas são aceitas sem elaboração própria (Li et al., 2025). Segundo, o valor formativo da interação depende da agência epistêmica do estudante, expressa na capacidade de questionar, testar, confrontar com fontes externas, adaptar e explicar criticamente as respostas produzidas pela IA (Long & Magerko, 2020; Li et al., 2025). Estudos recentes também indicam que formas estruturadas de integração da IA, acompanhadas de validação e reflexão, podem produzir

resultados educacionais mais favoráveis do que o uso não orientado (Nathaniel et al., 2026). Terceiro, como o PBL envolve simultaneamente processos individuais, colaboração e produção de artefatos, sua avaliação deve combinar evidências da compreensão de cada estudante com evidências do desempenho coletivo e da qualidade do produto desenvolvido (Blumenfeld et al., 1991; Guo et al., 2020). Essas expectativas não constituem hipóteses causais testáveis no delineamento adotado; funcionam como proposições analíticas que orientam a seleção das evidências e delimitam a interpretação dos resultados.

Com base nesse referencial, estabeleceu-se o seguinte encadeamento teórico-metodológico: o contexto autêntico da PBL cria a necessidade situada de mobilizar conhecimentos e produzir um artefato (Prince & Felder, 2006; Thomas, 2000); a consulta delimitada à IA oferece apoio contingente diante de dúvidas e bloqueios técnicos (Kasneci et al., 2023; Baig et al., 2026); o confronto, o teste e a adaptação das respostas preservam a responsabilidade e a agência epistêmica do estudante (Long & Magerko, 2020; Li et al., 2025); e a produção do artefato, acompanhada de atividades individuais, gera evidências complementares de aprendizagem (Guo et al., 2020). Essa cadeia orientou a definição do módulo PBL como unidade de análise do estudo de caso (Yin, 2018), caracterizou a intervenção como consulta complementar à IA e determinou duas fontes de evidência: quatro atividades ponderadas, relacionadas ao desempenho individual, e cinco marcos do projeto, relacionados à evolução coletiva do artefato. Entretanto, a ausência de registros das consultas, de medidas diretas de verificação e de um grupo de comparação restringe a análise à descrição da compatibilidade entre o arranjo pedagógico e os resultados observados, sem permitir atribuir causalidade à utilização da IA.

3 Metodologia

3.1 Delineamento e contexto do caso

Em coerência com a questão de pesquisa e com a cadeia teórica apresentada, adotou-se um relato técnico de caso único, de natureza descritiva e retrospectiva, adequado à análise situada de uma intervenção delimitada (Yin, 2018). O formato segue a orientação de Biancolino et al. (2012) e Martens, Pedron e Oliveira (2021), que combina rigor metodológico, descrição da situação-problema, intervenção, resultados e contribuição prescritiva. A unidade de análise foi o módulo PBL de uma turma do terceiro ano de Engenharia de Computação, no primeiro semestre de 2026; as unidades de observação foram os estudantes nas atividades ponderadas e as equipes nos marcos do projeto.

A base original continha 4.810 registros de atividades associados a 37 perfis. Foram excluídos dois perfis identificados explicitamente como teste ou simulação e um registro de estudante inativo. A amostra analítica final compreendeu 34 estudantes ativos, distribuídos em cinco equipes de seis ou sete integrantes. Para reduzir risco de reidentificação, não foram utilizados nomes, identificadores de estudantes, docentes, instituição, turma ou equipes. Os resultados são apresentados apenas em agregados; a planilha suplementar produzida para auditoria não contém notas individuais.

3.2 Descrição da intervenção

Durante dez semanas, as equipes percorreram ciclos de planejamento, arquitetura, prototipação, integração, testes de usabilidade e implementação de melhorias. Paralelamente, realizaram quatro atividades ponderadas de Computação, cada uma com peso cinco, relacionadas à criação e correção de aplicações Android nativa, iOS nativa e híbrida. Nas

atividades, os estudantes podiam consultar uma ferramenta de IA generativa de sua escolha, ChatGPT, Gemini ou Claude, para esclarecer dúvidas ou realizar pequenas consultas de documentação.

A autorização de uso foi complementar: o estudante permanecia responsável por selecionar a resposta, adaptá-la ao contexto do aplicativo, executar o código, observar erros e demonstrar o resultado. Não houve atribuição aleatória de ferramenta, padronização de prompts ou registro sistemático das conversas. Tampouco se coletou uma medida de frequência de uso. Essas características aproximam o caso de uma intervenção pedagógica real, mas impedem comparar plataformas e estimar dose de exposição.

3.3 Dados e procedimentos de análise

Foram analisadas as notas das quatro atividades ponderadas de Computação e dos cinco marcos do projeto: planejamento inicial, arquitetura da solução, protótipo, integração e testes de usabilidade, e finalização com melhorias. Para as atividades individuais, calcularam-se número de observações, média, mediana, desvio-padrão, mínimo e máximo. Para os marcos, foram calculadas médias por equipe e, em seguida, a média e a amplitude entre as cinco equipes, evitando tratar observações de integrantes do mesmo grupo como completamente independentes.

A análise é intencionalmente descritiva. Não foram realizados testes de efeito causal porque não havia grupo de comparação, medida pré-intervenção equivalente ou controle sobre outras influências, como conhecimentos prévios, apoio entre colegas e atuação docente. As quatro notas também apresentam concentração próxima ao limite superior da escala, o que reduz sensibilidade a diferenças. Portanto, expressões como associação, indício e compatibilidade são preferidas a efeito, impacto ou eficácia.

4 Análise e discussão dos resultados

4.1 Resultados das atividades ponderadas

Os 34 estudantes possuíam registro nas quatro atividades ponderadas, totalizando 136 observações. A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas. As médias variaram de 9,15 a 9,66 e as medianas de 9,00 a 9,90. A média individual das quatro atividades foi 9,29 (DP = 0,55), com mediana 9,41 e amplitude de 7,25 a 10,00.

Tabela 1. Desempenho nas atividades ponderadas de Computação (escala de 0 a 10)

Atividade	n	Média	Mediana	DP	Mín.	Máx.
AP01	34	9,19	9,50	1,73	0,00	10,00
AP02	34	9,66	9,90	0,39	9,00	10,00
AP03	34	9,15	9,00	0,72	7,00	10,00
AP04	34	9,16	9,50	0,86	7,50	10,00

A AP01 apresentou maior dispersão e um valor mínimo igual a zero; a base não permite determinar se esse valor decorreu de ausência, não entrega ou desempenho. Por essa razão, ele foi mantido e não recebeu interpretação causal. As três atividades seguintes exibiram menor variabilidade, sobretudo a AP02. O padrão pode refletir aprendizagem acumulada, diferenças de dificuldade, rubricas, suporte recebido ou efeito teto. Sem equivalência entre tarefas, a sequência não constitui uma série temporal comparável.

O desempenho elevado é compatível com a viabilidade operacional do arranjo: permitir consultas pontuais de IA não impediu a realização das verificações de aprendizagem. Contudo, notas altas não demonstram que a IA tenha produzido a aprendizagem. Também é possível que

a PBL, a colaboração, conhecimentos prévios, feedback docente e os próprios critérios de avaliação expliquem parte substancial dos resultados. A conclusão defensável é mais restrita: no caso observado, o uso autorizado e delimitado de IA coexistiu com alta conclusão e alto desempenho nas atividades.

4.2 Resultados dos marcos do projeto

Os resultados dos marcos do projeto fornecem uma segunda perspectiva, voltada ao desenvolvimento coletivo do artefato. A Tabela 2 utiliza como unidade a média de cada uma das cinco equipes. Observa-se crescimento da média entre planejamento/arquitetura e protótipo, seguido de estabilidade em integração e finalização.

Tabela 2. Resultados agregados dos marcos do projeto por equipe

Marco	Equipes	Média	Amplitude
Planejamento inicial	5	7,43	6,67–8,29
Arquitetura da solução	5	7,45	6,80–8,14
Protótipo da solução	5	8,57	7,84–9,14
Integração e testes	5	8,55	8,10–8,97
Finalização e melhorias	5	8,60	8,23–9,50

A evolução é coerente com ciclos iterativos de projeto: entregas iniciais tornam visíveis lacunas de planejamento e arquitetura, enquanto prototipação, integração e testes incorporam feedback e decisões progressivamente estabilizadas. Essa interpretação é compatível com a literatura de PBL, que enfatiza investigação sustentada, produção de artefatos e revisão. Ainda assim, os marcos não isolam a contribuição da IA e as médias de equipe podem ocultar diferenças de participação individual.

4.3 Aprendizados da intervenção

O primeiro aprendizado é que a permissão de uso precisa ser operacionalizada. A expressão “pode usar IA” é insuficiente se não vier acompanhada de exemplos de consulta apropriada, critérios de validação e consequências para o trabalho da equipe. Consultas sobre mensagens de erro, sintaxe, documentação e alternativas de implementação preservam melhor o esforço do estudante do que pedidos de geração integral do aplicativo.

O segundo aprendizado é que a verificação deve fazer parte da própria tarefa. Compilar não basta: estudantes precisam testar, comparar com documentação, explicar decisões e observar casos de borda. Essa exigência transforma a interação com IA em exercício de alfabetização em IA e engenharia de software. O erro plausível do modelo pode, inclusive, tornar-se material pedagógico quando a equipe é convidada a identificá-lo e corrigi-lo.

O terceiro aprendizado é manter múltiplas evidências. Produto de equipe, atividade individual, revisão de código, demonstração e explicação oral capturam dimensões diferentes. Essa triangulação é importante em projetos colaborativos e torna-se ainda mais relevante quando ferramentas generativas podem produzir trechos de código. A intervenção relatada possui notas de atividades e marcos, mas futuras aplicações devem incluir registros estruturados de consulta, justificativas e indicadores de compreensão e transferência.

4.4 Framework prescritivo 5C-IA/PBL

A partir da experiência e do referencial, propõe-se o framework inicial 5C-IA/PBL. Ele não é apresentado como modelo validado, mas como encapsulamento prescritivo que torna a

intervenção replicável e testável. Cada etapa corresponde a uma responsabilidade pedagógica e a uma evidência observável.

Tabela 3. Framework inicial 5C-IA/PBL

Etapa	Ação	Evidência esperada
1. Contextualizar	Definir problema, plataforma, critérios e limites de uso da IA.	Briefing, rubrica e acordo de uso.
2. Consultar	Formular dúvida delimitada e fornecer apenas o contexto necessário.	Pergunta ou registro sintético da consulta.
3. Confrontar	Comparar resposta com documentação, requisitos, versões e testes.	Fonte primária e teste que confirma ou refuta.
4. Construir	Adaptar a solução, integrar ao código e revisar em equipe.	Commit, revisão e justificativa técnica.
5. Comprovar	Demonstrar funcionamento e explicar decisões sem terceirizar a autoria.	Teste, demonstração, atividade individual ou arguição.

O framework pode ser aplicado em ciclos curtos a cada bloqueio técnico. Seu valor está em conectar apoio sob demanda a mecanismos de agência epistêmica. A consulta não encerra o raciocínio; ela inicia uma sequência de confronto, construção e comprovação. Para o professor, o modelo oferece pontos de observação que podem ser incorporados à rubrica. Para a equipe, explicita que eficiência e aprendizagem são objetivos simultâneos, mas distintos.

Como próximo passo, o framework deve ser operacionalizado em um protocolo com exemplos de consultas permitidas, campos mínimos de registro, rubricas de validação e instrumentos de percepção, autoeficácia e transferência. Sua avaliação requer múltiplas turmas e, quando viável, comparação entre condições pedagógicas, preservando equivalência de tarefas e transparência ética. A unidade de análise deve considerar tanto o estudante quanto a equipe, com técnicas apropriadas à dependência entre participantes.

4.5 Protocolo recomendado para novas aplicações

Para transformar o framework em rotina didática, recomenda-se iniciar antes da primeira atividade ponderada. O docente deve apresentar exemplos contrastantes de uso: uma consulta que solicita resposta integral e outra que explicita erro, hipótese, versão da biblioteca e evidência já coletada. A comparação permite discutir qualidade do contexto, privacidade e verificabilidade. Em seguida, a turma deve pactuar quais informações não podem ser inseridas nas ferramentas, como credenciais, dados pessoais, código sigiloso de parceiros e bases proprietárias.

Cada atividade pode incluir um registro mínimo de quatro itens: dúvida técnica; síntese da orientação recebida; forma de verificação; decisão adotada. O registro não precisa reproduzir a conversa completa nem coletar conteúdo sensível. Seu objetivo é tornar visível o raciocínio e permitir que o professor diferencie uso instrumental de aceitação acrítica. Quando nenhuma IA for utilizada, o estudante pode registrar a fonte alternativa consultada, evitando transformar a ferramenta em requisito obrigatório.

A rubrica deve separar pelo menos quatro dimensões: funcionamento do artefato, qualidade técnica, processo de validação e compreensão individual. O funcionamento verifica requisitos e testes; a qualidade examina legibilidade, arquitetura e manutenibilidade; o processo observa documentação, revisão e rastreabilidade; a compreensão pode ser demonstrada por explicação curta, correção de um erro ou modificação do código. Essa separação reduz o risco de que um produto aparentemente completo esconda fragilidade conceitual.

Tabela 4. Indicadores sugeridos para replicação e validação do framework

Dimensão	Indicador	Momento
Uso da IA	Frequência, finalidade e ferramenta, sem conteúdo sensível.	Durante as tarefas
Agência epistêmica	Proporção de respostas aceitas, modificadas ou rejeitadas após verificação.	Após a consulta
Desempenho	Nota em tarefa equivalente e qualidade do código.	Pré e pós-intervenção
Transferência	Resolução de novo problema sem assistência generativa.	Avaliação posterior
Colaboração	Distribuição de contribuições e revisão entre pares.	Ao longo das sprints
Percepção	Utilidade, autoeficácia, confiança e dependência percebida.	Início e final do módulo

Na pesquisa futura, a comparação mais informativa não é necessariamente entre proibição total e liberdade irrestrita. Condições podem distinguir consulta livre, consulta guiada pelo 5C-IA/PBL e recursos tradicionais de documentação. Tarefas paralelas devem ter dificuldade equivalente, e a avaliação de transferência deve ocorrer após intervalo suficiente para reduzir o efeito de memória imediata. A análise também deve considerar que estudantes estão agrupados em equipes e que docentes podem implementar o protocolo de maneiras diferentes.

Por fim, a governança da intervenção precisa prever revisão periódica. Modelos, políticas de dados e recursos mudam rapidamente; exemplos válidos em um semestre podem tornar-se inadequados no seguinte. Um comitê docente ou coordenação de curso pode revisar ferramentas autorizadas, termos de uso, acessibilidade, desigualdades de acesso e alinhamento com a política institucional. Esse ciclo de governança transforma uma experiência isolada em prática educacional responsável e comparável entre ofertas.

5 Considerações finais

Este relato descreveu a integração de ferramentas de IA generativa a um módulo de desenvolvimento móvel conduzido por PBL. Em uma turma com 34 estudantes ativos e cinco equipes, as quatro atividades ponderadas apresentaram médias entre 9,15 e 9,66, e os marcos do projeto indicaram melhora entre as fases iniciais e as fases de prototipação, integração e finalização. Os resultados mostram viabilidade no contexto observado, mas não permitem afirmar que a IA causou o desempenho.

A principal contribuição prática é o framework 5C-IA/PBL, que orienta docentes e estudantes a Contextualizar, Consultar, Confrontar, Construir e Comprovar. A proposta preserva o papel da IA como apoio e vincula seu uso a documentação, testes, revisão coletiva e evidências de compreensão. Teoricamente, o relato aproxima princípios de PBL, alfabetização em IA e agência epistêmica em uma situação autêntica de ensino de programação.

As limitações são substantivas: trata-se de um único caso; não há grupo de controle nem linha de base equivalente; as atividades diferem em conteúdo e dificuldade; as notas apresentam efeito teto; não foram coletados prompts, frequência de uso ou escolha de ferramenta; e não há medidas diretas de retenção, transferência ou qualidade da colaboração. Além disso, resultados de equipe não devem ser confundidos com resultados individuais.

Recomenda-se que estudos futuros apliquem o protocolo em mais equipes, turmas, docentes e instituições; registrem a forma de uso sem coletar dados sensíveis desnecessários; adotem avaliações equivalentes antes e depois; combinem indicadores de desempenho, processo, percepção e transferência; e realizem análises multinível quando houver estudantes

aninhados em equipes. Somente após essas replicações será possível confirmar, refutar ou refinar os achados e validar o framework como intervenção educacional.

Declaração de uso de Inteligência Artificial Generativa

Este trabalho utilizou ChatGPT/Codex (OpenAI) para apoio à organização textual, análise descritiva dos dados, revisão linguística e adequação editorial. Os dados foram agregados e descaracterizados para apresentação. Todo o conteúdo, as estatísticas, as referências, as interpretações e a conformidade ética devem ser revisados e validados integralmente pelos autores, que assumem responsabilidade pelo manuscrito submetido.

Referências

Baig, M. I., Yadegaridehkordi, E., & Bokani, A. (2026). ChatGPT in computer programming education: A review of current literature and applications. Australasian Journal of Educational Technology, 42(2), 138–160. https://doi.org/10.14742/ajet.10588

Biancolino, C. A., Kniess, C. T., Maccari, E. A., & Rabechini Jr., R. (2012). Protocolo para elaboração de relatos de produção técnica. Revista de Gestão e Projetos, 3(2), 294–307. https://doi.org/10.5585/gep.v3i2.121

Blumenfeld, P. C., Soloway, E., Marx, R. W., Krajcik, J. S., Guzdial, M., & Palincsar, A. (1991). Motivating project-based learning: Sustaining the doing, supporting the learning. Educational Psychologist, 26(3–4), 369–398. https://doi.org/10.1080/00461520.1991.9653139

Chen, C.-H., & Yang, Y.-C. (2019). Revisiting the effects of project-based learning on students' academic achievement: A meta-analysis investigating moderators. Educational Research Review, 26, 71–81. https://doi.org/10.1016/j.edurev.2018.11.001

Finnie-Ansley, J., Denny, P., Becker, B. A., Luxton-Reilly, A., & Prather, J. (2022). The robots are coming: Exploring the implications of OpenAI Codex on introductory programming. Proceedings of the Australasian Computing Education Conference, 10–19. https://doi.org/10.1145/3511861.3511863

Guo, P., Saab, N., Post, L. S., & Admiraal, W. (2020). A review of project-based learning in higher education: Student outcomes and measures. International Journal of Educational Research, 102, 101586. https://doi.org/10.1016/j.ijer.2020.101586

Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., … Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. Learning and Individual Differences, 103, 102274. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274

Kokotsaki, D., Menzies, V., & Wiggins, A. (2016). Project-based learning: A review of the literature. Improving Schools, 19(3), 267–277. https://doi.org/10.1177/1365480216659733

Lau, S., & Guo, P. J. (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. Proceedings of the 2023 ACM Conference on International Computing Education Research V.1, 106–121. https://doi.org/10.1145/3568813.3600138

Li, S., Liu, J., & Dong, Q. (2025). Generative artificial intelligence-supported programming education: Effects on learning performance, self-efficacy and processes. Australasian Journal of Educational Technology, 41(3), 1–25. https://doi.org/10.14742/ajet.9932

Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 1–16. https://doi.org/10.1145/3313831.3376727

Martens, C. D. P., Pedron, C. D., & Oliveira, J. C. de. (2021). Diretrizes para elaboração de artigos tecnológicos, artigos aplicados ou relatos técnicos de produção com ênfase profissional. Revista Inovação, Projetos e Tecnologias, 9(2), 143–147. https://doi.org/10.5585/iptec.v9i2.21117

Miao, F., & Holmes, W. (2023). Guidance for generative AI in education and research. UNESCO. https://doi.org/10.54675/EWZM9535

Nathaniel, J. N., Oyelere, S. S., Suhonen, J., & Tedre, M. (2026). An experimental study of structured generative AI integration to mitigate pedagogical, cognitive, and ethical barriers in programming education. Frontiers in Computer Science, 8, 1789829. https://doi.org/10.3389/fcomp.2026.1789829

Prince, M. J., & Felder, R. M. (2006). Inductive teaching and learning methods: Definitions, comparisons, and research bases. Journal of Engineering Education, 95(2), 123–138. https://doi.org/10.1002/j.2168-9830.2006.tb00884.x

Yin, R. K. (2018). Case study research and applications: Design and methods (6th ed.). SAGE.