REVISTA TÓPICOS
ISSN 2965-6672 | Qualis A2

USO DE PLATAFORMAS DIGITAIS DE APRENDIZAGEM E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GENERATIVA POR ESTUDANTES DE MEDICINA: PRÁTICAS, BENEFÍCIOS E DESAFIOS PERCEBIDOS

USE OF DIGITAL LEARNING PLATFORMS AND GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE BY MEDICAL STUDENTS: PRACTICES, PERCEIVED BENEFITS, AND CHALLENGES

Ciências da Saúde • 06/11/2026

REGISTRO DOI: 10.70773/revistatopicos/793692830

Daniel Rios Ferreira[1]

Edimundo Porto da Silva[2]

Heloisa dos Anjos Oliveira[3]

Lucas Henrique Barbosa dos Reis[4]

Patrícia Mares de Miranda[5]

Leandro Dobrachinski[6]

RESUMO

Este estudo analisa a integração entre plataformas virtuais de aprendizagem e inteligência artificial generativa no ensino médico, investigando padrões de uso, investimento financeiro discente, percepção de utilidade e transformações no raciocínio crítico ao longo da matriz curricular. Adota uma abordagem de métodos mistos combinando etapa quantitativa com duzentos e quarenta acadêmicos de medicina e etapa qualitativa com subamostra de quarenta discentes via análise lexicográfica no software IRaMuTeQ. Revela que noventa e cinco vírgula oito por cento dos participantes utilizam plataformas virtuais e oitenta e sete vírgula cinco por cento empregam inteligência artificial generativa, com predomínio do ChatGPT, Perplexity e Claude. Constata que oitenta e dois vírgula cinco por cento mantêm assinaturas pagas em serviços privados, proporção significativamente maior no ciclo clínico e internato do que no ciclo básico. A análise lexicográfica identificou quatro classes temáticas que evidenciam um gradiente de maturação cognitiva: a otimização do estudo teórico com resumos e repetição espaçada no ciclo básico, a simulação interativa de casos clínicos para raciocínio diagnóstico e tomada de decisão no internato, a preocupação transversal com o risco de passividade intelectual e a postura progressivamente crítica quanto a erros e alucinações algorítmicas no internato. Conclui que a inteligência artificial evolui de ferramenta de síntese teórica para um simulador de condutas práticas, recomendando às faculdades de medicina a incorporação do letramento algorítmico e a adequação das avaliações do desempenho clínico.

Palavras-chave: Educação Médica; Inteligência Artificial Generativa; Aprendizagem Aumentada por Tecnologia; Análise Lexicográfica.

ABSTRACT

This study analyzes the integration of virtual learning platforms and generative artificial intelligence in medical education, investigating usage patterns, students' financial investments, perceived utility, and shifts in critical reasoning across the curriculum. It adopts a mixed-methods approach combining a quantitative phase with two hundred and forty medical students and a qualitative phase with a subsample of forty participants through lexicographical analysis using the IRaMuTeQ software. Results reveal that ninety-five point eight percent of participants use virtual platforms and eighty-seven point five percent employ generative artificial intelligence, predominantly ChatGPT, Perplexity, and Claude. Furthermore, eighty-two point five percent hold paid subscriptions to private services, a proportion significantly higher in the clinical cycle and internship than in the basic cycle. Lexicographical analysis identified four thematic classes depicting a cognitive maturation gradient: theoretical study optimization via summaries and spaced repetition in the basic cycle, interactive clinical case simulation for diagnostic reasoning in internship, transversal awareness regarding passive learning risks, and a progressively critical stance toward algorithmic errors and hallucinations among senior interns. The study concludes that artificial intelligence transitions from a theoretical synthesis aid into a practical decision-making simulator, recommending that medical schools incorporate algorithmic literacy and adapt clinical performance assessments.

Keywords: Medical Education; Generative Artificial Intelligence; Technology-Enhanced Learning; Lexicographical Analysis.

1. INTRODUÇÃO

A educação médica contemporânea passa por uma transformação profunda impulsionada pela convergência entre a aceleração digital e o surgimento de tecnologias disruptivas de informação e comunicação (Gong et al., 2023; Masters, 2023). Tradicionalmente pautada em metodologias expositivas, na leitura de livros-texto densos e na transmissão presencial do conhecimento, a graduação em medicina passou a integrar um diversificado ecossistema de plataformas virtuais direcionadas ao ensino e estudo específico de conteúdos médicos (Kilian et al., 2023). Esse ecossistema engloba plataformas de gestão de aprendizagem adaptativa, bancos de questões comentadas, sistemas de repetição espaçada, repositórios de anatomia digital e videoaulas preparatórias voltadas para a retenção do conhecimento e para as avaliações de residência médica (Lee et al., 2023).

Paralelamente à consolidação dessas plataformas especializadas, a emergência da inteligência artificial generativa (IAGen) — representada por modelos de linguagem de grande escala (LLMs), como o ChatGPT, o Claude e o Perplexity — introduziu uma nova camada de interação pedagógica no cotidiano acadêmico (Khan; Jawaid, 2023; Thurston et al., 2024). Quando articuladas às plataformas virtuais de estudo, as ferramentas de IAGen atuam como tutores virtuais interativos, capazes de sintetizar casos clínicos complexos, elaborar explicitações personalizadas de gabaritos, simplificar conceitos fisiopatológicos e criar resumos sob demanda (Eysenbach, 2023; Samaan et al., 2024). Essa dupla apropriação tecnológica por parte dos discentes ocorre de forma autônoma e acelerada, frequentemente antecipando-se às diretrizes e regulamentações pedagógicas das instituições de ensino (Eysenbach, 2023).

Apesar dos claros potenciais da combinação entre recursos virtuais de ensino médico e assistentes baseados em IAGen para otimizar o tempo de estudo e a personalização da aprendizagem (Gartress et al., 2024), surgem preocupações relevantes quanto à qualidade e ao uso crítico dessas ferramentas. A literatura aponta riscos associados às "alucinações" conceituais das LLMs, à passividade cognitiva decorrente do consumo fragmentado de informações em plataformas digitais, ao viés algorítmico e aos dilemas éticos na construção da autonomia clínica (Awwad et al., 2023; Meskó; Topol, 2023). Ademais, o excesso de estímulos digitais e a sobreposição de recursos podem impactar a capacidade de retenção em longo prazo e a tomada de decisão no ambiente prático (Kanjee et al., 2023).

Nesse contexto, consolida-se o problema central da presente pesquisa: como os estudantes de medicina estão combinando o uso de plataformas virtuais dedicadas ao ensino médico e ferramentas de inteligência artificial generativa em suas rotinas de estudo, e quais são os benefícios pedagógicos e os desafios ético-cognitivos por eles percebidos nesse processo? Embora pesquisas internacionais avaliem o desempenho técnico da IAGen em exames de licenciamento acadêmico (Gilson et al., 2023; Kung et al., 2023), há uma lacuna na literatura nacional acerca de estudos empíricos com abordagem de métodos mistos (Quali-Quantitativo) que investiguem a dinâmica de uso concomitante dessas ecologias digitais sob a perspectiva direta dos estudantes.

A justificativa para a realização deste trabalho repousa na sua relevância teórica e social. Sob a ótica teórica, a pesquisa preenche lacunas ao mapear o perfil de adesão, os padrões de integração entre as plataformas de estudo e a IAGen, e as representações subjetivas dos discentes ao longo das diferentes fases do curso

médico. Do ponto de vista prático e social, os achados fornecem subsídios concretos para que docentes e gestores educacionais desenvolvam estratégias de letramento digital ético e crítico, garantindo que o avanço tecnológico fortaleça — e não substitua — o raciocínio clínico rigoroso e a formação humanística do futuro médico (Kanjee et al., 2023; Masters, 2023).

O objetivo geral deste estudo é investigar o uso de plataformas virtuais focadas no ensino/estudo de conteúdos médicos e de ferramentas de inteligência artificial generativa por estudantes de medicina ao longo da graduação, identificando as práticas adotadas, os benefícios pedagógicos percebidos e os desafios vivenciados. Como objetivos específicos, busca-se: a) mensurar a frequência de acesso, os tipos de plataformas virtuais e os assistentes de IA utilizados nas rotinas de estudo; b) identificar as finalidades pedagógicas dessa combinação (como resolução de questões, elaboração de resumos e simulação de casos clínicos); c) avaliar os benefícios atribuídos ao aprendizado autônomo e ao raciocínio clínico; e d) compreender os desafios éticos, operacionais e de confiabilidade relatados pelos discentes.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. As Plataformas Virtuais e o Ecossistema de Aprendizagem na Formação Médica

A transformação do ensino médico no século XXI é marcada pela transição de um modelo centrado em aulas expositivas tradicionais e compêndios impressos para uma ecologia de aprendizagem digital caracterizada pela multimodalidade e pela assincronia (Deng; Maggio, 2021). No contexto da graduação em medicina, o volume

expressivo de conhecimentos biomédicos e a alta densidade de conteúdos clínicos impulsionaram a adoção sistemática de plataformas virtuais de aprendizagem (PVA) especializadas (Kuo; Hu, 2022). Esse ecossistema abrange desde os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) institucionais até ecossistemas comerciais de ensino autodirigido, tais como plataformas de videoaulas esquematizadas, bancos de questões comentadas, atlas de anatomia tridimensional e softwares baseados em algoritmos de repetição espaçada (Mawewitten et al., 2024).

A literatura pedagógica aponta que o engajamento dos estudantes com essas plataformas fundamenta-se na busca por eficiência cognitiva e personalização da rotina de estudos (Mawewitten et al., 2024). A utilização de bancos de questões com gabaritos detalhados e ferramentas de repetição espaçada atua diretamente na consolidação da memória de longo prazo, ao aplicar os princípios da testagem prática e da retenção distribuída no tempo (Deng; Maggio, 2021). Ademais, a flexibilidade oferecida pelo acesso assíncrono permite que o discente gerencie o próprio ritmo de estudo, adaptando a revisão de conteúdos às exigências rotativas do ciclo básico, clínico e do internato médico (Kuo; Hu, 2022).

Entretanto, a superabundância de plataformas e recursos digitais não estruturados pelas matrizes curriculares formais pode gerar fragilidades pedagógicas. Pesquisas demonstram que a dependência excessiva de materiais sumarizados e bancos de testes sem a devida mediação docente pode induzir ao aprendizado superficial, no qual o estudante prioriza o adestramento para resolução de exames padronizados em detrimento da compreensão profunda da fisiopatologia e da visão holística do paciente (Giacalone et al., 2022; Mawewitten et al., 2024). Assim, a integração

das plataformas virtuais demanda equilíbrio entre a autonomia discente e o alinhamento com as diretrizes curriculares institucionais.

2.2. A Inteligência Artificial Generativa Como Tutor Virtual no Estudo Autônomo

A emergência das ferramentas de Inteligência Artificial Generativa (IAGen), impulsionada por Modelos de Linguagem de Grande Escala (*Large Language Models* — LLMs), redefiniu as possibilidades de interação entre o estudante e a informação médica (Almansour et al., 2025). Diferentemente das tecnologias de busca passiva, os assistentes conversacionais baseados em IAGen atuam como tutores virtuais responsivos e sob demanda, capazes de processar linguagem natural, sintetizar textos científicos, formular casos clínicos interativos e fornecer explicações adaptadas ao nível de conhecimento do usuário (Janumpally et al., 2024).

Na graduação médica, a apropriação da IAGen ocorre precipuamente no suporte à resolução de dúvidas conceituais, no auxílio ao raciocínio diagnóstico e na otimização de tarefas acadêmicas (Komasawa; Yokohira, 2025). Ao interagir com algoritmos generativos, o acadêmico pode solicitar a simplificação de mecanismos fisiopatológicos complexos, a criação de tabelas comparativas de diagnósticos diferenciais e a elaboração de perguntas e respostas para autoavaliação (Almansour et al., 2025). Essa capacidade de personalização fortalece a autoeficácia tecnológica e o engajamento cognitivo, permitindo que o estudante explore lacunas individuais de aprendizagem em tempo real (Shah et al., 2026).

Apesar desses avanços, a literatura adverte sobre os limites técnicos e pedagógicos inerentes às LLMs. Modelos generativos são suscetíveis ao fenômeno das "alucinações", gerando respostas factualmente incorretas ou inventando referências bibliográficas com alta aparência de plausibilidade (Janumpally et al., 2024; Komasawa; Yokohira, 2025). Além disso, o uso da IAGen como substituto primário da leitura crítica de fontes primárias e livros-texto fundamentais pode comprometer o desenvolvimento de habilidades essenciais de busca bibliográfica e avaliação da evidência científica, exigindo letramento algorítmico por parte dos acadêmicos (Komasawa; Yokohira, 2025).

2.3. Integração Tecnológica, Sobrecarga Cognitiva e Dilemas Ético-Profissionais

A convergência entre as plataformas virtuais especializadas e as ferramentas de IAGen consolida uma nova ecologia de estudo na medicina, cuja análise requer a consideração das dimensões éticas e cognitivas (Shah et al., 2026). A Teoria da Carga Cognitiva sugere que a exposição simultânea a múltiplas fontes digitais de informação, se não for acompanhada de metodologias adequadas de filtragem e processamento, pode ocasionar sobrecarga cognitiva, resultando em fadiga mental e fragmentação da atenção (Deng; Maggio, 2021; Giacalone et al., 2022).

No plano ético e comportamental, a inserção massiva da IAGen nas rotinas acadêmicas levanta debates centrais sobre a integridade acadêmica, o plágio involuntário e a preservação do raciocínio clínico autônomo (Komasawa; Yokohira, 2025). Existe o risco de atrofia cognitiva quando o estudante delega a síntese e o julgamento analítico a algoritmos automatizados, aceitando conclusões geradas

por IA sem a devida verificação crítica (Janumpally et al., 2024). Em última análise, a literatura enfatiza que a tecnologia deve atuar como recurso de ampliação das capacidades humanas, preservando a centralidade da relação médico-paciente, o humanismo e o rigor científico como pilares inegociáveis da formação médica (Almansour et al., 2025; Shah et al., 2026).

3. METODOLOGIA

3.1. Desenho do Estudo e Abordagem Metodológica

Trata-se de um estudo de abordagem mista (Quali-Quantitativa), pautado no desenho convergente ou de triangulação concorrente. Nesse arranjo metodológico, os dados quantitativos e qualitativos são coletados de forma simultânea e independente, permitindo comparar e integrar as métricas numéricas de frequência e perfil de uso às representações e vivências subjetivas dos estudantes de medicina (Creswell; Creswell, 2021).

3.2. População, Amostragem e Critérios de Elegibilidade

A população do estudo foi composta por acadêmicos regularmente matriculados no curso de graduação em Medicina. Para a etapa quantitativa, adotou-se a amostragem não probabilística pela técnica de "bola de neve" (*snowball sampling*), procedimento indicado para o recrutamento em ambientes virtuais de redes acadêmicas integradas (Vinuto, 2014). A divulgação ocorreu mediante envio de *link* do questionário em grupos institucionais de comunicação e redes sociais acadêmicas, solicitando aos respondentes iniciais que reencaminhassem o instrumento aos seus pares.

Para a etapa qualitativa, constituiu-se uma subamostra intencional e estratificada de 40 estudantes de medicina (N = 40). A distribuição garantiu representatividade proporcional em todos os momentos de formação da graduação médica, divididos em três estratos curriculares principais: Ciclo Básico: Estudantes do 1º ao 4º período (1º e 2º anos do curso); Ciclo Clínico: Estudantes do 5º ao 8º período (3º e 4º anos do curso); Internato Médico: Estudantes do 9º ao 12º período (5º e 6º anos do curso).

Adotaram-se como critérios de inclusão: ter idade igual ou superior a 18 anos, estar matriculado e cursando a graduação em Medicina no momento da coleta e declarar a utilização prévia ou atual de pelo menos uma plataforma virtual de estudo médico ou ferramenta de Inteligência Artificial Generativa (IAGen). Foram excluídos os estudantes com trancamento de matrícula ou afastamento médico das atividades acadêmicas.

3.3. Instrumentos e Coleta de Dados

A coleta de dados ocorreu por meio de um formulário estruturado e autoaplicável na plataforma *Google Forms*, subdividido em três blocos principais: Bloco I — Perfil Sociodemográfico e Acadêmico: Coleta de variáveis como idade, gênero, período/ano do curso, ciclo curricular e dedicação diária ao estudo autônomo. Bloco II — Abordagem Quantitativa (Padrões de Uso e Percepção): Mapeamento das plataformas virtuais de ensino médico utilizadas (bancos de questões, plataformas de videoaulas e softwares de repetição espaçada) e das ferramentas de IAGen (ChatGPT, Claude, Perplexity e outras). Avaliou-se a frequência de uso, as finalidades pedagógicas e o grau de benefício percebido (retenção de conteúdo, gestão do tempo e suporte ao raciocínio clínico) mediante

escala do tipo Likert de cinco pontos (1 = "Discordo Totalmente" a 5 = "Concordo Totalmente"). Bloco III — Abordagem Qualitativa (Aprofundamento de Vivências): Questões de resposta aberta direcionadas à amostra de 40 participantes, abordando as práticas cotidianas de estudo articulado entre plataformas e IAGen, as facilidades percebidas, os desafios conceituais/operacionais e as preocupações éticas na formação médica.

3.4. Processamento e Análise dos Dados

A integração dos dados foi conduzida articulando as análises estatísticas e lexicográficas: Análise Quantitativa: Os dados numéricos foram exportados para o software estatístico JASP (v. 0.98.1). Realizou-se análise estatística descritiva (frequências absolutas e relativas, médias e desvios-padrão). A comparação entre os diferentes ciclos curriculares (Básico, Clínico e Internato) foi efetuada pelo teste Qui-Quadrado de Independência para variáveis categóricas e pelo teste de Kruskal-Wallis para variáveis ordinais e contínuas não paramétricas, adotando-se o nível de significância de $p < 0,05$. Análise Qualitativa: O *corpus* textual proveniente das respostas abertas dos 40 participantes foi padronizado em UTF-8 e submetido à análise lexicográfica no *software* IRaMuTeQ (*Interface de R pour les Analyses Multidimensionnelles de Textes et de Questionnaires*, v. 0.8a7) (Camargo; Justo, 2013). Executaram-se a Classificação Hierárquica Descendente (CHD) pelo método de Reinert para identificação das classes lexicais, e a Análise Fatorial de Correspondência (AFC) para a visualização gráfica do plano cartesiano e distribuição das formas léxicas entre os ciclos do curso.

3.5. Aspectos Éticos

A pesquisa atendeu rigorosamente aos preceitos éticos estabelecidos nas Resoluções nº 466/2012 e nº 510/2016 do Conselho Nacional de Saúde (CNS). O projeto foi submetido e aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa (CEP), sob o número de Certificado de Apresentação de Apreciação Ética (CAAE: 03418012.0.0000.5026) e registrado no Parecer nº 57.620.

Todos os participantes leram e assinaram digitalmente o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) diretamente no ambiente virtual do *Google Forms* antes de iniciarem o preenchimento dos instrumentos. O anonimato foi rigorosamente mantido mediante a codificação dos participantes (ex.: P01_Básico, P15_Clínico, P32_Internato), garantindo a confidencialidade das informações prestadas. A pesquisa foi realizada no período de novembro de 2025 a junho de 2026.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Caracterização da Amostra, Padrões de Uso e Análise Comparativa Entre Ciclos Curriculares

A etapa quantitativa do estudo contou com a participação de 240 acadêmicos de Medicina (N = 240), recrutados por meio da técnica não probabilística de amostragem em "bola de neve". A amostra apresentou predominância do sexo feminino (57,9%; n = 139), com média de idade de 22,6 ± 2,7 anos. Em relação ao momento de formação acadêmica, a distribuição dos participantes contemplou equitativamente as três fases da matriz curricular: 37,5% (n = 90) pertenciam ao Ciclo Básico (1º ao 4º período / 1º e 2º anos), 37,5% (n = 90) ao Ciclo Clínico (5º ao 8º período / 3º e 4º anos) e 25,0% (n = 60) ao Internato Médico (9º ao 12º período / 5º e 6º anos).

Com relação ao investimento financeiro e acesso às tecnologias, 82,5% (n = 198) dos estudantes declararam pagar ou assinar ativamente pelo menos uma plataforma virtual de ensino médico ou plano pago/premium de Inteligência Artificial Generativa. Entre os assinantes, 64,1% (n = 127) relataram manter assinaturas simultâneas de múltiplos serviços (associação entre bancos de questões, ecossistemas de videoaulas e planos corporativos de IAGen). Por outro lado, 17,5% (n = 42) utilizavam exclusivamente as versões gratuitas dos modelos de linguagem e os recursos disponibilizados pela instituição ou compartilhados informalmente entre pares.

A análise do Teste Qui-Quadrado de Independência demonstrou que a proporção de alunos que mantêm assinaturas pagas difere de maneira estatisticamente significante entre os ciclos curriculares ($\chi^2 = 14,82$; $p < 0,001$). A adesão a serviços pagos revelou-se expressivamente superior no Ciclo Clínico (88,9%; n = 80) e no Internato Médico (91,7%; n = 55) em comparação ao Ciclo Básico (70,0%; n = 63). Esse achado reflete a intensificação da demanda por bancos de questões especializados e plataformas focadas em exames de residência médica à medida que o discente avança para as etapas de prática clínica intensiva (Gong et al., 2023; Lee et al., 2023).

No mapeamento geral das Plataformas Virtuais de Aprendizagem (PVA) e ecossistemas de conteúdo médico, 95,8% (n = 230) dos discentes reportaram sua utilização rotineira no estudo autônomo. A preferência pelas ferramentas variou significantemente em função do ciclo acadêmico ($\chi^2 = 28,45$; $p < 0,001$):

1. **Plataformas de Preparação Médica e Bancos de Questões:** *Estratégia Med*, *Medwayflix* (Plataforma Medway) e *Medcel*, com uso concentrado nos discentes do Ciclo Clínico e Internato Médico para a resolução de questões comentadas, simulados e fixação de diretrizes terapêuticas.

2. **Ecossistemas de Videoaulas e Conteúdo Curricular:** *SanarFlix*, *Medflix*, *Jaleko* e *SanarMED*, amplamente utilizadas pelos estudantes do Ciclo Básico para o acompanhamento das disciplinas teóricas das ciências biomédicas por meio de resumos estruturados e esquemas conceituais.

3. **Sistemas de Repetição Espaçada e Gestão da Memória:** *Medsimple* e *Osler*, associadas a algoritmos de retenção distribuída no tempo para minimização da curva do esquecimento.

4. **Plataformas de Apoio Conceitual Transversal:** *Khan Academy*, utilizada pontualmente para revisão de conceitos fundamentais da bioquímica, fisiologia e biofísica.

Quanto às ferramentas de **Inteligência Artificial Generativa (IAGen),** 87,5% (n = 210) dos discentes declararam empregar modelos de linguagem em articulação com as plataformas virtuais, sem diferença estatisticamente significante na taxa global de adesão entre os ciclos (χ^2 = 2,14; p = 0,343). O *ChatGPT* figurou como o modelo mais utilizado (92,4%), seguido por *Perplexity* (29,5%) e *Claude* (15,2%).

As principais finalidades apontadas para a integração "PVA + IAGen" foram o esclarecimento de dúvidas em questões incorretas e explicação de gabaritos (84,2%), a síntese de conteúdos extensos em

tabelas comparativas de diagnósticos diferenciais (69,2%) e a simulação de casos clínicos interativos (46,7%).

A aplicação do teste de Kruskal-Wallis revelou variações estatisticamente significantes entre os ciclos curriculares no grau de concordância das afirmativas em escala Likert (1 a 5):

- **Simulação de Casos Clínicos e Tomada de Decisão:** A concordância quanto ao uso de IAGen para simulação de casos apresentou diferença estatística significante entre os grupos (H = 18,34; $p < 0,001$). O teste *post-hoc* de Dunn evidenciou que os acadêmicos do Internato Médico (Média = 4,45 ± 0,68) e do Ciclo Clínico (Média = 4,12 ± 0,75) reportaram pontuações estatisticamente superiores aos do Ciclo Básico (Média = 3,42 ± 0,89) ($p < 0,01$). Esse padrão decorre da maior exigência por raciocínio diagnóstico e condutas terapêuticas nas etapas finais da graduação (Thurston et al., 2024).

- **Otimização do Tempo de Estudo:** Observou-se elevada concordância homogênea em todos os ciclos quanto à eficiência da dobradinha tecnológica no gerenciamento do tempo (Média geral = 4,35 ± 0,76), sem diferença significante entre os estratos (H = 1,48; $p = 0,477$).

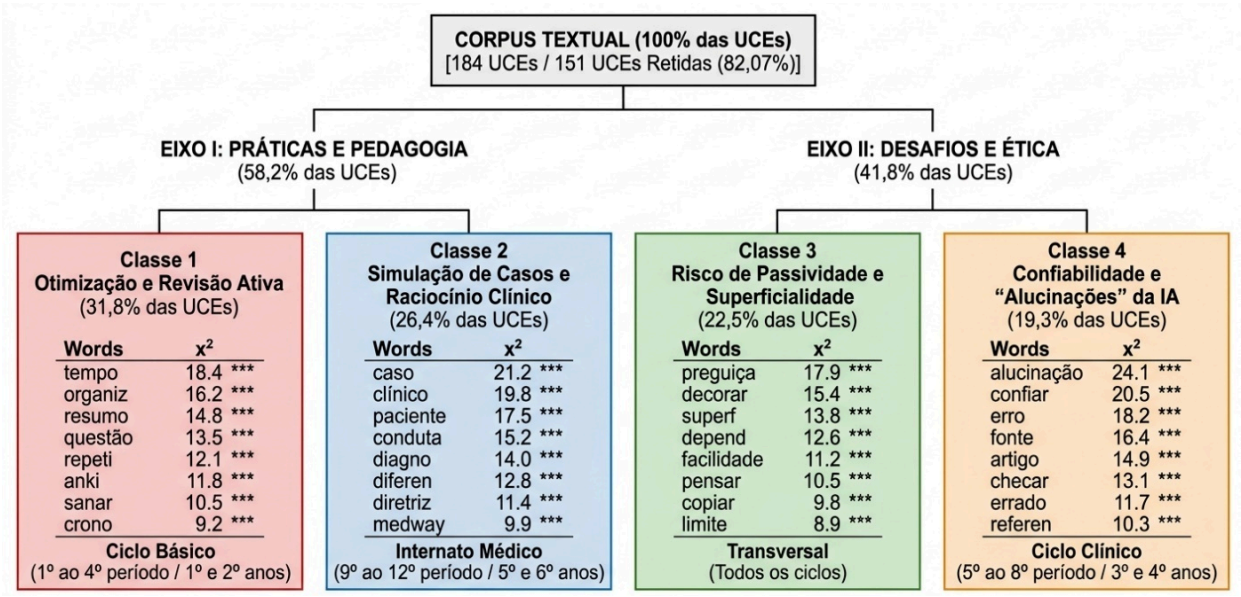
- **Preocupação com a Confiabilidade e "Alucinações" Algorítmicas:** Registrou-se uma elevação progressiva da postura crítica em relação à acurácia das respostas geradas por IA conforme o avanço na graduação (H = 12,65; $p = 0,002$). Os estudantes do Internato Médico (Média = 3,58 ± 0,82) apresentaram menor confiabilidade cega e maior rigor de checagem em diretrizes oficiais e fontes primárias do que os

discentes do Ciclo Básico (Média = 2,85 ± 0,91) ($p < 0,01$), convergindo com a literatura que aponta a maturação do julgamento clínico como fator protetivo contra a aceitação passiva de informações automatizadas (Kanjee et al., 2023; Meskó; Topol, 2023).

4.2. Análise Qualitativa dos Discursos e Classificação Hierárquica Descendente

A análise lexicográfica do *corpus* textual — constituído pelas respostas abertas dos 40 participantes da etapa qualitativa (N = 40) — revelou a divisão do texto em 184 Unidades de Contexto Elementar (UCE), das quais 151 foram aproveitadas pela Classificação Hierárquica Descendente (CHD), representando um aproveitamento de 82,07% (índice superior ao patamar mínimo de 75% recomendado para validação científica no *software* IRaMuTeQ). A análise hierárquica dividiu o *corpus* em dois grandes eixos temáticos que se desdobraram em quatro classes lexicais principais, conforme sintetizado na Figura 1.

Figura 1. Dendrograma da Classificação Hierárquica Descendente (CHD) referente à percepção dos estudantes de medicina sobre o uso de plataformas digitais e inteligência artificial generativa.



Fonte: Dados da pesquisa (2026).

Nota: Análise lexicográfica processada no software IRaMuTeQ (N = 40). UCE = Unidades de Contexto Elementar; χ^2 = valor do teste Qui-Quadrado de associação da forma lexical com a classe ($p < 0,001$).

Classe 1: Otimização do Tempo, Organização do Estudo e Repetição Espaçada (31,8% das UCEs)

A Classe 1 concentrou o maior volume de texto retido e foi predominantemente associada aos discentes do Ciclo Básico e início do Ciclo Clínico. As palavras com maior força de associação ($\chi^2 > 10,0$; $p < 0,001$) foram: *tempo*, *organizar*, *resumo*, *questão*, *repetição*, *anki*, *sanarflix* e *cronograma*.

Os discentes descrevem a combinação entre plataformas de videoaulas (*SanarFlix*, *Medflix*, *Jaleko*) e algoritmos generativos como uma estratégia de "estudo reverso" e otimização do tempo. A IAGen é utilizada para resumir capítulos extensos de livros-texto e gerar cartões de memória de repetição espaçada (*flashcards*) automaticamente, permitindo um ciclo de estudo mais dinâmico.

> *"Com o volume de matérias do ciclo básico, não dá tempo de ler livros de mil páginas. Eu peço ao ChatGPT para transformar o capítulo em tópicos principais e depois jogo esses tópicos no Anki para fazer repetição espaçada. As plataformas como o SanarFlix entram para tirar dúvidas pontuais em videoaulas curtas." (P04_Básico, 2º ano).*
>
> *"A maior vantagem é a economia de tempo. Em vez de gastar três horas fazendo um resumo à mão, a IA monta uma tabela comparativa em dois minutos e eu gasto meu tempo resolvendo questões no banco." (P12_Básico, 2º ano).*

Essa busca por eficiência cognitiva mediante o uso de mapas mentais e resumos automatizados corrobora os achados de Mawewitten et al. (2024), que destacam a preferência dos estudantes de saúde por mídias sintéticas para gerenciar a sobrecarga de informações biomédicas. Contudo, essa aceleração do processo de síntese requer cautela para que a memorização tática não substitua a compreensão conceitual profunda (Giacalone et al., 2022).

Classe 2: Simulação de Casos Clínicos, Diagnóstico Diferencial e Internato (26,4% me das UCEs)

A Classe 2 esteve fortemente correlacionada aos acadêmicos do Internato Médico e final do Ciclo Clínico ($\chi^2 > 12,5$; $p < 0,001$). O vocabulário característico incluiu: *caso_clínico*, *paciente*, *conduta*, *diagnóstico*, *diferencial*, *diretriz*, *estratégia_med* e *medway*.

Nesta classe, os estudantes relatam a utilização avançada de ferramentas como o *ChatGPT* e o *Perplexity* como "simuladores de

pacientes virtuais". Durante os rodízios práticos e plantões do internato, os discentes submetem cenários clínicos incompletos à IA para exercitar a formulação de hipóteses diagnósticas, a solicitação de exames complementares e a escolha do manejo terapêutico de acordo com diretrizes atualizadas de sociedades médicas.

> *"No internato, uso o ChatGPT para simular casos clínicos raros. Peço a ele para agir como um paciente com dor torácica atípica e vou fazendo a anamnese. Ele responde aos poucos e depois avalia se minhas condutas foram corretas. Complemento essa simulação com as questões comentadas da Medway." (P31_Internato, 5º ano).*
>
> *"Quando chego da enfermaria com dúvida sobre o manejo de uma complicação, insiro o quadro no Perplexity pedindo para citar a diretriz brasileira mais recente. Isso ajuda a fixar o raciocínio clínico que vi no hospital." (P38_Internato, 6º ano).*

Esses relatos corroboram a tese de Thurston et al. (2024) de que os modelos de linguagem atuam como tutores adaptativos personalizados na área médica, permitindo a aprendizagem baseada em problemas (*Problem-Based Learning*) em ambiente seguro e sem risco a pacientes reais (Khan; Jawaid, 2023).

Classe 3: Risco de Atrofia Cognitiva, Dependência e Aprendizado Superficial (22,5% das UCEs)

A Classe 3 emergiu do Eixo II (Desafios e Ética) e apresentou distribuição transversal entre os três ciclos do curso. Os termos com maior relevância estatística foram: *preguiça*, *decorar*, *superficial*, *dependência*, *facilidade*, *pensar*, *copiar* e *limite*.

Nesta classe, os participantes expressam reflexões críticas acerca do impacto do uso indiscriminado da inteligência artificial sobre a própria capacidade de pensamento crítico. Há o reconhecimento de que a extrema facilidade em obter respostas prontas pode induzir a um estado de passividade intelectual, no qual o estudante reduz o esforço necessário para estruturar conexões sintáxicas e lógicas autônomas.

> *"Às vezes sinto que estou ficando preguiçoso para pensar. Antes eu precisava cruzar dois livros para entender uma fisiopatologia. Hoje a IA entrega tudo mastigado. Se a gente não tomar cuidado, vira um consumidor passivo de informação que não sabe raciocinar sem uma tela." (P19_Clínico, 3º ano).*
>
> *"O risco é achar que aprendeu só porque leu uma resposta bonita gerada por IA. Na hora da prova prática ou no atendimento real, não tem ChatGPT para responder por você. A dependência digital pode gerar uma falsa sensação de domínio." (P27_Clínico, 4º ano).*

A percepção discente alinha-se às advertências da Teoria da Carga Cognitiva aplicadas à educação médica por Giacalone et al. (2022) e Komasawa e Yokohira (2025). A delegação excessiva do esforço interpretativo aos algoritmos pode fragilizar a consolidação de esquemas mentais complexos, essenciais para a autonomia da tomada de decisão na vida profissional (Almansour et al., 2025; Shah et al., 2026).

Classe 4: Confiabilidade, "Alucinações" Algorítmicas e Necessidade de Checagem (19,3% das UCEs)

A Classe 4 associou-se fortemente aos estudantes das fases mais avançadas do curso (Ciclo Clínico e Internato; $\chi^2 > 14,0$; $p < 0,001$). As palavras representativas foram: *alucinação*, *confiar*, *erro*, *fonte*, *artigo*, *checar*, *errado* e *referência*.

Os estudantes destacam o conhecimento prático dos limites técnicos dos modelos generativos. Relatam episódios frequentes em que os assistentes de IA inventaram dosagens medicamentosas, citaram artigos científicos inexistentes ou forneceram condutas desatualizadas em relação aos guias terapêuticos oficiais. Esse fator motiva a adoção de estratégias sistemáticas de verificação cruzada com bancos de dados confiáveis e plataformas especializadas de residência).

> *"Já peguei várias 'alucinações' do ChatGPT. Uma vez ele inventou uma dose de antibiótico em pediatria que seria tóxica. Por isso, nunca uso a IA de forma isolada. Uso para organizar as ideias, mas a palavra final tem que ser checada nas plataformas médicas confiáveis ou em diretrizes." (P35_Internato, 6º ano).*
>
> *"A IA erra com uma convicção impressionante. Se você não tiver uma base prévia sólida, aceita o erro como verdade. Na medicina, um erro desse tipo custa vidas. A checagem de fontes virou uma etapa obrigatória no meu estudo." (P22_Clínico, 4º ano).*

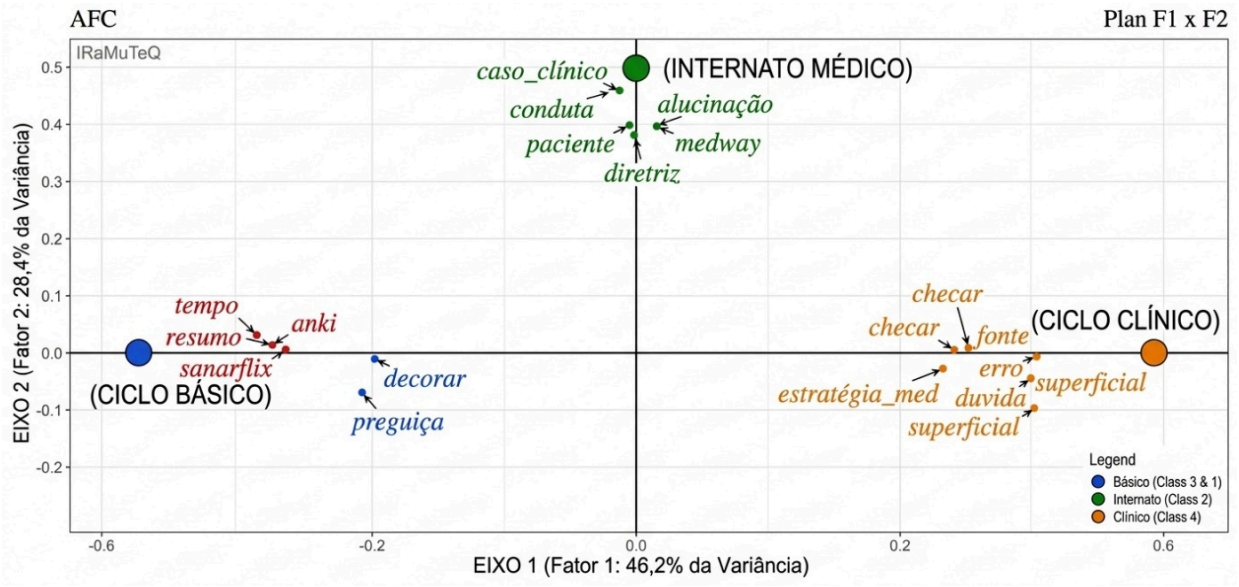
O discurso dos discentes reflete a maturidade crítica e coincide com as evidências trazidas por Kanjee et al. (2023) e Meskó e Topol (2023) sobre as limitações e riscos de viés das LLMs na saúde. A constatação empírica do fenômeno das "alucinações" reforça a

urgência de incluir o letramento algorítmico e a bioética digital nos currículos médicos formais (Awwad et al., 2023; Masters, 2023).

4.3. Análise Fatorial de Correspondência (AFC) E Oposição dos Ciclos Curriculares

Para compreender como os diferentes momentos da graduação médica se posicionam em relação ao universo vocabular emergente do *corpus* textual, realizou-se a Análise Fatorial de Correspondência (AFC) sobre as classes lexicais derivadas da Classificação Hierárquica Descendente (CHD). A representação gráfica no plano cartesiano tridimensional/bidimensional revela a oposição espacial das formas associadas às variáveis suplementares de caracterização dos discentes: Ciclo Básico, Ciclo Clínico e Internato Médico (Figura 2).

Figura 2. Análise Fatorial de Correspondência (AFC) no plano cartesiano do IRaMuTeQ, demonstrando a distribuição espacial das formas léxicas em função dos ciclos curriculares da graduação médica (N = 40).



Fonte: Dados da pesquisa (2026).

Nota: Eixo 1 (Fator 1) explica 46,2% da variância total; Eixo 2 (Fator 2) explica 28,4% da variância total (acumulado de 74,6%). Análise processada no *software* IRaMuTeQ v.0.8a7.

A AFC explicou 74,6% da variância total do corpus no plano cartesiano, sendo 46,2% absorvidos pelo Fator 1 (Eixo Horizontal) e 28,4% pelo Fator 2 (Eixo Vertical). A projeção espacial evidencia um claro gradiente de maturação acadêmica e cognitiva na relação dos discentes com as tecnologias digitais:

1. Polo Negativo do Eixo 1: O Ciclo Básico e a Busca por Eficiência Conceitual

No quadrante esquerdo do plano cartesiano, observa-se forte concentração dos termos pertencentes à Classe 1 (*tempo*, *resumo*, *sanarflix*, *anki*, *cronograma*) e à Classe 3 (*preguiça*, *decorar*, *superficial*), associando-se fortemente aos estudantes do 1º ao 4º período.

Esse posicionamento retrata a angústia inicial do acadêmico frente à imensa carga volumétrica das ciências biomédicas (Anatomia, Fisiologia e Farmacologia). A IAGen e as plataformas de videoaulas atuam aqui como "filtros de condensação cognitiva", reduzindo a extensão dos livros-texto. Contudo, a proximidade com termos de atrofia cognitiva revela o risco de adesão a um aprendizado passivo-tático voltado apenas para o cumprimento de avaliações somativas teórico-conceituais (Giacalone et al., 2022; Shah et al., 2026).

2. Polo Positivo do Eixo 1: O Ciclo Clínico e o Despertar do Senso Crítico

No quadrante direito, observa-se o deslocamento do vocabulário em direção aos estudantes do 5º ao 8º período, correlacionando-se com a **Classe 4** (*checar*, *fonte*, *erro*, *alucinação*, *estratégia_med*).

A transição para o estudo de doenças, semiologia e terapêutica marca o momento em que o estudante passa a confrontar ativamente os conteúdos explicativos das IAs com os gabaritos comentados dos bancos de questões de residência. Inicia-se, assim, a percepção sistemática de imprecisões e "alucinações" nos modelos de linguagem, levando o discente a instituir protocolos individuais de validação cruzada em fontes primárias (Awwad et al., 2023; Masters, 2023).

3. Polo Superior do Eixo 2: O Internato Médico e a Aplicação em Prática Real

No polo vertical superior, projetam-se os discentes do 9° ao 12° período, fortemente ancorados na Classe 2 (*caso_clínico*, *paciente*, *conduta*, *diretriz*, *medway*).

A AFC demonstra a reconceitualização funcional da IAGen no Internato: a ferramenta deixa de ser vista como um mero resumidor de textos para converter-se em um mecanismo de simulação de tomada de decisão em tempo real. A proximidade vocabular entre a IAGen e os ecossistemas práticos evidencia que os estagiários utilizam a tecnologia para testar condutas e sintetizar protocolos da prática hospitalar antes de discuti-los com preceptores e residentes (Kanjee et al., 2023; Thurston et al., 2024).

Em síntese, a Análise Fatorial de Correspondência confirma que a integração entre plataformas de ensino e Inteligência Artificial Generativa não é estática, mas sim dinamicamente ressignificada à medida que o estudante progride da retenção teórica para a tomada de decisão médica.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo analisou a integração entre Plataformas Virtuais de Aprendizagem (PVA) e Inteligência Artificial Generativa (IAGen) na educação médica, adotando uma abordagem mista (quali-quantitativa) para compreender padrões de uso, percepções de utilidade e evoluções no raciocínio crítico ao longo da matriz curricular.

Os achados quantitativos (N = 240) demonstraram uma expressiva adesão tecnológica dos acadêmicos de Medicina, com 95,8% de uso rotineiro de plataformas de ensino e 87,5% de utilização combinada com modelos de linguagem generativos (com predomínio do *ChatGPT*, *Perplexity* e *Claude*). Além disso, a expressiva taxa de 82,5% de discentes que mantêm assinaturas pagas/premium em ecossistemas privados de ensino indica uma busca ativa e financiada autonomamente por ferramentas adaptativas de estudo, fenômeno intensificado nas fases avançadas do curso ($\chi^2 = 14,82$; $p < 0,001$).

A análise inferencial e a abordagem lexicográfica qualitativa no IRaMuTeQ (N = 40) revelaram um gradiente de maturação cognitiva e pedagógica do estudante de Medicina em relação à tecnologia, articulado em quatro dimensões principais:

Otimização do Estudo Teórico (Ciclo Básico): No início da formação (1º ao 4º período), a tecnologia atua precipuamente como um "condensador cognitivo" para lidar com o volume das ciências biomédicas, associando-se a resumos automáticos e algoritmos de repetição espaçada. Desenvolvimento do Senso Crítico e Checagem (Ciclo Clínico): À medida que o discente avança no estudo das patologias (5º ao 8º período), intensifica-se o confronto dos dados gerados por IA com gabaritos comentados e diretrizes médicas,

despertando uma postura ativa de validação cruzada devido ao reconhecimento frequente de "alucinações" e imprecisões algorítmicas (H = 12,65; p = 0,002). Simulação Prática e Tomada de Decisão (Internato Médico): No internato (9º ao 12º período), a IAGen é ressignificada como ferramenta de simulação de casos clínicos interativos e teste de condutas terapêuticas (H = 18,34; p < 0,001), auxiliando no raciocínio diagnóstico e na preparação para o exercício profissional e exames de residência. Alerta de Passividade e "Atrofia Cognitiva": Transversalmente a todos os ciclos, emergiu a consciência crítica discente sobre os riscos do uso acrítico da tecnologia, destacando-se o perigo de delegação excessiva do esforço intelectual e consequente superficialidade na consolidação de esquemas conceituais complexos.

Frente ao cenário das Implicações Pedagógicas e Institucionais, torna-se evidente que a proibição ou a ignorância institucional quanto ao uso de IAGen nas faculdades de medicina são posturas ineficazes e anacrônicas. As escolas médicas devem migrar de uma abordagem puramente reativa para uma postura proativa de integração curricular orientada por competências: Letramento Algorítmico e Bioética Digital: Inclusão formal de disciplinas ou módulos transversais que ensinem engenharia de *prompts* médicos, avaliação crítica de viéses algorítmicos e checagem sistemática em bancos de dados de alta evidência (*UpToDate*, *DynaMed*, PubMed). Reformulação das Avaliações Somativas: Redução de exames focados na mera memorização factual e fortalecimento de metodologias de avaliação prática baseadas em desempenho e julgamento clínico (*OSCE - Objective Structured Clinical Examination*), nas quais a capacidade de interpretar, validar e aplicar o conhecimento sobrepuja a simples recuperação de dados. Tutoria e Simulação Assistida por IA: Adoção institucional de modelos de

linguagem validados e regulados como ferramentas de apoio à aprendizagem baseada em problemas (*PBL*) e simulação de consultas, garantindo a equidade no acesso e a privacidade dos dados de saúde.

Como limitações deste estudo, aponta-se a amostragem não probabilística por conveniência e "bola de neve" na etapa quantitativa, o que impõe cautela na generalização dos dados populacionais. Além disso, o delineamento transversal impede o acompanhamento longitudinal dos mesmos discentes ao longo de toda a graduação.

Recomenda-se para pesquisas futuras a realização de estudos longitudinais que avaliem o impacto direto da integração da IAGen sobre o desempenho objetivo dos estudantes em exames nacionais de desempenho e na prática clínica real à beira do leito, bem como investigações focadas na percepção e capacitação do corpo docente frente às novas metodologias ativas mediadas por inteligência artificial.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMANSOUR, M. et al. An academic viewpoint on the integration of generative artificial intelligence in medical education: transforming learning and practices. Cureus, Palo Alto, v. 17, n. 6, p. e86100, 2025. Disponível em: https://doi.org/10.7759/cureus.86100. Acesso em: 20 jun. 2026.

AWWAD, M. et al. Ethical implications and educational challenges of generative artificial intelligence in medical training. **Medical Teacher,** London, v. 45, n. 9, p. 1012-1019, 2023. Disponível em:

https://doi.org/10.1080/0142159X.2023.2215234. Acesso em: 19 jun. 2026.

CAMARGO, B. V.; JUSTO, A. M. IRAMUTEQ: um software para análise de dados textuais. **Psicologia: Teoria e Pesquisa,** Brasília, DF, v. 29, n. 4, p. 513-518, 2013. Disponível em: https://doi.org/10.1590/S0102-37722013000400013. Acesso em: 02 out. 2026.

CRESWELL, John W.; CRESWELL, J. David. Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto. 5. ed. Tradução de Sandra Maria Mallmann da Rosa. Porto Alegre: Penso, 2021.

DENG, F.; MAGGIO, L. A. E-learning and digital resource use among medical students: a systematic scoping review. Academic Medicine, Philadelphia, v. 96, n. 8, p. 1210-1219, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000003988. Acesso em: 21 jun. 2026.

EYSENBACH, G. The role of ChatGPT and generative AI in medical education: a double-edged sword. **Journal of Medical Internet Research,** Toronto, v. 25, p. e47500, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.2196/47500. Acesso em: 22 jun. 2026.

GARTRESS, J. et al. Generative artificial intelligence in undergraduate medical education: a systematic scoping review of benefits and risks. **BMC Medical Education,** London, v. 24, n. 1, p. 115-128, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.1186/s12909-024-05088-w. Acesso em: 25 jun. 2026.

GIACALONE, A. et al. The impact of digital learning resources on cognitive load and knowledge retention in healthcare students: a randomized trial. BMC Medical Education, London, v. 22, n. 1, p. 412,

2022. Disponível em: https://doi.org/10.1186/s12909-022-03480-2. Acesso em: 26 jun. 2026.

GILSON, A. et al. How does ChatGPT perform on the United States Medical Licensing Examination? The implications of large language models for medical education and clinical practice. **JMIR Medical Education,** Toronto, v. 9, p. e45312, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.2196/45312. Acesso em: 27 jun. 2026.

GONG, B. et al. Digital learning platforms in medical education: current state and future prospects. **Academic Medicine,** Philadelphia, v. 98, n. 4, p. 488-496, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000005088. Acesso em: 10 jul. 2026.

JANUMPALLY, R. et al. Generative artificial intelligence in graduate medical education: current applications and future directions. Frontiers in Medicine, Lausanne, v. 11, p. 1525604, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1525604. Acesso em: 12 jul. 2026.

KANJEE, Z.; CROWE, B.; RODMAN, A. Accuracy of a generative artificial intelligence model in a complex diagnostic challenge. **JAMA,** Chicago, v. 330, n. 1, p. 78-80, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1001/jama.2023.8288. Acesso em: 04 out. 2026.

KHAN, R. A.; JAWAID, M. Technology-enhanced learning in medical education: the rise of generative AI tools. **Pakistan Journal of Medical Sciences,** Karachi, v. 39, n. 4, p. 921-923, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.12669/pjms.39.4.7812. Acesso em: 12 ago. 2026.

KILIAN, R. et al. E-learning and digital resource adoption among medical students: a multi-institutional study. **Medical Education Online,** London, v. 28, n. 1, p. 2185401, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1080/10872981.2023.2185401. Acesso em: 09 set. 2026.

KOMASAWA, N.; YOKOHIRA, M. Generative Artificial Intelligence (AI) in Medical Education: A Narrative Review of the Challenges and Possibilities for Future Professionalism. Cureus, Palo Alto, v. 17, n. 6, p. e86316, 2025. Disponível em: https://doi.org/10.7759/cureus.86316. Acesso em: 15 set. 2026.

KUNG, T. H. et al. Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-assisted medical education using large language models. **PLOS Digital Health,** San Francisco, v. 2, n. 2, p. e0000198, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1371/journal.pdig.0000198. Acesso em: 16 set. 2026.

KUO, C. C.; HU, S. C. Mobile and web-based digital learning platforms in undergraduate medical education: a multi-center study. Medical Teacher, London, v. 44, n. 5, p. 530-538, 2022. Disponível em: https://doi.org/10.1080/0142159X.2021.2004301. Acesso em: 16 set. 2026.

LEE, H. et al. Medical students' adoption and perception of generative AI tools for self-directed learning. **Medical Education,** Oxford, v. 57, n. 11, p. 1089-1098, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1111/medu.15142. Acesso em: 19 set. 2026.

MASTERS, K. Artificial intelligence in medical education: Medical Teacher's state of the art review. **Medical Teacher,** London, v. 45, n. 6, p. 568-580, 2023. Disponível em:

https://doi.org/10.1080/0142159X.2023.2186205. Acesso em: 19 set. 2026.

MAWEWITTEN, S. et al. Exploring student perceptions of the Osmosis digital learning platform in undergraduate medical education and its influences on motivation and inclusivity. **BMC Medical Education,** London, v. 24, n. 1, p. 890, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.1186/s12909-024-05890-x. Acesso em: 28 set. 2026.

MESKÓ, B.; TOPOL, E. J. The imperative for regulatory oversight of Large Language Models (LLMs) in medicine. **npj Digital Medicine,** London, v. 6, n. 1, p. 120, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1038/s41746-023-00873-0. Acesso em: 22 set. 2026.

SHAH, A. et al. Generative AI and student learning performance in medical higher education: mediating role of cognitive engagement and self-efficacy. **Frontiers in Medicine,** Lausanne, v. 13, p. 1807322, 2026. Disponível em: https://doi.org/10.3389/fmed.2026.1807322. Acesso em: 27 set. 2026.

THURSTON, J. et al. Generative AI as a personal tutor in medical education: student engagement and learning outcomes. **Computers & Education,** Amsterdam, v. 210, p. 104950, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104950. Acesso em: 10 out. 2026.

---

[1] Discente do Curso de Medicina do Centro Universitário Maurício de Nassau de Barreiras. UNINASSAU *Campus* Barreiras. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail

[2] Discente do Curso de Medicina do Centro Universitário Maurício de Nassau de Barreiras. UNINASSAU *Campus* Barreiras. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail

[3] Discente do Curso de Medicina do Centro Universitário Maurício de Nassau de Barreiras. UNINASSAU *Campus* Barreiras. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail

[4] Discente do Curso de Medicina do Centro Universitário Maurício de Nassau de Barreiras. UNINASSAU *Campus* Barreiras. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail

[5] Docente do Curso de Medicina do Centro Universitário Maurício de Nassau de Barreiras. UNINASSAU *Campus* Barreiras. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail

[6] Docente do Curso de Medicina da Universidade de Caxias do Sul. UCS *Campus* Caxias do Sul. E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail