

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL SOB UMA PERSPECTIVA HUMANA: MOTIVAÇÕES, ADOÇÃO E INOVATIVIDADE ENTRE ESTUDANTES TECNÓLOGOS

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FROM A HUMAN PERSPECTIVE: MOTIVATIONS, ADOPTION, AND INNOVATIVENESS AMONG STUDENTS IN TECHNOLOGY PROGRAMS

Samuel Felipe de Oliveira SOARES

samuel.soares@cps.sp.gov.br

Bolsista de Iniciação Científica CEPE (Câmara de Ensino, Pesquisa e Extensão),
Faculdade de Tecnologia do Estado de São Paulo, FATEC, Itu, São Paulo, Brasil

Marcio de La Cruz LUI

marcio.lui@cps.sp.gov.br

Orientador de Iniciação Científica CEPE (Câmara de Ensino, Pesquisa e Extensão),
Faculdade de Tecnologia do Estado de São Paulo, FATEC, Itu, São Paulo, Brasil

Resumo

Este estudo analisa a influência das dimensões motivacionais (hedônica, social, cognitiva e funcional) no comportamento inovativo de estudantes tecnólogos frente à Inteligência Artificial (IA). Realizou-se uma pesquisa quantitativa e explicativa com 110 graduandos da FATEC e de outras instituições de ensino superior, utilizando modelagem por regressão linear múltipla no SPSS. Os resultados indicam que o Domínio Específico de Inovatividade (DSI) é explicado exclusivamente pela motivação social. Já a Inovação Inata (II) sofre influência simultânea das motivações social e cognitiva. Conclui-se que os fatores sociais desempenham papel central na inovatividade dos estudantes, evidenciando que a adoção da IA transcende aspectos puramente técnicos e envolve processos de interação e reconhecimento coletivo no ambiente acadêmico.

Palavras-Chave

Inteligência Artificial; Inovatividade; Motivação; Estudantes Tecnólogos; Ensino Superior.

Abstract

This study analyzes the influence of motivational dimensions (hedonic, social, cognitive, and functional) on the innovative behavior of technology students regarding Artificial Intelligence (AI). A quantitative and explanatory study was conducted with 110 undergraduate students from FATEC and other higher education institutions, using multiple linear regression modeling in SPSS. The results indicate that the Domain-Specific Innovativeness (DSI) is explained exclusively by social motivation. Innate Innovation (II), on the other hand, is simultaneously influenced by social and cognitive motivations. It is concluded that social factors play a central role in students' innovativeness, highlighting that the adoption of AI transcends purely technical aspects and involves processes of interaction and collective recognition in the academic environment.

Keywords

Artificial Intelligence; Innovativeness; Motivation; Technology Students; Higher Education.

INTRODUÇÃO

A ampliação da presença da Inteligência Artificial (IA) no cotidiano acadêmico estabelece às instituições de ensino superior novos desafios quanto à dinâmica de aprendizagem e à formação dos estudantes. Nesse cenário, Yan et al. (2025) demonstram que os agentes proativos de IA generativa, quando corretamente utilizados, podem melhorar a compreensão discente na análise visual de dados, evidenciando que essa tecnologia atua como um elemento ativo no ecossistema educativo. Por outro lado, estudos como o de Netland et al. (2025) reforçam que, embora os recursos digitais apresentem resultados expressivos, a mediação humana permanece essencial para o engajamento e a empatia na formação acadêmica. Diante dessa realidade, torna-se imperativo investigar não apenas o uso da ferramenta, mas quais fatores motivacionais impulsionam a adoção e o comportamento inovativo dos discentes.

Para compreender como fatores individuais e contextuais influenciam a adesão a essa tecnologia, a literatura sobre inovação oferece conceitos fundamentais. O Domínio Específico de Inovatividade (DSI), a Inovação Inata (II) e o Consumo Inovativo, conforme discutidos por Araujo et al. (2016), Salhieh & Al-Abdallat (2022) e Kim et al. (2025), fornecem a base para analisar as nuances da inovatividade dos estudantes e como estas se traduzem em comportamento. Além disso, modelos teóricos consolidados como o *Technology Acceptance Model* (TAM), traduzido como Modelo de Adoção da Tecnologia (DAVIS et al., 1992) e a *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT), traduzida como Teoria Unificada de Adoção e Uso da Tecnologia (VENKATESH et al., 2003), complementados pelas dimensões motivacionais propostas por Lui (2021), oferecem parâmetros para analisar aspectos como utilidade percebida, facilidade de uso e motivações intrínsecas e extrínsecas. Tal arcabouço amplia o entendimento sobre os fatores que guiam a adoção e a inovatividade dos discentes frente à IA.

Por conseguinte, a pesquisa tem como pergunta norteadora: “De que maneira as dimensões motivacionais (hedônica, social, cognitiva e funcional) influenciam a adoção da Inteligência Artificial por meio do Domínio Específico de Inovatividade (DSI) e da Inovação Inata (II) dos estudantes tecnólogos?”.

O estudo fundamenta-se na hipótese de que as dimensões motivacionais exercem influência positiva tanto sobre o DSI em IA quanto sobre a II dos alunos, atuando como antecedentes centrais para a adoção tecnológica.

Portanto, esta pesquisa tem como objetivo analisar a influência das dimensões motivacionais no comportamento inovativo dos estudantes tecnólogos frente à Inteligência Artificial. O estudo desenvolve-se com base em uma abordagem descritivo-explicativa na revisão da literatura, coleta empírica e análise estatística inferencial, com o propósito de fornecer resultados que auxiliem gestores educacionais, professores e estudantes a compreenderem os determinantes do comportamento inovativo no ensino superior tecnológico.

REVISÃO DE LITERATURA E HIPÓTESES

Comportamento inovativo com IA na aprendizagem

O uso da Inteligência Artificial (IA) no ensino superior permite compreender a interação entre discentes e tecnologias emergentes. Segundo Yan et al. (2025), a IA deve ser vista como um agente ativo na aprendizagem, e não apenas suporte. O estudo demonstra que agentes generativos proativos, que guiam o aluno com recomendações, melhoram a compreensão de visualizações analíticas de aprendizagem (VLA), promovendo conhecimento duradouro. Complementarmente, Netland et al. (2025) observam que, embora o desempenho acadêmico com IA seja equivalente ao de produções docentes, a mediação humana permanece superior em empatia. Assim, a experiência de uso depende da integração pedagógica focada em engajamento, superando a mera funcionalidade técnica.

O consumo inovativo acadêmico envolve busca ativa por informação e experimentação. Alba & Hutchinson (1987) argumentam que a *expertise* do consumidor é pré-requisito para processar

inovações. Nessa linha, Kim et al. (2025) revelam que dimensões motivacionais (social, hedônica e cognitiva) influenciam o comportamento inovador quando mediadas pela aprendizagem. Assim, a adoção da IA é potencializada quando professores atuam como facilitadores, validando a utilidade da ferramenta. Portanto, a inovatividade é um comportamento socialmente construído e educacionalmente suportado.

Neste sentido, a adoção tecnológica é explicada pelos modelos TAM (DAVIS et al., 1992), focado em utilidade e facilidade percebidas, e UTAUT (VENKATESH et al., 2003), que inclui influência social e condições facilitadoras. A Teoria da Autodeterminação (SDT) complementa esses modelos ao focar nas necessidades psicológicas. Conforme Chiu (2021), o engajamento discente é impulsionado pela satisfação de autonomia, relacionamento e competência. O suporte digital eficaz atende a esses requisitos através de interatividade e *design* emocional, conectando a técnica à satisfação do usuário. A partir destas discussões destacam-se dois construtos relacionados ao comportamento inovativo: a) Domínio Específico de Inovatividade (DSI) é central para entender a adoção tecnológica. Araujo et al. (2016) explicam que indivíduos com alto DSI possuem maior inclinação ao novo e atuam como “líderes de opinião”, influenciando seus pares na disseminação de tecnologias acadêmicas. Essa perspectiva une-se à b) Inovação Inata (II), tratada por Salhieh & Al-Abdallat (2022) como um traço de personalidade que impulsiona a intenção tecnológica. Para os autores, indivíduos inovadores desenvolvem intenções de uso mesmo sem alta autoconfiança técnica inicial, buscando proativamente superar desafios. Como reforça Schumpeter (1934), a inovação reside na combinação criativa de recursos, dependendo da ação proativa do estudante frente às oportunidades.

Dimensões motivacionais e comportamento inovativo

A proposição de Lui (2021) delinea quatro dimensões motivacionais para a adoção de serviços inteligentes: (1) hedônica (prazer e curiosidade); (2) social (*status* e influência); (3) cognitiva (estímulo intelectual); e (4) funcional (utilidade prática e desempenho). Essa estrutura explica por que estudantes manifestam níveis distintos de inovatividade. A integração dessas dimensões, sustentada por Araujo et al. (2016) e Salhieh & Al-Abdallat (2022), fundamenta a hipótese central deste estudo: o engajamento com a IA resulta da combinação dessas motivações, que atuam como antecedentes do DSI e da Inovação Inata.

Desenvolvimento das hipóteses

O presente capítulo dedica-se à construção dos argumentos teóricos que sustentam as relações propostas neste estudo, fundamentando-se no modelo UTAUT de Venkatesh et al. (2003) e na sua extensão UTAUT2 (VENKATESH et al., 2012). A análise estrutura-se em dois eixos centrais de investigação: o primeiro explora como as motivações influenciam no Domínio Específico de Inovatividade (DSI) do estudante frente à Inteligência Artificial (IA), enquanto o segundo investiga como as motivações influenciam a Inovação Inata do estudante frente à Inteligência Artificial (IA). Esta base teórica articula a tradição dos estudos de adoção tecnológica com as dinâmicas disruptivas emergentes nos últimos cinco anos, validando a atualidade das premissas comportamentais frente às novas interfaces digitais.

A motivação hedônica, definida pela busca por prazer e satisfação emocional, atua como um dos pilares centrais para a compreensão do comportamento do usuário. Segundo o modelo UTAUT2, consolidado por Venkatesh et al. (2012), a percepção de entretenimento e o prazer derivado do uso são determinantes cruciais para a adoção de tecnologias, especialmente em ambientes onde a interação é voluntária e enriquecedora.

No contexto atual de proliferação da IA, o engajamento lúdico atua como um catalisador para a exploração de funcionalidades complexas. Netland et al. (2025) demonstram que a experiência do usuário com vídeos gerados por IA e interfaces inteligentes altera a percepção de aprendizado, tornando o entretenimento uma porta de entrada para a competência técnica. Alinhado a isso, Lui (2021) enfatiza que a dimensão hedônica reduz barreiras psicológicas, facilitando a adesão,

sustentando a **H1: A motivação hedônica influencia positivamente o DSI do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.**

Em paralelo, a motivação social está diretamente ligada à percepção de influência dos pares e ao desejo de pertencimento a um grupo. De acordo com o modelo original de Venkatesh et al. (2003), a “influência social” é um determinante direto da intenção de uso, pois os indivíduos tendem a adotar comportamentos valorizados pelo seu grupo de referência, consolidando normas de conduta tecnológica dentro de suas redes sociais.

Esta dimensão ganha novos contornos com a ascensão da IA, onde o uso da tecnologia se torna um marcador de alinhamento com as práticas acadêmicas modernas. Estudos recentes, como os de Dwivedi et al. (2023), destacam que a disseminação dessas ferramentas no ambiente universitário é fortemente mediada pela pressão social e pelo desejo de se manter atualizado perante os pares, impulsionando a experimentação técnica. Lui (2021) reforça que o engajamento em serviços digitais é amplificado por essa necessidade de validação, transformando a adoção de IA em uma norma coletiva que sinaliza competência acadêmica, validando a **H2: A motivação social influencia positivamente o DSI do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.**

Quanto à motivação cognitiva, caracterizada pela curiosidade intelectual e pelo desejo de dominar competências, esta é essencial para o estudante encarar a tecnologia não apenas como uma ferramenta de tarefa, mas como um objeto de estudo. Davis et al. (1992) estabelecem que a motivação intrínseca ao aprendizado, o prazer de compreender o funcionamento de um sistema, é um fator determinante que reduz a resistência à mudança tecnológica, permitindo que o usuário explore as funcionalidades de forma autônoma e profunda, superando a visão meramente utilitária.

No cenário atual de expansão da Inteligência Artificial, essa exploração intelectual ganha novos contornos, pois a tecnologia exige uma interação ativa e um refinamento constante do usuário. Pesquisas recentes, como as de Netland et al. (2025), indicam que o engajamento com ferramentas baseadas em IA estimula processos de aprendizagem profundos quando o estudante é instigado a analisar e processar criticamente os resultados gerados. Lui (2021) argumenta que essa satisfação cognitiva promove um estado de fluxo, onde o aprendizado se torna contínuo, transformando a relação com o sistema e impulsionando a experimentação técnica, conduzindo à **H3: A motivação cognitiva influencia positivamente o DSI do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.** Por sua vez, a motivação funcional baseia-se na percepção de utilidade e eficiência prática da ferramenta. Na base teórica do UTAUT (Venkatesh et al., 2003), a “expectativa de desempenho” é o principal fator de adoção: se o estudante percebe que a IA economiza tempo ou melhora a qualidade do seu trabalho acadêmico, ele se sente impelido a inovar em seus métodos para garantir essa vantagem competitiva.

Este comportamento utilitário atua como motor de produtividade, conectando a funcionalidade do serviço à satisfação do usuário. Salhieh & Al-Abdallat (2022) observam que as intenções empreendedoras tecnológicas e a autoeficácia acadêmica são fortalecidas quando a tecnologia entrega ganhos práticos reais. Lui (2021) complementa que a entrega de valor funcional é o que sustenta a retenção, validando a **H4: A motivação funcional influencia positivamente o DSI do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.**

Alterando a perspectiva para o perfil de Inovação Inata, observa-se que este conceito, conforme Goldsmith & Hofacker (1991), reflete a propensão psicológica de buscar o novo antes da maioria. Segundo Rogers (2003), indivíduos que encontram experiências gratificantes ao interagir com tecnologias emergentes desenvolvem uma abertura mental superior, reduzindo a percepção de risco. Essa abertura mental é impulsionada por vivências que associam tecnologia ao prazer e à descoberta. Lui (2021) valida que a experiência prévia satisfatória atua como um catalisador para o usuário sair de sua zona de conforto intelectual, mitigando o medo da obsolescência. Ao associar a IA ao prazer hedônico, reforça-se o traço inato de busca pela novidade, sustentando a **H5: A motivação hedônica influencia positivamente a Inovação Inata do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.**

No que tange à dimensão social, a necessidade de reconhecimento atua como um motor da identidade de inovador. A Teoria de Difusão de Inovações de Rogers (2003) aponta que os indivíduos buscam

na inovação uma forma de se destacar dentro de suas redes sociais, utilizando o pioneirismo tecnológico como um sinalizador de posição e competência acadêmica perante seus pares. Para o estudante, ser identificado como alguém que domina ferramentas de IA confere um capital social que reforça sua inclinação para a busca de novas tecnologias.

Essa dinâmica é fortalecida quando a inovação é vista como um caminho para o sucesso. Ao investigar as intenções empreendedoras tecnológicas, Salhieh & Al-Abdallat (2022) demonstram que a Inovação Inata do estudante é diretamente impulsionada por fatores que reforçam sua eficácia e autoimagem em ambientes acadêmicos. Quando o grupo de referência valoriza o domínio tecnológico, essa necessidade de validação social retroalimenta a tendência inata de inovar. Lui (2021) corrobora que a adoção tecnológica é moldada pela percepção social, sendo que a validação dos pares atua como um reforçador da personalidade inovadora, validando a **H6: A motivação social influencia positivamente a Inovação Inata do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.**

Quanto à motivação cognitiva, o desejo de compreender a lógica da ferramenta é um componente essencial da Inovação Inata. Conforme a teoria social cognitiva de Bandura (1986), a crença do indivíduo em sua própria capacidade, ou autoeficácia, é o que permite enfrentar desafios desconhecidos e a experimentação contínua de novas tecnologias sem o receio do erro. Estudantes movidos por essa curiosidade não apenas adotam a IA por conveniência, mas a integram profundamente em sua rotina, tratando-a como um desafio de domínio técnico constante que expande suas fronteiras de conhecimento.

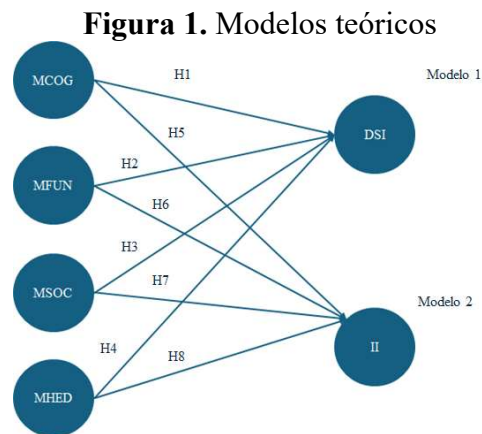
Essa relação entre engajamento cognitivo e desenvolvimento de competências é reforçada pela literatura recente. Netland et al. (2025) demonstram que a interação com ferramentas de IA, quando mediada pela curiosidade intelectual, potencializa os efeitos de aprendizagem e a capacidade do estudante de processar informações complexas, consolidando-o como um aprendiz ativo. Lui (2021) corrobora que essa satisfação intelectual retroalimenta a propensão a buscar novas soluções, cristalizando a inovação como um traço de personalidade permanente, levando à **H7: A motivação cognitiva influencia positivamente a Inovação Inata do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.**

Por fim, a motivação funcional fundamenta-se na busca por eficiência e otimização de processos. Bhattacharjee (2001) estabelece que, quando a expectativa de utilidade é confirmada após a adoção (modelo de confirmação de expectativas), o usuário tende a repetir o comportamento, tornando a inovação uma prática habitual de melhoria de desempenho. No caso do estudante de tecnologia, a constatação de que a IA resolve problemas complexos eficientemente consolida sua personalidade como alguém que busca constantemente novas formas de otimização pragmática.

Essa trajetória de confirmação de utilidade é vital para o desenvolvimento da Inovação Inata. Salhieh & Al-Abdallat (2022) observam que a autoeficácia acadêmica, potencializada pela entrega de resultados práticos das tecnologias, é um preditor direto da intenção de inovar. Quando a IA entrega valor constante, o estudante desenvolve a confiança necessária para buscar novas ferramentas, transformando a funcionalidade em um traço de personalidade inovadora. Lui (2021) destaca que essa entrega de valor funcional é a base para que o usuário se sinta seguro em inovar, transformando a tecnologia em um aliado estratégico constante, formulando assim a **H8: A motivação funcional influencia positivamente a Inovação Inata do estudante na adoção de IA nas práticas acadêmicas.**

Em suma, o conjunto de hipóteses aqui delineado oferece uma estrutura explicativa robusta, conectando as dimensões motivacionais do usuário tanto à competência técnica específica quanto à formação de um perfil inovador inato. Ao integrar as contribuições clássicas de Venkatesh et al. (2003), Rogers (2003) e Bandura (1986) com a visão contemporânea de autores como Netland et al. (2025) e Salhieh & Al-Abdallat (2022), além da perspectiva de Lui (2021), este conjunto teórico fornece as bases necessárias para a análise empírica subsequente, permitindo compreender como as motivações individuais convergem para o comportamento inovativo no uso de Inteligência Artificial no ensino superior pelos estudantes tecnólogos. A Figura 1 apresenta os modelos teóricos estruturais

propostos para esta pesquisa, sintetizando as relações entre as variáveis motivacionais e os construtos de inovatividade analisados.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026)

METODOLOGIA

Natureza da pesquisa

Esta pesquisa caracteriza-se como quantitativa, uma vez que busca analisar estatisticamente as relações entre diferentes construtos relacionados à adoção e ao uso da Inteligência Artificial (IA) por estudantes de cursos superiores de tecnologia. A abordagem quantitativa permite a mensuração objetiva das variáveis investigadas e a identificação de relações de dependência entre elas por meio de técnicas estatísticas multivariadas (HAIR et al., 2019; MALHOTRA, 2019).

Quanto aos objetivos, a pesquisa possui caráter explicativo, pois procura compreender em que medida diferentes motivações influenciam o comportamento inovador dos estudantes, representado pelos construtos Domínio Específico de Inovatividade (DSI) e Inovação Inata (II).

População e amostra

A população-alvo da pesquisa foi composta por estudantes tecnólogos de cursos superiores da Faculdade de Tecnologia do Estado de São Paulo (FATEC) e outras instituições de ensino. A escolha desse público justifica-se pelo elevado grau de exposição desses estudantes às tecnologias digitais emergentes, especialmente às ferramentas baseadas em Inteligência Artificial, tornando-os um grupo relevante para a investigação dos fatores associados à adoção tecnológica.

A coleta de dados foi realizada entre os dias 4 e 24 de maio de 2026, por meio da aplicação de um questionário eletrônico disponibilizado na plataforma *Google Forms*. A participação foi voluntária e os respondentes foram informados sobre os objetivos acadêmicos da pesquisa.

Ao final do período de coleta, obteve-se uma amostra válida composta por 110 respondentes, número considerado adequado para a aplicação da técnica de regressão linear múltipla empregada neste estudo.

Caracterização da amostra

Como citado anteriormente, a amostra foi composta por 110 estudantes de cursos superiores de tecnologia. Observou-se predominância de respondentes com até 23 anos de idade, seguida pelas faixas etárias de 24 a 35 anos e de 36 a 50 anos. Em relação ao gênero, verificou-se maior participação de estudantes do sexo masculino, seguida pelo sexo feminino e por uma resposta classificada como outra identificação de gênero.

No que se refere aos cursos, destacaram-se Gestão da Tecnologia da Informação, Gestão Empresarial e Análise e Desenvolvimento de Sistemas. A categoria “Outros” reúne cursos tecnológicos distintos daqueles explicitamente apresentados no questionário, contemplando formações ofertadas tanto pela FATEC quanto por outras instituições de ensino superior incluídas na amostra.

Verificou-se ainda ampla utilização de ferramentas de Inteligência Artificial entre os participantes, sendo que a grande maioria declarou utilizar recursos de IA em suas atividades acadêmicas, profissionais ou pessoais. Entre os principais objetivos de utilização, destacaram-se os estudos, seguidos por tarefas cotidianas e atividades profissionais.

Quanto à frequência de uso, observou-se que a maior parte dos respondentes utiliza ferramentas de Inteligência Artificial diariamente ou semanalmente, indicando elevado grau de familiaridade com essas tecnologias.

Por fim, o *ChatGPT* destacou-se como a ferramenta preferida pelos participantes, seguido pelo Gemini, evidenciando a predominância das plataformas de IA generativa no contexto acadêmico investigado. A caracterização da amostra encontra-se apresentada nas Tabelas 1 e 2.

Tabela 1. Caracterização da amostra dos respondentes (n = 110)

Variável	Categoria	Frequência	Percentual (%)
Idade	Até 23 anos	59	53,64
	24 a 35 anos	32	29,09
	36 a 50 anos	12	10,91
	Mais de 50 anos	7	6,36
Gênero	Masculino	64	58,18
	Feminino	45	40,91
	Outro	1	0,91
Utiliza IA?	Sim	105	95,45
	Não	5	4,55
Frequência de uso	Diariamente	54	49,09
	Semanalmente	44	40,00
	Raramente	10	9,09
	Sem resposta	2	1,82
Ferramenta preferida	ChatGPT	64	58,18
	Gemini	29	26,36
	Outras	11	10,00
	Copilot	5	4,55
	Sem resposta	1	0,91

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da pesquisa (2026).

Tabela 2. Distribuição dos respondentes por curso (n = 110)

Curso	Frequência
Gestão da Tecnologia da Informação	31
Gestão Empresarial	30
Outros	29
Análise e Desenvolvimento de Sistemas	13
Mecatrônica Industrial	3
Gestão de Eventos	2
Processos Gerenciais	2

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados da pesquisa (2026).

Instrumento de coleta de dados

Os dados foram coletados por meio de um questionário estruturado desenvolvido na plataforma *Google Forms*. O instrumento contemplou questões destinadas à mensuração dos construtos relacionados às motivações para utilização de Inteligência Artificial e aos níveis de inovatividade dos respondentes. As variáveis foram mensuradas por meio de escala *Likert* de cinco pontos, variando de 1 (discordo totalmente) a 5 (concordo totalmente).

As variáveis independentes foram compostas por quatro dimensões motivacionais estruturadas com base no modelo de serviços inteligentes proposto por Lui (2021):

- Motivação Funcional;
- Motivação Social;
- Motivação Hedônica;
- Motivação Cognitiva.

Essas dimensões representam diferentes razões que podem influenciar o uso e a adoção de ferramentas de Inteligência Artificial pelos estudantes.

Além das variáveis motivacionais, foram mensurados dois construtos relacionados à inovatividade dos indivíduos, operacionalizados a partir das métricas de Goldsmith & Hofacker (1991) e Agarwal & Prasad (1998):

- Domínio Específico de Inovatividade (DSI);
- Inovação Inata (II).

Os escores médios de cada construto foram calculados para utilização nas análises estatísticas subsequentes.

Procedimentos de análise dos dados

Após a coleta, os dados foram organizados e processados no software *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS). Inicialmente, realizou-se a análise exploratória dos dados para identificação de inconsistências, valores ausentes e adequação dos pressupostos estatísticos necessários à aplicação da regressão linear múltipla.

Posteriormente, foram estimados dois modelos de regressão linear múltipla pelo método *Enter*, no qual todas as variáveis independentes são inseridas simultaneamente na equação de regressão.

O Modelo 1 teve como variável dependente o Domínio Específico de Inovatividade (DSI), enquanto as motivações funcional, social, hedônica e cognitiva foram utilizadas como variáveis independentes.

O Modelo 2 teve como variável dependente a Inovação Inata (II), mantendo-se as variáveis independentes utilizadas no Modelo 1.

A regressão linear múltipla foi escolhida por permitir avaliar simultaneamente a influência de múltiplas variáveis preditoras sobre uma variável dependente, possibilitando identificar quais fatores apresentam maior capacidade explicativa sobre os construtos de inovatividade analisados.

Para avaliação dos modelos foram considerados os coeficientes de determinação (R^2 e R^2 ajustado), o teste F da *ANOVA* para verificação da significância global dos modelos, os coeficientes padronizados (β) para análise da contribuição individual das variáveis independentes e os respectivos níveis de significância estatística ($\rho < 0,05$).

Adicionalmente, foram examinados os pressupostos da regressão linear múltipla, incluindo independência dos resíduos por meio da estatística de *Durbin-Watson*, normalidade dos resíduos por meio de histogramas e gráficos P-P Normal, bem como a ausência de multicolinearidade entre as variáveis independentes através dos indicadores de Tolerância e *Variance Inflation Factor* (VIF).

Especificação dos Modelos

Com o objetivo de compreender os fatores associados à adoção e ao uso da Inteligência Artificial pelos estudantes dos cursos de tecnologia da FATEC e de outras instituições de ensino, foram estimados dois modelos econométricos.

O Modelo 1 foi especificado da seguinte forma:

$$DSI = \beta_0 + \beta_1(\text{Motivação Funcional}) + \beta_2(\text{Motivação Social}) + \beta_3(\text{Motivação Hedônica}) + \beta_4(\text{Motivação Cognitiva}) + \varepsilon$$

No Modelo 2, a variável dependente passou a ser a Inovação Inata:

$$II = \beta_0 + \beta_1(\text{Motivação Funcional}) + \beta_2(\text{Motivação Social}) + \beta_3(\text{Motivação Hedônica}) + \beta_4(\text{Motivação Cognitiva}) + \varepsilon$$

Em ambos os modelos, buscou-se verificar quais dimensões motivacionais exercem influência significativa sobre os níveis de inovatividade dos estudantes.

Os resultados obtidos demonstraram que os dois modelos apresentaram significância estatística global. No Modelo 1, apenas a Motivação Social apresentou influência significativa sobre o Domínio Específico de Inovatividade. Já no Modelo 2, verificou-se que tanto a Motivação Social quanto a Motivação Cognitiva apresentaram efeitos positivos e estatisticamente significativos sobre a Inovação Inata dos respondentes.

ANÁLISE DOS RESULTADOS

Análise do modelo 1 – Domínio Específico de Inovatividade (DSI)

O primeiro modelo de regressão linear múltipla teve como objetivo verificar a influência das motivações funcional, social, hedônica e cognitiva sobre o Domínio Específico de Inovatividade (DSI) dos estudantes dos cursos de tecnologia, como evidenciado na Tabela 3.

Tabela 3. Resumo do modelo 1

Indicador	Valor
R	0,52
R ²	0,27
R ² Ajustado	0,24
Erro Padrão da Estimativa	0,74
Durbin-Watson	2,1

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos resultados do SPSS (2026).

Os resultados demonstram que o modelo apresentou coeficiente de correlação múltipla de $R = 0,517$, indicando associação moderada entre as variáveis independentes e o DSI. O coeficiente de determinação ($R^2 = 0,267$) indica que aproximadamente 26,7% da variância observada no Domínio Específico de Inovatividade é explicada pelas quatro dimensões motivacionais consideradas no modelo. Após o ajuste pelo número de preditores, o R^2 ajustado permaneceu em 23,9%, evidenciando capacidade explicativa satisfatória para estudos comportamentais.

O valor de *Durbin-Watson* (2,099) sugere independência dos resíduos, atendendo ao pressuposto de ausência de autocorrelação.

Tabela 4. ANOVA do modelo 1

Fonte de Variação	SQ	gl	QM	F	p
Regressão	20,646	4	5,162	9,558	<0,001
Resíduo	56,702	105	0,54		
Total	77,349	109			

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos resultados do SPSS (2026).

O teste F, demonstrado na Tabela 4, revelou que o modelo é globalmente significativo ($F = 9,558$; $\rho < 0,001$), indicando que o conjunto das motivações analisadas contribui significativamente para explicar o Domínio Específico de Inovatividade dos estudantes.

Tabela 5. Coeficientes de regressão do modelo 1

Variável	B	β	t	p
Constante	1,392	–	4,551	<0,001
Motivação Social	0,423	0,45	3,824	<0,001
Motivação Funcional	0,159	0,177	1,608	0,111
Motivação Hedônica	-0,161	-0,185	-1,487	0,14
Motivação Cognitiva	0,106	0,122	1,241	0,217

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos resultados do SPSS (2026).

A análise dos coeficientes, representados na Tabela 5, demonstra que apenas a Motivação Social apresentou efeito positivo e estatisticamente significativo sobre o Domínio Específico de Inovatividade ($\beta = 0,450$; $\rho < 0,001$). Esse resultado sugere que estudantes motivados por fatores relacionados à interação social, reconhecimento e influência de grupos tendem a apresentar maior predisposição para adotar e utilizar tecnologias inovadoras.

As motivações funcional, hedônica e cognitiva não apresentaram significância estatística ao nível de 5%, indicando que seus efeitos não foram suficientemente fortes para explicar o DSI quando consideradas simultaneamente no modelo.

A equação estimada para o Modelo 1 foi:

$$DSI = 1,392 + 0,423(\text{Social}) + 0,159(\text{Funcional}) - 0,161(\text{Hedônica}) + 0,106(\text{Cognitiva})$$

Em relação aos pressupostos estatísticos, não foram identificados problemas de multicolinearidade. Os valores de VIF variaram entre 1,385 e 2,226, substancialmente abaixo dos limites críticos normalmente aceitos pela literatura.

Análise do modelo 2 – Inovação Inata (II)

O segundo modelo investigou a influência das mesmas motivações sobre a Inovação Inata (II), entendida como uma predisposição individual mais ampla para comportamentos inovadores, como evidenciado na Tabela 6.

Tabela 6. Resumo do modelo 2

Indicador	Valor
R	0,70
R ²	0,49
R ² Ajustado	0,47
Erro Padrão da Estimativa	0,41
Durbin-Watson	1,77

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos resultados do SPSS (2026).

Os resultados demonstram um ajuste substancialmente superior ao observado no Modelo 1. O coeficiente de determinação ($R^2 = 0,485$) indica que 48,5% da variância da Inovação Inata é explicada pelas variáveis motivacionais incluídas na análise. Trata-se de um poder explicativo considerado elevado para pesquisas na área de comportamento e adoção tecnológica.

O valor de *Durbin-Watson* (1,774) permaneceu dentro dos limites recomendados, indicando independência dos resíduos.

Tabela 7. ANOVA do modelo 2

Fonte de Variação	SQ	gl	QM	F	p
Regressão	16,723	4	4,181	24,727	<0,001
Resíduo	17,753	105	0,169		
Total	34,476	109			

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos resultados do SPSS (2026).

O teste F, demonstrado na Tabela 7, revelou significância estatística elevada ($F = 24,727$; $p < 0,001$), confirmando que as variáveis independentes explicam conjuntamente a Inovação Inata dos respondentes.

Tabela 8. Coeficientes de regressão do modelo 2

Variável	B	β	t	p
Constante	1,901	–	11,105	<0,001
Motivação Social	0,262	0,417	4,228	<0,001
Motivação Funcional	0,044	0,074	0,801	0,425
Motivação Hedônica	0,093	0,16	1,531	0,129
Motivação Cognitiva	0,106	0,182	2,212	0,029

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos resultados do SPSS (2026).

Os resultados, representados na Tabela 8, demonstram que duas variáveis apresentaram influência estatisticamente significativa sobre a Inovação Inata.

A Motivação Social foi o principal preditor do modelo ($\beta = 0,417$; $p < 0,001$), indicando que indivíduos influenciados por fatores sociais tendem a apresentar maiores níveis de predisposição à inovação.

Além disso, a Motivação Cognitiva apresentou efeito positivo e significativo ($\beta = 0,182$; $p = 0,029$), sugerindo que a busca por conhecimento, aprendizado e exploração intelectual favorece o desenvolvimento de características inovadoras.

Por outro lado, as motivações funcional e hedônica não apresentaram significância estatística, indicando que fatores relacionados à utilidade prática ou ao prazer de utilização da tecnologia não explicam diretamente a Inovação Inata quando analisados conjuntamente com as demais dimensões. A equação estimada para o Modelo 2 foi:

$$II = 1,901 + 0,262(\text{Social}) + 0,044(\text{Funcional}) + 0,093(\text{Hedônica}) + 0,106(\text{Cognitiva})$$

Da mesma forma que no Modelo 1, os indicadores de multicolinearidade mostraram-se adequados, com valores de VIF inferiores a 2,3, não havendo evidências de colinearidade excessiva entre os preditores.

Síntese comparativa dos modelos

Os resultados evidenciam diferenças importantes entre os dois construtos de inovatividade analisados. Enquanto o Domínio Específico de Inovatividade (DSI) foi explicado exclusivamente pela Motivação Social, a Inovação Inata (II) apresentou influência simultânea das motivações Social e Cognitiva.

Além disso, o Modelo 2 apresentou maior capacidade explicativa ($R^2 = 48,5\%$) quando comparado ao Modelo 1 ($R^2 = 26,7\%$), sugerindo que os fatores motivacionais investigados estão mais fortemente

associados à predisposição geral à inovação do que à inovatividade relacionada a um domínio específico.

De forma geral, os achados indicam que a dimensão social constitui o principal antecedente da adoção e utilização de Inteligência Artificial entre estudantes dos cursos de tecnologia. Adicionalmente, a dimensão cognitiva contribui para explicar a Inovação Inata, reforçando a importância da curiosidade intelectual, da busca por conhecimento e da aprendizagem contínua na formação de comportamentos inovadores. A Tabela 9 apresenta uma síntese dos resultados obtidos para as hipóteses propostas nesta pesquisa.

Tabela 9. Síntese dos resultados das hipóteses

Hipótese	Resultado
H1	Rejeitada
H2	Confirmada
H3	Rejeitada
H4	Rejeitada
H5	Rejeitada
H6	Confirmada
H7	Confirmada
H8	Rejeitada

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo teve como objetivo analisar a influência das motivações funcional, social, hedônica e cognitiva sobre a adoção e o uso da Inteligência Artificial por estudantes dos cursos superiores de tecnologia da Faculdade de Tecnologia do Estado de São Paulo (FATEC) e outras instituições, utilizando os construtos de Domínio Específico de Inovatividade (DSI) e Inovação Inata (II).

Para atingir esse objetivo, foi conduzida uma pesquisa quantitativa com aplicação de questionário eletrônico junto a 110 estudantes, cujos dados foram analisados por meio da técnica de regressão linear múltipla utilizando o *software* SPSS. Foram estimados dois modelos analíticos, permitindo avaliar a influência das diferentes dimensões motivacionais sobre dois construtos distintos de inovatividade.

Os resultados evidenciaram que ambos os modelos apresentaram significância estatística global, demonstrando que as motivações analisadas contribuem para a compreensão do comportamento inovador dos estudantes. No entanto, observou-se que a influência das motivações não ocorre de maneira homogênea.

No Modelo 1, que utilizou o Domínio Específico de Inovatividade (DSI) como variável dependente, apenas a Motivação Social apresentou influência positiva e estatisticamente significativa. Esse resultado sugere que fatores relacionados à interação social, reconhecimento, pertencimento a grupos e influência de pares exercem papel relevante na disposição dos estudantes para adotar tecnologias inovadoras em contextos específicos.

Já no Modelo 2, que utilizou a Inovação Inata (II) como variável dependente, verificou-se que tanto a Motivação Social quanto a Motivação Cognitiva apresentaram influência significativa. Esse achado indica que indivíduos mais motivados pela busca de conhecimento, aprendizagem e exploração intelectual tendem a apresentar maior predisposição geral para comportamentos inovadores. Ao mesmo tempo, reforça-se a relevância dos fatores sociais como elemento central na formação e manifestação da inovatividade.

Um dos resultados mais relevantes da pesquisa consiste na identificação da Motivação Social como o principal antecedente da inovatividade em ambos os modelos analisados. Tal evidência sugere que a adoção e o uso da Inteligência Artificial entre estudantes de tecnologia não dependem exclusivamente de fatores utilitários ou técnicos, mas também de elementos relacionados à influência

social, à troca de experiências e à percepção de reconhecimento dentro dos grupos aos quais os indivíduos pertencem.

Contrariando parte da literatura tradicional de adoção tecnológica, os resultados indicam que fatores sociais apresentaram maior capacidade explicativa da inovatividade do que fatores funcionais relacionados à utilidade percebida da tecnologia. Esse achado sugere que, no contexto investigado, a interação entre os estudantes e a validação social associada ao uso da IA podem exercer papel mais relevante do que os benefícios operacionais proporcionados pela ferramenta.

Adicionalmente, verificou-se que as motivações funcional e hedônica não apresentaram efeitos estatisticamente significativos em nenhum dos modelos. Embora a literatura frequentemente associe utilidade percebida e prazer de uso à adoção tecnológica, os resultados encontrados indicam que, para o contexto investigado, esses fatores não são suficientes para explicar os níveis de inovatividade dos estudantes quando analisados conjuntamente com as demais motivações.

Uma possível explicação para a ausência de significância da Motivação Funcional reside no fato de que a utilidade das ferramentas de Inteligência Artificial já pode ser amplamente reconhecida entre estudantes de cursos de tecnologia. Nesse contexto, a percepção de utilidade deixa de atuar como um fator diferenciador entre indivíduos mais ou menos inovadores, uma vez que seus benefícios práticos tendem a ser considerados pressupostos pelos usuários.

De maneira semelhante, a não significância da Motivação Hedônica sugere que aspectos relacionados ao prazer e ao entretenimento proporcionados pelo uso da tecnologia possuem menor relevância em ambientes acadêmicos orientados para desempenho e aprendizagem.

Sendo assim, os estudantes podem perceber a Inteligência Artificial predominantemente como uma ferramenta de apoio às suas atividades educacionais e profissionais, reduzindo a influência de fatores lúdicos sobre seus comportamentos inovadores.

Contribuições Teóricas e Empíricas

Do ponto de vista teórico, a pesquisa contribui para ampliar a compreensão dos fatores que influenciam a adoção de tecnologias baseadas em Inteligência Artificial no ambiente educacional.

Por outro lado, do ponto de vista empírico, a pesquisa oferece evidências obtidas junto a estudantes de cursos superiores de tecnologia, contribuindo para a compreensão do comportamento de adoção da Inteligência Artificial em um contexto acadêmico ainda pouco explorado pela literatura nacional. Os resultados permitem identificar quais dimensões motivacionais apresentam maior relevância para a inovatividade dos estudantes, fornecendo subsídios para futuras investigações quantitativas sobre o tema.

Os resultados reforçam a importância das dimensões sociais e cognitivas na explicação do comportamento inovador, oferecendo evidências empíricas para o desenvolvimento de futuros estudos sobre inovação e adoção tecnológica.

Adicionalmente, o estudo apresenta evidências de que fatores sociais possuem maior capacidade explicativa da inovatividade dos estudantes investigados do que fatores tradicionalmente associados à utilidade percebida da tecnologia. Tal resultado amplia as discussões sobre adoção tecnológica ao demonstrar que a interação social e o reconhecimento entre pares podem exercer papel mais relevante do que aspectos puramente funcionais no contexto da Inteligência Artificial aplicada ao ensino superior.

Em síntese, conclui-se que os fatores sociais desempenham papel central na explicação da inovatividade dos estudantes investigados, enquanto os fatores cognitivos contribuem especificamente para a formação da Inovação Inata. Esses resultados evidenciam que a adoção e o uso da Inteligência Artificial transcendem aspectos puramente tecnológicos, envolvendo processos sociais e cognitivos que influenciam diretamente o comportamento inovador dos indivíduos.

Implicações Práticas

Os resultados sugerem que instituições de ensino superior interessadas em ampliar a adoção inovadora da Inteligência Artificial devem priorizar estratégias colaborativas em detrimento de abordagens exclusivamente técnicas. A criação de comunidades de prática, grupos de estudo, *hackathons*, projetos interdisciplinares e espaços de compartilhamento de experiências pode potencializar a influência social observada neste estudo. Além disso, iniciativas que estimulem a curiosidade intelectual e a experimentação tecnológica podem contribuir para o fortalecimento da Inovação Inata dos estudantes.

Primeiramente, para os professores, os achados indicam a importância de promover atividades que incentivem a colaboração entre os alunos no uso da IA, como projetos em grupo, debates sobre aplicações da tecnologia, desafios práticos e momentos de compartilhamento de experiências. Essas estratégias podem fortalecer tanto a aprendizagem quanto o reconhecimento social associado ao uso inovador dessas ferramentas.

Paralelamente a isso, para os estudantes, os resultados evidenciam que o desenvolvimento de comportamentos inovadores não depende apenas do domínio técnico da Inteligência Artificial, mas também da participação em redes de aprendizagem e da busca contínua por novos conhecimentos. Assim, recomenda-se o envolvimento em grupos de estudo, eventos acadêmicos, projetos extracurriculares e atividades que favoreçam a troca de experiências e a experimentação de novas aplicações da IA.

Por fim, sob a perspectiva dos gestores educacionais, os resultados sugerem a necessidade de criar ambientes institucionais que favoreçam a interação entre estudantes, docentes e tecnologias emergentes. Investimentos em laboratórios de inovação, programas de capacitação, eventos temáticos, competições acadêmicas e políticas de incentivo ao uso responsável da Inteligência Artificial podem contribuir para o fortalecimento de uma cultura de inovação alinhada às demandas contemporâneas do ensino superior.

Limitações e Pesquisas Futuras

Como toda pesquisa, este estudo apresenta limitações. A amostra foi composta por estudantes de cursos de tecnologia da FATEC e de outras instituições de ensino superior, o que limita a generalização dos resultados para outros contextos educacionais ou profissionais de forma abrangente. Além disso, os dados foram coletados em um único momento no tempo, caracterizando um recorte transversal do fenômeno investigado, o que impossibilita estabelecer relações de causalidade de forma definitiva entre as variáveis analisadas.

Outra limitação refere-se ao uso de dados obtidos por meio de autorrelato dos participantes, estando os resultados sujeitos a possíveis vieses de percepção individual e desejabilidade social. Adicionalmente, considerando a rápida evolução das tecnologias de Inteligência Artificial generativa, os achados refletem um contexto tecnológico específico, podendo sofrer alterações à medida que novas ferramentas, funcionalidades e formas de utilização se consolidem no ambiente acadêmico.

Dessa forma, recomenda-se que pesquisas futuras ampliem a amostra para uma variedade ainda maior de instituições de ensino, diferentes áreas do conhecimento e distintos perfis de usuários de Inteligência Artificial. Também são recomendados estudos longitudinais que permitam acompanhar a evolução da adoção dessas tecnologias ao longo do tempo, bem como investigações que utilizem métodos mistos ou abordagens qualitativas para aprofundar a compreensão dos fatores motivacionais associados ao comportamento inovativo.

Por fim, sugere-se a inclusão de novos construtos capazes de ampliar o entendimento dos determinantes da inovatividade e da adoção da IA em contextos educacionais e profissionais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGARWAL, R. & PRASAD, J. *A Conceptual and Operational Definition of Personal Innovativeness in the Domain of Information Technology*. Information Systems Research, 9(2), 204–215, 1998. <http://www.jstor.org/stable/23010927>
- ALBA, J. W. & HUTCHINSON, J. W. *Dimensions of consumer expertise*. Journal of Consumer Research, v. 13, n. 4, p. 411-454, 1987. <https://doi.org/10.1086/209080>
- ARAUJO, C. F. et al. *Domain-specific innovativeness: a meta-analysis in business and consumer*. RAI Revista de Administração e Inovação, v. 13, n. 2, p. 99–106, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.rai.2016.03.003>
- BANDURA, A. *Social Foundations of Thought and action: a Social Cognitive Theory*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1986.
- BHATTACHERJEE, A. *Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model*. MIS Quarterly 1 September 2001; 25 (3): 351–370. <https://doi.org/10.2307/3250921>
- CHIU, T. K. F. *Digital support for student engagement in blended learning based on self-determination theory*. Computers in Human Behavior, v. 124, art. 106909, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106909>
- DAVIS, F. D. et al. *Extrinsic and Intrinsic Motivation to Use Computers in the Workplace*. Journal of Applied Social Psychology, 22: 1111-1132, 1992. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.1992.tb00945.x>
- DWIVEDI, Y. K. et al. “So what if ChatGPT wrote it?” *Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy*. International Journal of Information Management, 71, Article 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- GOLDSMITH, R. E. & HOFACKER, C. F. *Measuring consumer innovativeness*. JAMS 19, 209–221 (1991). <https://doi.org/10.1007/BF02726497>
- HAIR, J. F. et al. *Multivariate data analysis*. 8. ed. Andover: Cengage Learning, 2019.
- KIM, W. B. et al. *Relationships among consumer innovativeness, learning, and global product purchases: store manager perspectives in retailing*. Journal of Retailing and Consumer Services, v. 82, p. 104084, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104084>
- LUI, M. L. C. *Serviços digitais inteligentes: a influência da motivação e da satisfação com a vida no comportamento inovativo e na usabilidade*. 211 f. Tese (Doutorado em Administração de Empresas) - Centro Universitário FEI, São Paulo, 2021. <https://doi.org/10.31414/ADM.2021.T.131686>
- MALHOTRA, N. K. *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. 7. ed. Porto Alegre: Bookman, 2019.
- NETLAND, T. et al. *Comparing human-made and AI-generated teaching videos: An experimental study on learning effects*. Computers & Education, v. 224, p. 105164, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105164>
- ROGERS, E. M. *Diffusion of Innovations*. 5. ed. New York: Free Press, 2003.
- SALHIEH, S. M. & AL-ABDALLAT, Y. *Technopreneurial Intentions: The Effect of Innate Innovativeness and Academic Self-Efficacy*. Sustainability, v. 14, n. 1, p. 238, 2022. <https://doi.org/10.3390/su14010238>
- SCHUMPETER, J. *The theory of economic development*. Harvard Economic Studies, 1934.
- VENKATESH, V. et al. *Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*. MIS Quarterly, Vol. 36, No. 1, pp. 157-178, 2012. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- VENKATESH, V. et al. *User Acceptance of Information Technology: Toward A Unified View*. MIS Quarterly, 27, pp. 425-478, 2003. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- YAN, L. et al. *The effects of generative AI agents and scaffolding on enhancing students' comprehension of visual learning analytics*. Computers & Education, v. 234, p. 105322, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2025.105322>

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, ao meu orientador, Prof. Dr. Marcio de La Cruz Lui, pelo direcionamento preciso, paciência e valiosas contribuições que tornaram viável a realização e o amadurecimento científico desta pesquisa; em seguida, à minha família e aos meus amigos, pelo apoio incondicional, compreensão e incentivo nos momentos de maior dedicação e desafio ao longo desta jornada acadêmica; e, por fim, à Faculdade de Tecnologia do Estado de São Paulo (FATEC) de Itu, pelo espaço de constante aprendizado, infraestrutura e corpo docente que propiciaram minha formação e o desenvolvimento deste trabalho.