EmRede
Revista de Educação a Distância
UniRede

EmRede, v.13. 2026

Agentes conversacionais educacionais e administrativos baseados em inteligência artificial em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAS/LMS): uma Revisão Sistemática da Literatura

Leonardo Braga Guimarães
Instituto Federal do Espírito Santo (IFES), Vila Velha, Espírito Santo, Brasil
bragaguimaraes.leo@gmail.com

Rutinelli da Penha Fávero Silva
Instituto Federal do Espírito Santo (IFES), Vitória, Espírito Santo, Brasil
rutinelli@ifes.edu.br

Vanessa Battestin
Instituto Federal do Espírito Santo (IFES), Vila Velha, Espírito Santo, Brasil
vanessa@ifes.edu.br

Vinicius Delfino Silva
Instituto Federal do Espírito Santo (IFES), Vila Velha, Espírito Santo, Brasil
viniciusdelfinosilva@gmail.com

Resumo: O objetivo desta Revisão Sistemática de Literatura é analisar as tendências sobre agentes conversacionais educacionais e administrativos baseados em Inteligência Artificial integrados a Ambientes Virtuais de Aprendizagem/Learning Management System (LMS). A revisão descreve as soluções existentes e examina as evidências empíricas de efetividade. Metodologicamente, o estudo aplicou as diretrizes PRISMA 2020 a 42 estudos selecionados a partir de 234 registros recuperados em sete bases (2022-2026). Os estudos mostram uma mudança clara de *chatbots* baseados em regras para sistemas com Large Language Models (LLM) e Retrieval-Augmented Generation (RAG). A maior parte é composta por pilotos com amostras pequenas, voltados sobretudo a tutoria, feedback, suporte administrativo e engajamento. Há resultados favoráveis quanto à efetividade, mas a

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*
CC BY

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i.1178 ISSN 2359-6082

EmRede
Revista de Educação a Distância
UniRede

heterogeneidade metodológica e a falta de estudos longitudinais limitam a generalização.

Palavras-chave: Agentes conversacionais; Inteligência Artificial; Ambientes Virtuais de Aprendizagem.

Educational and administrative ai-based conversational agents in virtual learning environments (VLES/LMSS): a Systematic Literature Review

Abstract: This Systematic Literature Review aims to analyse the state of the art on educational and administrative AI-based conversational agents integrated into VLEs/LMSs. The review describes existing solutions and examines empirical evidence of effectiveness. PRISMA 2020 guidelines were applied to 42 studies selected from 234 records retrieved in seven databases (2022–2026). The studies show a clear shift from rule-based chatbots to systems built on LLMs and RAG. Most are pilots with small samples, aimed mainly at tutoring, feedback, administrative support and engagement. Effectiveness results are favourable, but methodological heterogeneity and the lack of longitudinal studies limit generalisation.

Keywords: Conversational agents; Artificial Intelligence; Virtual Learning Environments.

Agentes conversacionales educativos y administrativos basados en inteligencia artificial en entornos virtuales de aprendizaje (EVAS/LMS): una Revisión Sistemática de la Literatura

Resumen: El objetivo de esta Revisión Sistemática de la Literatura es analizar el estado del arte sobre agentes conversacionales educativos y administrativos basados en IA integrados a EVAs/LMS. La revisión describe las soluciones existentes y examina las evidencias empíricas de efectividad. Se aplicaron las directrices PRISMA 2020 a 42 estudios seleccionados entre 234 registros recuperados en siete bases (2022–2026). Los estudios muestran un cambio claro de chatbots basados en reglas a sistemas con LLMs y RAG. La mayoría son pilotos con muestras pequeñas, dirigidos sobre todo a tutoría, retroalimentación, apoyo administrativo y compromiso. Hay resultados favorables en cuanto a efectividad, pero la heterogeneidad metodológica y la falta de estudios longitudinales limitan la generalización.

Palabras clave: Agentes conversacionales; Inteligencia Artificial; Entornos Virtuales de Aprendizaje.

Recebido em: 29/05//2026

Aceito em: 04/08/2026

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

1 INTRODUÇÃO

Os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) tornaram-se infraestrutura central da educação online, e o avanço acelerado da Inteligência Artificial (IA) — em particular dos Grandes Modelos de Linguagem (LLM) — abriu novas possibilidades para automatizar e personalizar a mediação pedagógica. Os agentes conversacionais educacionais, sustentados por essas tecnologias, vêm sendo propostos como instrumento de mediação em larga escala em plataformas como Moodle, Canvas e Blackboard.

Apesar do crescimento da produção científica nessa interseção, a literatura permanece fragmentada. Há revisões centradas exclusivamente em *chatbots* educacionais, outras restritas a LLMs em sala de aula e outras focadas no Moodle, sem abranger o conjunto dos AVAs/Learning Management System (LMS). Nessa direção, aponta-se a ausência de uma visão consolidada sobre as técnicas empregadas, os objetivos pedagógicos atendidos, as formas de integração ao LMS e as evidências empíricas de efetividade.

Esta Revisão Sistemática de Literatura (RSL) busca preencher essa lacuna. O objetivo é analisar as tendências sobre agentes conversacionais educacionais e administrativos baseados em IA integrados a AVAs/LMS, tomando o Moodle como referência principal, mas não exclusiva. A análise descreve as soluções existentes e examina as evidências empíricas de sua efetividade no recorte 2022-2026.

O artigo está organizado em seis seções. A seção dois apresenta o referencial teórico que orienta a revisão. A seção três detalha a metodologia, conforme PRISMA 2020. A seção quatro traz os resultados e a discussão das seis questões de pesquisa. A seção cinco elenca direções futuras de investigação. A seção seis conclui o trabalho.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção apresenta os quatro pilares conceituais que orientam a revisão: os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs/LMS) e sua centralidade na educação online; os Massive Open Online Course (MOOCs) e o problema da mediação pedagógica em larga escala; os *chatbots* e agentes conversacionais como possível resposta a esse problema, com a sistematização das gerações tecnológicas que os caracterizam; e a Inteligência Artificial aplicada à educação, com destaque para os Grandes Modelos de Linguagem (LLM) e o Retrieval-Augmented Generation (RAG).

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

2.1 Ambientes Virtuais de Aprendizagem e Sistemas de Gestão da Aprendizagem

Os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) e os Sistemas de Gestão da Aprendizagem (LMS) são plataformas digitais que organizam, em um único espaço institucional, a oferta de cursos online: conteúdo, atividades, comunicação síncrona e assíncrona, avaliação e *analytics*. No Brasil, predomina o Moodle, *software* livre adotado pela maior parte das universidades públicas e por programas de educação a distância. No mercado internacional, Canvas e Blackboard ocupam posição equivalente.

A consolidação dos AVAs/LMS passou por três ondas: a organização de cursos em conteúdos e fóruns (1990-2000); os recursos sociais, *mobile* e *analytics* (anos 2010); e, a partir de 2020, a integração com IA e o suporte conversacional, onda que a pandemia de covid-19 acelerou. Apesar dos avanços, o modelo tradicional de AVA/LMS reproduz uma lógica de entrega assíncrona de conteúdo em que a mediação humana é limitada pela escala. Esse ponto, central para o argumento desta revisão, foi amplificado pelos MOOCs e motivou o surgimento dos agentes conversacionais como recurso de mediação automatizada.

2.2 MOOCs e o desafio da mediação em larga escala

Os *Massive Open Online Courses* (MOOCs) consolidaram-se a partir de 2008, com plataformas como Coursera, edX e Udacity e a promessa de democratizar o acesso ao ensino superior por meio de cursos abertos com milhares de inscritos. Predominou comercialmente o modelo xMOOC, de lógica próxima à aula expositiva escalonada, e com ele ficou evidente o problema central: a ausência de mediação pedagógica em escala. Taxas de conclusão entre 5% e 15% (Jordan, 2015) foram interpretadas como sintoma de um modelo em que o estudante fica isolado diante de videoaulas e quizzes automáticos.

Belloni (2009) já apontava que personalização sem mediação intencional fragmenta a aprendizagem; nos MOOCs, esse risco se manifestou de forma extrema. Garrison, Anderson e Archer (2000) argumentam, no modelo *Community of Inquiry*, que a aprendizagem online depende da articulação entre presenças social, cognitiva e de ensino, articulação que MOOCs em larga escala tendem a comprometer. A pergunta operacional que resulta é se há como restaurar mediação personalizada em larga escala sem multiplicar o quadro docente, e os agentes conversacionais surgem como resposta possível.

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

2.3 *Chatbots* e agentes conversacionais como resposta à ausência de mediação

Os agentes conversacionais (*chatbots*, assistentes virtuais, tutores inteligentes) são sistemas que interagem com o usuário em linguagem natural e podem oferecer suporte pedagógico e administrativo de forma escalável. Em contextos de AVA/LMS, eles ocupam o espaço deixado pela ausência de mediação humana suficiente: respondem dúvidas conceituais e operacionais, oferecem *feedback* formativo, orientam trajetórias de estudo e apoiam tarefas administrativas (matrícula, prazos, navegação na plataforma).

A evolução técnica desses sistemas pode ser organizada em três gerações sobrepostas, com uma quarta abordagem (híbrida) que ganhou tração recente. Cada geração oferece um *trade-off* distinto entre controle (previsibilidade, custo) e flexibilidade (cobertura, adaptação). O Quadro 1 sintetiza esse contraste.

Quadro 1 – Síntese comparativa entre as gerações tecnológicas dos agentes conversacionais

GERAÇÃO	TÉCNICAS PREDOMINANTES	FUNÇÕES TÍPICAS	PONTOS FORTES	LIMITAÇÕES
1ª — Regras e NLP clássico	Dialogflow, Rasa, intents/entities, FSM, Bag of Words	FAQ, suporte administrativo, navegação no LMS	Previsibilidade, baixo custo, latência baixa	Pouca flexibilidade lexical, manutenção contínua
2ª — ML, grafos e adaptativos	Random Forest, GNN, RL, TF-IDF, k-means	Recomendação, adaptação por perfil	Personalização orientada por dados	Demanda massa de dados, opacidade decisional
3ª — LLM e RAG	GPT-4/4o, Llama, Gemini, LangChain, Chroma/FAISS	Tutoria conceitual, feedback adaptativo	Fluência, cobertura, contextualização	Custo, risco de alucinação, dependência de curadoria
Híbrida (regras + LLM)	Roteamento determinístico + LLM + RAG, orquestração (n8n, LangChain)	Combinação de tutoria e administrativo	Compromisso entre controle e flexibilidade	Complexidade arquitetural e operacional

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa.

A perspectiva pedagógica que sustenta o uso desses agentes encontra apoio em Vygotsky (1991): o agente pode atuar como par mais experiente, oferecendo andaime cognitivo (*scaffolding*) na Zona de Desenvolvimento Proximal. Moore (1993), pela Teoria da Distância Transacional, sugere que a interação adaptativa reduz a percepção de distância pedagógica. Esse arcabouço teórico orienta a leitura empírica realizada na seção de resultados.

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

2.4 Inteligência Artificial aplicada à educação

A Inteligência Artificial (IA) em educação abrange um conjunto amplo de técnicas: aprendizado de máquina supervisionado e não supervisionado, processamento de linguagem natural (NLP), grafos de conhecimento, aprendizado por reforço e, mais recentemente, os Grandes Modelos de Linguagem (LLMs) baseados na arquitetura *Transformer* (Vaswani *et al*., 2017). A combinação dessas técnicas em sistemas educacionais inaugurou um período de experimentação intenso entre 2022 e 2026, recorte adotado nesta revisão.

Os LLMs como GPT-4, Llama e Gemini respondem a dúvidas de praticamente qualquer domínio em linguagem fluente, mas podem alucinar, isto é, gerar respostas plausíveis e incorretas, o que é grave quando o destinatário é um estudante em formação. O *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) mitiga esse problema: o sistema recupera trechos de uma base de documentos curados (*slides*, livros, materiais do curso) e os inclui no *prompt*, de modo que a resposta fica presa à fonte oficial. O RAG tornou-se padrão em soluções educacionais a partir de 2024-2025.

A articulação entre AVAs/LMS como infraestrutura, agentes conversacionais como interface e LLMs com RAG como motor define o objeto desta revisão. As próximas seções descrevem a metodologia adotada e os achados sobre como essa articulação tem sido implementada e avaliada na literatura recente.

3 METODOLOGIA

A pesquisa segue as diretrizes de Kitchenham e Charters (2007) e Kitchenham *et al*. (2010) para revisões sistemáticas em engenharia de software, as recomendações do PRISMA 2020 (Page *et al*., 2021) e orientações metodológicas da Colaboração Cochrane (Higgins *et al*., 2022). Uma RSL identifica, avalia e sintetiza estudos primários a partir de um protocolo definido previamente. A diferença em relação ao Mapeamento Sistemático é o aprofundamento analítico, com avaliação de qualidade e síntese das evidências.

O protocolo foi definido antes das buscas e cobre: objetivo, questões de pesquisa, *strings* de busca adaptadas a cada base, critérios de inclusão e exclusão, processo de seleção segundo o PRISMA, avaliação de qualidade e formulário de extração de dados. As questões seguem lógica descritivo-avaliativa: separam o mapeamento do que existe da análise empírica do que funciona. Três

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

ferramentas apoiaram a condução do trabalho e garantiram rastreabilidade; sua descrição está na Seção 3.6.

Para cada estudo incluído, o formulário de extração registrou um conjunto padronizado de variáveis, organizado em quatro blocos: (i) identificação bibliográfica (autores, ano, país e tipo de publicação); (ii) caracterização do agente (nome, tipo pedagógico, administrativo ou híbrido, funções desempenhadas e público-alvo); (iii) dimensão técnica (técnicas e modelos de IA empregados, uso de RAG, plataforma de AVA/LMS e forma de integração); e (iv) dimensão avaliativa (desenho metodológico, tamanho da amostra, instrumentos e métricas utilizados, como TAM, SUS, NASA-TLX e testes de desempenho, e principais resultados reportados). Essas variáveis alimentam diretamente as sínteses das Tabelas 2 e 3 e a análise por questão de pesquisa.

A variável forma de integração com o AVA/LMS foi codificada em cinco categorias: *plugin* nativo, quando o código do agente é instalado no próprio LMS e acessa seus dados internamente; integração via API REST, quando um agente externo se comunica com a plataforma por chamadas autenticadas; *middleware* desacoplado, quando microsserviços e orquestradores intermedeiam agente e plataforma; *widget* ou *iframe* embutido, quando apenas a interface do agente é incorporada às páginas do curso; e proposta conceitual, quando a arquitetura é descrita sem implementação funcional. Essa codificação padroniza a análise da QP1 e permite comparar o grau de acoplamento das soluções.

3.1 Objetivo e questões de pesquisa

O objetivo é analisar tendências sobre agentes conversacionais educacionais e administrativos baseados em IA integrados a AVAs/LMS, tomando o Moodle como referência principal, mas não exclusiva. A análise descreve as soluções existentes e examina as evidências empíricas de sua efetividade. Seis questões de pesquisa (QP) orientaram o trabalho, listadas no Quadro 2.

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

Quadro 2 – Questões de pesquisa da RSL

ID	QUESTÕES DE PESQUISA
QP1	Quais tipos de agentes conversacionais educacionais e administrativos baseados em IA foram propostos ou integrados a AVAs/LMS, incluindo o Moodle como principal exemplo?
QP2	Quais técnicas, modelos e abordagens de Inteligência Artificial são utilizados nesses agentes conversacionais?
QP3	Quais funções e objetivos (pedagógicos ou administrativos) esses agentes desempenham nos AVAs/LMS?
QP4	Quais estudos realizam avaliação empírica do uso desses agentes em contextos educacionais mediados por AVAs/LMS?
QP5	Quais evidências de efetividade são reportadas pelos estudos avaliativos sobre o uso desses agentes?
QP6	Quais lacunas, limitações e tendências de pesquisa são identificadas na literatura?

Fonte: elaboração dos autores.

3.2 Estratégia de busca e fontes

A estratégia combinou quatro eixos conceituais ligados pelo operador booleano AND. Dentro de cada eixo, sinônimos foram unidos pelo operador OR. Os eixos foram: (1) Agente Conversacional (*chatbot, conversational agent, virtual assistant, pedagogical agent, intelligent tutor, dialogue system*); (2) Inteligência Artificial (*artificial intelligence, machine learning, natural language processing* – NLP, *large language model* – LLM); (3) AVAs/LMS (*virtual learning environment, learning management system*, LMS, AVA, Moodle); e (4) Educação (*education, teaching, learning*, ensino, aprendizagem). O recorte temporal foi 2022 a 2026, com publicações em inglês, português e espanhol.

A fórmula geral foi (Eixo 1) AND (Eixo 2) AND (Eixo 3) AND (Eixo 4). Como exemplo, a *string* final aplicada na base Scopus foi:

```
TITLE-ABS-KEY ( ( chatbot OR "conversational agent" OR "virtual assistant"
OR "pedagogical agent" OR "intelligent tutor" OR "dialogue system" ) AND (
"artificial intelligence" OR "machine learning" OR "natural language
processing" OR NLP OR "large language model" OR LLM ) AND ( "virtual
learning environment" OR "learning management system" OR LMS OR AVA OR
Moodle ) AND ( education OR teaching OR learning ) ) AND PUBYEAR > 2021
AND PUBYEAR < 2027
```

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

A mesma estrutura lógica foi adaptada à sintaxe de cada base. Na Web of Science, TITLE-ABS-KEY foi substituído por TS= e as aspas foram mantidas para expressões compostas. Na ACM Digital Library, os campos foram explicitados como [Title] e [Abstract]. Na ERIC (via EBSCOhost), usaram-se os filtros nativos de descritor e título. Para as bases nacionais (BDTD, Portal de Periódicos CAPES e SciELO), os termos foram traduzidos para o português (*chatbot*, agente conversacional, assistente virtual, tutor inteligente, inteligência artificial, aprendizagem de máquina, processamento de linguagem natural, ambiente virtual de aprendizagem, AVA, Moodle, educação, ensino, aprendizagem) e aplicados nos campos de título, resumo e palavras-chave. Em todas as bases, mantiveram-se a estrutura quaternária de eixos e o uso de AND entre eixos e OR entre sinônimos, ajustados apenas pelas particularidades sintáticas de cada plataforma.

As buscas foram realizadas em sete bases de dados (Tabela 1). Na SciELO, a busca manual usou combinações simplificadas, executadas separadamente, com triagem posterior por título e resumo.

Tabela 1 – Resultados por base de dados

BASE DE DADOS	REGISTROS
Scopus	65
Web of Science	23
ACM Digital Library	1
BDTD	5
ERIC	11
Portal de Periódicos CAPES	16
SciELO	113
TOTAL	**234**

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa.

3.3 Critérios de seleção e procedimento de revisão

Os critérios de inclusão (CI) foram: estudos que tratam de agentes conversacionais ou *chatbots* em contextos educacionais (CI1); estudos que usam ou propõem técnicas de IA no agente (CI2); estudos relacionados ao Moodle ou à LMS/AVAs comparáveis (CI3); publicados entre 2022 e 2026 (CI4); artigos em inglês, português ou espanhol (CI5); e estudos primários (CI6). Os critérios de

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

exclusão (CE) foram: duplicatas (CE1); artigos sem texto completo disponível (CE2); estudos secundários ou terciários, como outras revisões, *surveys* ou mapeamentos (CE3); artigos sem componente de IA, incluindo *chatbots* baseados apenas em regras simples (CE4); estudos fora do contexto educacional (CE5); e resumos expandidos, editoriais, tutoriais e apresentações sem artigo completo (CE6).

É importante distinguir o que o critério CE4 exclui do que foi mantido na revisão. Por "regras simples" entende-se sistemas com respostas fixas codificadas manualmente (árvores de decisão estáticas, menus e respostas pré-definidas), sem qualquer componente de aprendizado ou de processamento de linguagem. Esses foram excluídos. Em contraste, foram incluídos os estudos de primeira geração que empregam *frameworks* estruturados de NLP e diálogo — Dialogflow, Rasa clássico, máquinas de estados finitos (FSM) e técnicas de NLP simples (como *Bag of Words* e classificação de intenções) —, por conterem um componente de IA (reconhecimento de intenções, classificação ou tratamento de linguagem natural) que satisfaz o critério CI2.

A triagem por título e resumo e a avaliação de elegibilidade por leitura integral foram conduzidas com apoio do Rayyan, configurado no modo *blind* para garantir a independência dos revisores. Os critérios de inclusão e exclusão foram aplicados de forma sistematizada em cada etapa: cada registro recebeu, de cada revisor, uma decisão (incluir, excluir ou aguardar) e, em caso de exclusão, o motivo correspondente. Divergências foram registradas na própria plataforma e resolvidas por consenso entre os autores em reuniões de revisão; quando o consenso não foi imediato, um terceiro autor atuou como árbitro. Esse procedimento, alinhado às orientações de Kitchenham e Charters (2007) e reforçado por Higgins *et al*. (2022), reduz o viés de seleção e amplia a reprodutibilidade do processo.

3.4 Processo de seleção

O processo seguiu as quatro etapas do PRISMA (Identificação, Triagem, Elegibilidade e Inclusão), conforme a Figura 1.

Identificação: 234 registros foram recuperados nas sete bases (Scopus: 65; WoS: 23; ACM: 1; BDTD: 5; ERIC: 11; CAPES: 16; SciELO: 113). Todos foram importados para o Rayyan em formato BibTeX/RIS. A deduplicação automática removeu 50 duplicatas e deixou 184 registros únicos para triagem.

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

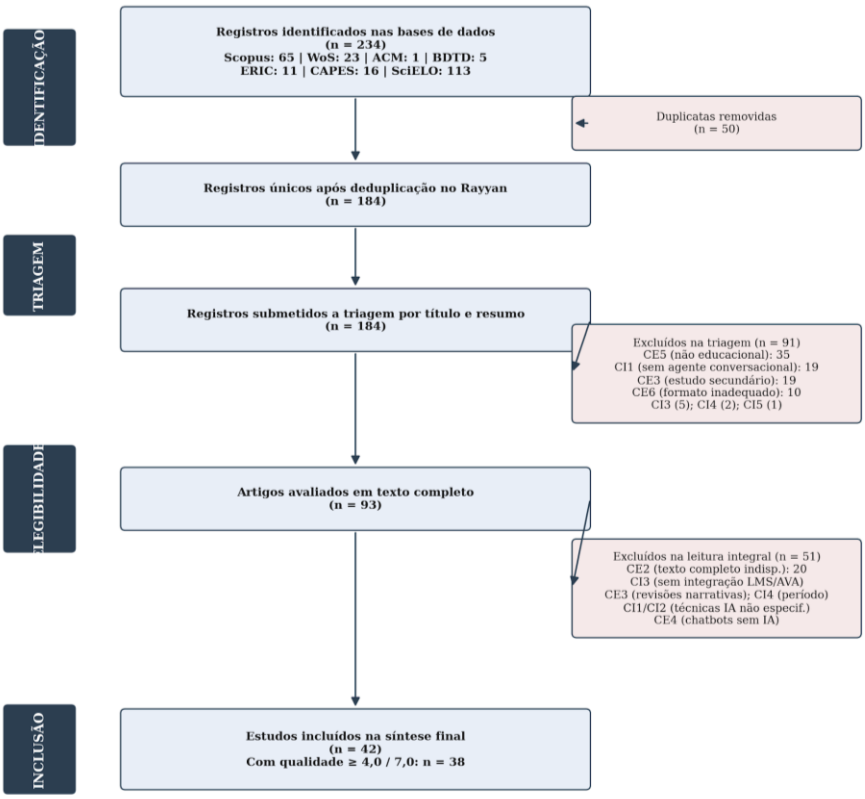
DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

Triagem: os 184 registros passaram por análise de título e resumo no Rayyan, com 91 exclusões (CE5: 35; CI1: 19; CE3: 19; CE6: 10) e 93 artigos levados à leitura integral.

Elegibilidade: a leitura integral dos 93 artigos gerou 51 exclusões, 20 delas por CE2 (texto completo indisponível); os demais motivos, detalhados na Figura 1, concentram-se em CI3 (falta de integração real com LMS/AVAs), CE3, CI4, CI1/CI2 e CE4.

Inclusão: os 42 estudos restantes foram submetidos à avaliação de qualidade. Desses, 38 obtiveram pontuação ≥ 4,0 em escala de 0 a 7, o ponto de corte adotado para qualidade aceitável. Seguindo Higgins *et al*. (2022), os quatro estudos com pontuação inferior não foram excluídos, mas classificados como de alto risco de viés e receberam peso reduzido na síntese das evidências.

Figura 1 – Diagrama de fluxo PRISMA da revisão



Fonte: elaboração dos autores, conforme diretrizes PRISMA 2020 (Page *et al*., 2021).

3.5 Avaliação de qualidade

Cada estudo incluído foi avaliado em sete critérios, em escala de 0 a 1 (0 = Não, 0,5 = Parcialmente, 1 = Sim): clareza dos objetivos (AQ1); adequação metodológica (AQ2); descrição do

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*
CC BY

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

agente (AQ3); especificação das técnicas de IA (AQ4); descrição da integração com AVA/LMS (AQ5); apresentação de evidências (AQ6); e discussão de limitações (AQ7). As pontuações dos 42 estudos ficaram entre 2,0 e 7,0, com média de 5,46.

O ponto de corte de 4,0 corresponde a aproximadamente 57% da pontuação máxima e foi adotado para garantir um nível mínimo de rigor metodológico. A escolha está alinhada à prática usual em revisões sistemáticas, que adota cortes entre 50% e 60% da pontuação máxima quando a escala combina respostas sim, parcialmente e não (Kitchenham; Charters, 2007). Em consonância com Higgins *et al*. (2022), estudos abaixo desse limite não foram excluídos automaticamente, mas mantidos na síntese descritiva com peso interpretativo reduzido — opção que preserva a transparência do processo, evita perda de evidências marginais e permite ao leitor avaliar a robustez relativa de cada achado. Nesse caso, 38 estudos atingiram o ponto de corte; 4 foram classificados como de alto risco de viés (E03 com 3,0; E10 e E11 com 3,5; E43 com 2,0) e tratados com essa cautela adicional. A pontuação máxima de 7,0 coube a López-Goyez, González-Briones e Demazeau (2026, E04); o MoodleBot de Neumann *et al*. (2025, E12) obteve 6,8.

3.6 Ferramentas e *softwares* utilizados

O trabalho usou três softwares complementares, um para cada etapa principal. Na Fase 1, o Parsifal (Freitas, 2013), ferramenta gratuita voltada ao planejamento de revisões sistemáticas em engenharia de software, serviu para registrar o protocolo: questões de pesquisa, *strings* de busca, critérios de inclusão e exclusão e bases selecionadas. Nas Fases 2 e 3, o Rayyan (Ouzzani *et al*., 2016), plataforma gratuita de triagem com recursos colaborativos e de aprendizado de máquina, recebeu os 234 registros, fez a deduplicação automática (50 duplicatas removidas) e apoiou a triagem por título e resumo; as decisões e os motivos ficaram registrados na própria plataforma. O Zotero (*Corporation for Digital Scholarship*, 2024) foi usado em todas as fases para organizar as referências por base e gerar a lista bibliográfica em formato ABNT. O Quadro 3 sintetiza essa divisão de responsabilidades.

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

Quadro 3 – Softwares utilizados na condução da RSL

SOFTWARE	FINALIDADE	FASE DO FLUXO
Parsifal	Definição do protocolo, questões, strings, critérios	Fase 1 — Planejamento
Rayyan	Importação, deduplicação, triagem com IA, classificação	Fases 2–3 — Busca e Triagem
Zotero	Gestão de referências, organização por base, citações	Todas as fases

Fonte: elaboração dos autores.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados a seguir analisam os 42 estudos da síntese final, organizados pelas seis questões de pesquisa. O Quadro 4 traz o panorama geral dos estudos selecionados.

Quadro 4 – Estudos incluídos na síntese final

ID	REFERÊNCIA	ANO	PLATAFORMA		ID	REFERÊNCIA	ANO	PLATAFORMA
E01	Chamnankij ;Naowanich; Tumthong	2026	LMS genérico		E34	Armas	2025	Moodle
E02	Hu; Yu; Hsieh	2025	Moodle		E35	Puertas; Mariscal-Vivas; Martínez-Requejo	2023	Canvas
E03	Lutfiani et al.	2023	Moodle		E37	Lee; Rew	2025	LMS institucional
E04	López-Goyez; González-Briones; Demazeau	2026	Moodle		E40	Allen; Naeem; Gill	2024	QMPlus (VLE)
E05	Yang et al.	2025	LMS próprio		E41	Vinutha et al.	2025	LMS próprio
E07	Serrano Franco	2025	Web standalone		E43	Ahmed et al.	2024	LMS
E08	Sandra et al.	2024	Moodle		E44	Han	2026	Moodle
E09	Nozhovnik et al.	2023	Smart Sender		E45	Babou et al.	2024	Moodle
E10	Klayklueng; Chatwattana	2025	LMS genérico		E46	Sowmya et al.	2025	Edusphere
E11	Snekha; Ayyanathan	2023	LMS próprio		E47	Costagliola et al.	2025	CLUE LMS
E12	Neumann et al.	2025	Moodle		E48	Macías et al.	2024	Moodle
E13	Chen; Anyanwu	2025	Moodle		E50	Kaiss; Mansouri; Poirier	2023	Moodle

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

ID	REFERÊNCIA	ANO	PLATAFORMA		ID	REFERÊNCIA	ANO	PLATAFORMA
E14	Moraes Neto; Fernandes; Amiel	2022	Moodle		E51	Rasanjani; Anuradha	2024	Moodle
E15	Dahal et al.	2025	Moodle (LXP)		E52	Paunovic; Uyar; Tanic	2023	Moodle
E16	Lytridis; Tsinakos	2025	Moodle		E54	Eltahir; Babiker	2024	Moodle
E17	Sedrakyan et al.	2024	Canvas		E55	Abid et al.	2024	LMS instit. (MyU)
E18	Mzwri; Turcsányi-Szabó	2025	Canvas		E56	Mehnen; Pohn	2024	Moodle
E21	Sabar et al.	2024	Moodle		E58	Simmons; Holanda; Silva	2025	Moodle
E25	Villegas-Ch; Govea; Gutierrez	2024	Moodle		E60	Gao et al.	2024	VR (DataliVR)
E29	Vu et al.	2026	Moodle (conceit.)		E66	Alvarado; Guerrero; Serón	2023	CAVE-like VR
E30	Gutierrez; Villegas-Ch; Govea	2025	Moodle		E70	Lecon	2024	LMS genérico + VR

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa.

4.1 QP1: Quais tipos de agentes conversacionais educacionais e administrativos baseados em IA foram propostos ou integrados a AVAs/LMS, incluindo o Moodle como principal exemplo?

A distribuição temporal dos 42 estudos confirma a aceleração recente do campo: 1 estudo em 2022, 7 em 2023, 14 em 2024 e 16 em 2025; os 4 estudos de 2026 refletem apenas o início do ano, quando a busca foi encerrada. A produção é geograficamente dispersa por mais de 25 países, com recorrência da Alemanha (4 estudos), da Índia (3) e de um eixo ibero-americano que reúne Espanha, Equador e Brasil. O Brasil aparece em 3 estudos (E14, E34, E58).

A Tabela 2 contabiliza a frequência das principais técnicas de IA nos 42 estudos. Os LLMs aparecem em 25 estudos (60%); seguidos pelo RAG, presente em 18 (43%). As abordagens da primeira geração (Dialogflow, Rasa, FSM e NLP clássico) restringem-se a 6 estudos (14%), e o aprendizado por reforço a 4. Esses números quantificam o deslocamento técnico do campo: a IA generativa, ausente nos primeiros trabalhos do recorte, passou a sustentar a maioria das soluções.

Esta obra está licenciada sob uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

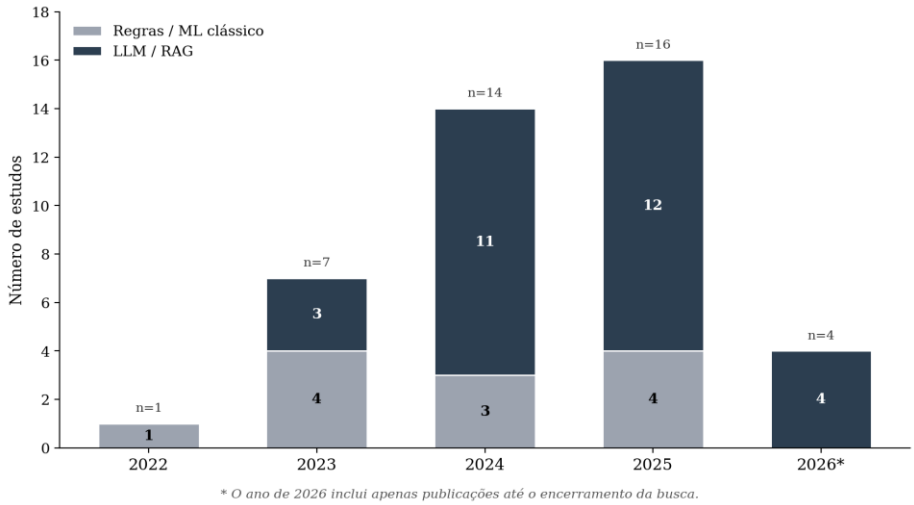
Tabela 2 – Frequência das principais técnicas de IA nos 42 estudos.

TÉCNICA / ABORDAGEM	ESTUDOS (N)	% DO TOTAL
LLMs (GPT, Llama, Gemini, Claude etc.)	25	60%
Retrieval-Augmented Generation (RAG)	18	43%
Regras / NLP clássico (Dialogflow, Rasa, FSM)	6	14%
Machine Learning / grafos (RF, GNN, k-means)	5	12%
Aprendizado por reforço (RL)	4	10%
Recursos multimodais / socioemocionais	3	7%

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa.

A Figura 2, a seguir, evidencia a transição tecnológica do período. Em 2022 e 2023 predominavam abordagens baseadas em regras e ML clássico (Dialogflow, Rasa); a partir de 2024, os sistemas com LLM e RAG passam a responder pela maioria das publicações, e em 2026 representam a totalidade dos estudos do recorte.

Figura 2 – Evolução temporal das publicações por tipo de abordagem (2022–2026)



Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa.

Quanto à tipologia funcional, os 42 estudos cobrem desde assistentes administrativos baseados em FAQ até arquiteturas multiagente com aprendizado por reforço e suporte socioemocional. Os agentes pedagógicos puros são o grupo mais frequente (TABOT/Master Socrates em E02, Q-Module-Bot em E40 e *Learning Assistant Chatbot* em E44). Os agentes híbridos, que combinam funções pedagógicas e administrativas, vêm em seguida (ELA Tutor em E04, MoodleBot em E12, Ask ME

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*
CC BY

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

Assistant em E18, NAJEH em E55). Os puramente administrativos são minoria (AIMT Agent em E16, CRM Chatbot em E11).

Em termos de maturidade, 26 estudos têm implementação com avaliação empírica (experimental, quase-experimental, *survey* ou estudo de caso) e os outros 16 são propostas arquiteturais, protótipos sem avaliação ou provas de conceito. Entre os estudos com avaliação experimental controlada e descrição técnica completa do agente estão o AVI Empático de Armas (E34), desenvolvido na USP, que combina reconhecimento de emoções textuais e faciais em ambiente Moodle real; o ELA Tutor (E04), arquitetura multiagente orquestrada por Q-learning e avaliada em Moodle 4.5.5 com 150 estudantes; e o MoodleBot (E12), integrado ao Moodle com GPT-4 e RAG e validado por *fact-checking* manual e avaliação TAM.

O Moodle é a plataforma mais frequente: aparece em 22 dos 42 estudos (cerca de 52%), o que confirma sua centralidade entre os LMS de código aberto. O Canvas aparece em 3 estudos (E17, E18, E35), o QMPlus em 1 (E40) e LMS institucionais próprios em 6 (E05, E11, E37, E41, E46, E47). Outros 6 usam ambientes fora do eixo LMS tradicional, como VR/CAVE e mensageria (E02, E07, E09, E60, E66, E70), e foram incluídos com ressalva ao critério CI3: embora não sejam LMS no sentido estrito, desempenham funções equivalentes às de um AVA (entrega de conteúdo, interação tutor-aluno e mediação da aprendizagem); a ressalva sinaliza que a generalização para LMS convencionais pede cautela.

As formas de integração com AVAs/LMS se dividiram em cinco categorias: (i) *plugins* nativos no LMS (E04, E08, E12, E30, E48, E52, E58); (ii) integração via APIs REST com autenticação por token (E18, E21, E25, E45, E51); (iii) *middleware* desacoplado com microsserviços e orquestração, como no ELA Tutor (E04, com Django + n8n + Docker) e em Villegas-Ch, Govea e Gutierrez (E25, com Docker/Kubernetes e WebSockets); (iv) *widgets* ou *iframes* embutidos via HTML (E50, E51); e (v) propostas conceituais sem implementação funcional (E01, E10, E17, E70).

Essas escolhas arquiteturais têm implicações práticas distintas. *Plugins* nativos oferecem acesso direto aos dados do curso, mas acoplam o agente à versão do LMS e dificultam a portabilidade. Integrações via API REST e *middleware* desacoplado favorecem a manutenção independente e a troca do modelo de IA sem alterar a plataforma, ao custo de maior complexidade de infraestrutura. *Widgets* embutidos são a via de menor esforço, porém, com acesso limitado ao contexto do estudante. O predomínio de plugins e APIs entre os estudos com avaliação empírica sugere que o acesso ao contexto do curso é condição prática para a personalização efetiva. Cinco estudos envolvem autores

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

ou instituições brasileiras (E14, E34, E58, e E54 e E29 em colaborações internacionais), com destaque, pela avaliação em ambiente real, para a tese de Armas (E34) na USP e o trabalho de Moraes Neto, Fernandes e Amiel (E14) sobre análise conversacional em fóruns do Moodle.

4.2 QP2: Quais técnicas, modelos e abordagens de Inteligência Artificial são utilizados nesses agentes conversacionais?

Os 42 estudos distribuem-se nas três gerações do referencial (Seção 2.3), com forte concentração na terceira. A primeira aparece em E03, E07, E08, E11, E14 e E16, com Dialogflow, Rasa, Bag of Words, redes Feed Forward e máquinas de estados finitos; o AIMT Agent (E16) exemplifica essa via não LLM, com resposta abaixo de 1 segundo e sem chamadas a APIs externas.

A segunda geração aparece em E10, E14, E15, E25 e E51, com k-means, Random Forest, TF-IDF, Graph Neural Networks e Reinforcement Learning; o LXP de Dahal *et al*. (E15) combina TF-IDF, GNN e LLM+RAG em arquitetura híbrida.

A terceira geração concentra 25 dos 42 estudos. Mais do que a variedade de modelos empregados — de GPT-4 e Llama a Gemini, Claude e modelos locais como Qwen2.5 —, três movimentos sintetizam a tendência do campo. O primeiro é a predominância crescente dos LLMs como motor dos agentes, confirmada pela Figura 2. O segundo é a consolidação do RAG como recurso para reduzir alucinações e ancorar respostas em material curado do curso: 18 dos 25 estudos da terceira geração adotam alguma variante de RAG, em geral com bases vetoriais (Chroma, FAISS, PGVector) orquestradas por LangChain ou LlamaIndex. O terceiro é o avanço das arquiteturas híbridas e multiagente, que combinam regras determinísticas e IA generativa, exemplificadas pelo ELA Tutor (E04), pelo MoodleBot (E12), pelo *dual-mode chatbot* de Han (E44) e pelo *memory-augmented chatbot* de Lee e Rew (E37).

A análise empírica confirma o *trade-off* entre controle e flexibilidade discutido no referencial: as soluções de primeira geração são previsíveis, mas têm cobertura limitada fora do conjunto de intenções previstas, enquanto as de terceira geração respondem a mais perguntas, porém, dependem de RAG para manter a fidelidade ao conteúdo em domínios especializados (E04, E12, E37, E44, E47). As arquiteturas híbridas respondem a esse impasse nos estudos de 2025–2026, com roteamento adaptativo entre respostas procedurais e conceituais, como no modelo de confiança com *threshold* do ELA Tutor (E04).

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*
CC BY

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

4.3 QP3: Quais funções e objetivos (pedagógicos ou administrativos) esses agentes desempenham nos AVAs/LMS?

Os objetivos atendidos pelos agentes recaem em seis categorias, frequentemente combinadas no mesmo agente. A tutoria e o suporte à aprendizagem são os mais comuns, presentes em mais de 30 estudos (por exemplo, MoodleBot em E12, Q-Module-Bot em E40, CLUE LMS em E47 e Socratic Playground ITS em E05): os agentes respondem a dúvidas conceituais, oferecem explicações adaptativas e orientam trajetórias de estudo. O *feedback* automático e a avaliação formativa aparecem em E04, E07, E08, E12, E30, E35, E41, E47, E56 e E58, indo de respostas automáticas a *feedback* ajustado ao estado cognitivo e emocional do estudante, como no *chatbot* de Puertas, Mariscal-Vivas e Martínez-Requejo (E35), que recupera PDFs do curso no Canvas para gerar avaliações; e no AVI Empático (E34), que adapta o *feedback* à emoção detectada por reconhecimento facial.

O suporte administrativo e institucional aparece em E01, E04, E07, E11, E12, E16, E18, E21, E37, E51, E52, E55 e E56. Os agentes ajudam em prazos, estrutura de cursos, navegação no LMS, calendários, matrículas e FAQs institucionais. O NAJEH (E55) e o AIMT Agent (E16) cobrem o maior número de funções administrativas simultâneas entre os estudos analisados. O foco em engajamento, motivação e retenção orienta E09 (Smart Sender, com gamificação), E34 (AVI Empático, com redução da distância aluno-professor), E45 (*chatbot* em universidades digitais africanas, com foco em evasão) e E54 (pacote de ferramentas de IA em Moodle, em curso de design instrucional). A adaptação cognitiva e afetiva é uma linha mais recente: E04 (Q-learning que ajusta estratégias pedagógicas), E30 (assistente adaptativo emocionalmente inteligente com LSTM, VADER, TextBlob e Q-learning), E34 (AVI Empático multimodal) e E50 (LearningPartnerBot, com adaptação pelo Felder-Silverman Learning Styles Model). A aprendizagem colaborativa e a análise conversacional concentram-se em E14 (Moraes Neto; Fernandes; Amiel, 2022), que atua sobre fóruns de discussão do Moodle, e em E02 (TABOT/Master Socrates), que oferece *scaffolding* cognitivo em resolução de problemas de informação (IPS) com base no Big Six.

O escopo funcional desses agentes vem se ampliando. Os sistemas saíram de *chatbots* FAQ administrativos para tutores inteligentes multimodais, capazes de responder ao estado socioemocional do estudante. Esse movimento acompanha uma transformação mais ampla do próprio Moodle, que Dahal *et al*. (E15) descrevem como a passagem de LMS tradicional para Learning eXperience Platform (LXP).

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

4.4 QP4: Quais estudos realizam avaliação empírica do uso desses agentes em contextos educacionais mediados por AVAs/LMS?

Dos 42 estudos, 24 trazem avaliação empírica com estudantes ou docentes, em três grupos: experimentais ou quase-experimentais com controle (E02, E04, E05, E07, E08, E09, E13, E29, E30, E34, E50, E54, E60); *surveys* e métodos mistos via TAM, SUS, NASA-TLX e entrevistas (E12, E16, E17, E18, E21, E40, E44, E47, E51, E55); e análises de *logs* em ambiente real (E14, com cerca de 20.976 mensagens de fóruns; E15, E25, E37, E44). Ademais, 13 estudos adotam desenho experimental ou quase-experimental com grupo de controle e teste estatístico inferencial, o que permite atribuir efeitos ao uso do agente: Hu, Yu e Hsieh (E02), com ANCOVA e tamanhos de efeito η^2 até 0,94; Chen e Anyanwu (E13), experimento controlado em Moodle com ANCOVA em 83 estudantes; Vu *et al*. (E29), quase-experimental com três grupos (n = 263) em *soft skills*; Gutierrez, Villegas-Ch e Govea (E30), pré/pós em Moodle com 30 estudantes em compreensão crítica de leitura; Eltahir e Babiker (E54), com 110 participantes em curso de pós-graduação em Educação; e Han (E44), com 4.918 matriculados, 1.349 sessões de *chatbot* e triangulação por método misto explanatório sequencial. Os demais estudos empíricos baseiam-se em *surveys* de percepção ou análise de *logs*, e os 18 restantes limitam-se a avaliações técnicas, validações por especialistas, provas de conceito ou estudos em desenvolvimento.

4.5 QP5: Quais evidências de efetividade são reportadas pelos estudos avaliativos sobre o uso desses agentes?

As evidências de efetividade se distribuem em três níveis. No primeiro nível, estão as evidências quantitativas robustas. Hu, Yu e Hsieh (E02) reportaram efeitos grandes em *need for cognition* ($F = 50{,}02$; $p < 0{,}001$; $\eta^2 = 0{,}40$), desempenho ($F = 153{,}93$; $p < 0{,}001$; $\eta^2 = 0{,}67$) e literacia informacional ($F = 1.265{,}55$; $p < 0{,}001$; $\eta^2 = 0{,}94$). Sandra *et al*. (E08) obtiveram η^2 parcial até 0,653 em escrita argumentativa baseada em Toulmin. Já Chen e Anyanwu (E13) mostraram que o grupo com *chatbot* em Moodle superou o grupo com abordagem metacognitiva (efeito significativo via ANCOVA). Vu *et al*. (E29) observaram ganhos significativos ($p < 0{,}001$) em 6 domínios de *soft skills*. Gutierrez, Villegas-Ch e Govea (E30) reportaram aumento médio de 32,5% em respostas corretas e elevação da taxa de correção de erros de 60% para 84%. Eltahir e Babiker (E54) encontraram pós-teste EG = 18,32 vs. CG = 15,31 ($t = 10{,}356$; $p < 0{,}001$). Rasanjani e Anuradha (E51) reduziram o

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

tempo médio de conclusão de tarefas de 4,5 para 2,7 minutos, elevaram a taxa de resolução de 71% para 91% e a satisfação de 3,6 para 4,4.

No segundo nível, ficam as evidências mistas e de aceitação, que podem ser agrupadas em 4 categorias analíticas. Em aceitação dos usuários (medida por TAM), o MoodleBot (E12) e o AIMT Agent (E16) registraram alta aceitação percebida, este último com tempo de resposta abaixo de 1 segundo. Em usabilidade (medida por SUS), o CLUE LMS (E47) obteve escore 88,13, acima do limiar de 68 considerado bom na literatura de usabilidade. Em carga cognitiva (medida por NASA-TLX), o mesmo CLUE LMS (E47) registrou 4,50, indicando baixa exigência mental percebida. Em desempenho operacional e adesão, o Ask ME Assistant (E18) reduziu em 78% a troca entre plataformas e em 73% a hesitação dos estudantes, com satisfação média de 4,65/5; o NAJEH (E55) atingiu uso diário de cerca de 85% entre 4.714 estudantes e 76% de resposta no *survey* (n = 3.581); e o Q-Module-Bot (E40) foi considerado fácil de usar por 90% dos *stakeholders*. O agrupamento mostra que a aceitação e a usabilidade são as dimensões mais reportadas, enquanto a carga cognitiva ainda é medida por poucos estudos.

No terceiro nível, estão as evidências exploratórias e perceptivas, que descrevem a maior parte dos estudos restantes. São validações técnicas (precisão, F1, tempo de resposta), avaliações heurísticas por especialistas (E01 com IOC = 0,93; E10 com média ≥ 4,6/5) ou estudos de usabilidade com amostras muito pequenas (E47 com n = 4). Esses resultados ajudam a confirmar viabilidade técnica e aceitação inicial, mas não permitem inferir impacto educacional real. No estudo de Eltahir e Babiker (E54), por exemplo, a intervenção é multicomponente (ChatGPT + Kahoot! + Studiosity), o que impede atribuir os ganhos exclusivamente ao agente conversacional.

A força dessas evidências acompanha a qualidade metodológica dos estudos. As evidências do primeiro nível provêm de estudos com pontuação média superior a 6,0/7,0 na avaliação de qualidade, todos com grupo de controle ou medidas pré e pós-intervenção; nenhuma evidência quantitativa robusta se origina de estudo classificado como de alto risco de viés. No extremo oposto, os 4 estudos abaixo do corte de 4,0 aparecem apenas no terceiro nível, restritos a validações técnicas ou heurísticas. Essa correspondência indica que as conclusões mais favoráveis do campo se apoiam nos estudos mais bem desenhados, mas também que a base de evidência de alto rigor ainda corresponde a cerca de um terço da amostra.

A comparação entre abordagens revela convergências e divergências. Convergem os achados de aceitação: independentemente da geração tecnológica, agentes bem integrados ao fluxo do curso

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

alcançam alta aceitação, como mostram o AIMT Agent (E16, baseado em Rasa) e o MoodleBot (E12, baseado em GPT-4). Divergem os resultados de aprendizagem: ganhos significativos de desempenho concentram-se nos estudos com LLM/RAG e desenho controlado (E02, E13, E29, E30, E54), enquanto os agentes de primeira geração reportam sobretudo ganhos operacionais, como tempo de resposta e taxa de resolução (E16, E51). Essa divergência sugere que o ganho pedagógico vem sobretudo da capacidade generativa de adaptar explicações; estudos comparativos diretos entre gerações, ainda ausentes na literatura, precisariam testar essa hipótese.

4.6 QP6: Quais lacunas, limitações e tendências de pesquisa são identificadas na literatura?

A análise transversal dos 42 estudos revelou lacunas recorrentes. Primeiro, predominam estudos com amostras pequenas (em geral abaixo de 100 participantes) e curtos (2 a 12 semanas), o que dificulta a generalização. Segundo, são raras as avaliações longitudinais em múltiplas instituições, e quase nenhuma acompanha coortes por semestres inteiros. Terceiro, a heterogeneidade metodológica e de métricas (SUS, TAM, ANCOVA, SUS + NASA-TLX, métricas *ad-hoc* de precisão e F1) impede meta-análises e comparações diretas. Quarto, 16 dos 42 estudos são puramente conceituais ou em estágio de prova de conceito, o que indica um campo ainda em consolidação técnica.

Outras limitações merecem atenção. Questões éticas e de privacidade são citadas, mas pouco aprofundadas (E07, E18, E21, E25, E52, E55, E56), e a discussão sobre confiança excessiva e integridade acadêmica é escassa (E17, E52). Faltam métricas padronizadas para alucinações: apenas E12 e E58 reportam números (88% de acurácia e 5% de taxa de alucinação). Há dependência de idiomas específicos, como o foco em coreano de Lee e Rew (E37), e LMS não Moodle aparecem pouco (Canvas em três estudos; Blackboard ausente), o que restringe a generalização para outros ambientes institucionais.

Quanto às tendências, seis movimentos se destacam: a adoção do RAG sobre LLMs como padrão de fato em 2025–2026; o surgimento de arquiteturas multiagente e *agentic* AI, como o ELA Tutor (E04), com Meta-Agente Orquestrador e agentes especializados; o trânsito do Moodle para Learning eXperience Platform (LXP), proposto por Dahal *et al*. (E15); a incorporação de empatia computacional e suporte socioemocional (E04, E30, E34); a adoção de *chatbots dual-mode*, que deixam o estudante escolher entre modos generativos livres e referenciados por RAG (E44); e a busca

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

por soluções *open-source* e reprodutíveis (E12, E16, E45, E48, E58), com modelos locais como Qwen2.5 e Llama 3.2 que reduzem a dependência de APIs proprietárias.

5 DIREÇÕES FUTURAS PARA NOVAS PESQUISAS

A partir das lacunas mapeadas, cinco direções de pesquisa parecem prioritárias. A primeira é realizar avaliações longitudinais e em larga escala, com amostras maiores, várias instituições e semestres completos, em desenhos quase-experimentais com grupo de controle e análise por subgrupos. A segunda é padronizar métricas e *frameworks* de avaliação que combinem dimensões pedagógicas (ganho de aprendizagem, engajamento), técnicas (acurácia, latência, taxa de alucinação) e de experiência do usuário (SUS, TAM, NASA-TLX); sem isso, meta-análises e comparações seguem inviáveis.

A terceira é aprofundar ética e privacidade: dados educacionais (LGPD, GDPR), integridade acadêmica, confiança excessiva em respostas de IA e o uso de LLMs em avaliações formativas e somativas. A quarta é ampliar as arquiteturas multimodais, empáticas e multiagente, com voz, reconhecimento facial e estilos de aprendizagem na linha dos agentes empáticos (E04, E30, E34) e coordenação de especialistas via aprendizado por reforço. A quinta concentra-se em detecção e mitigação de alucinações, com *fact-checking*, *re-ranking* semântico e validação de respostas; os filtros em dois estágios de Lee e Rew (E37) e o monitoramento da taxa de alucinação de Simmons, Holanda e Silva (E58) são pontos de partida.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta Revisão Sistemática de Literatura analisou 42 estudos sobre agentes conversacionais educacionais e administrativos baseados em IA integrados a AVAs/LMS (2022-2026), selecionados a partir de 234 registros em 7 bases. A mudança técnica é clara: dos *chatbots* baseados em regras (Dialogflow, Rasa) para sistemas com LLMs e RAG e, mais recentemente, para arquiteturas multiagente com aprendizado por reforço e suporte socioemocional. Os agentes atendem sobretudo a tutoria, *feedback* formativo, suporte acadêmico, engajamento e adaptação cognitiva e afetiva, e o Moodle é a plataforma dominante de integração (cerca de 52% dos estudos), seguido por Canvas, LMS institucionais próprios e ambientes dedicados (VR, mensageria).

Os resultados quanto à efetividade são favoráveis: estudos com avaliação experimental mostram ganhos significativos em desempenho acadêmico, literacia informacional, satisfação,

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

engajamento e eficiência do suporte. Mesmo assim, o predomínio de pilotos com amostras pequenas e a heterogeneidade metodológica limitam a generalização; as pontuações de qualidade mais altas couberam a López-Goyez, González-Briones e Demazeau (E04, 7,0), a Neumann *et al*. (E12, 6,8) e a dez estudos com 6,5.

Para além dos números, os achados trazem implicações pedagógicas. Os agentes reposicionam o docente em vez de substituí-lo: assumem a tutoria de primeiro nível e liberam o professor para mediações de ordem superior (Garrison; Anderson; Archer, 2000; Moore, 1993). A autonomia do estudante amplia-se quando o agente oferece andaime cognitivo (Vygotsky, 1991), desde que o desenho pedagógico estimule a verificação crítica das respostas. Quanto à personalização, esta só produz ganhos consistentes com conteúdo curado e mediação intencional; sem isso, ela fragmenta a aprendizagem e enfraquece sua dimensão coletiva (Belloni, 2009).

Três limitações estruturais merecem registro: o viés linguístico e geográfico, com produção concentrada em inglês e sub-representação do Sul Global; o efeito hype da IA generativa, que pode inflar expectativas e enviesar publicações em favor de resultados positivos; e a baixa maturidade do campo, com predominância de provas de conceito, amostras pequenas e ausência de estudos longitudinais, o que pede leitura cautelosa das evidências.

A produção brasileira tem presença consistente, com a tese de Armas (2025) sobre o AVI Empático na USP e o trabalho de Moraes Neto, Fernandes e Amiel (2022) em Moodle como exemplos de avaliação em ambiente real; resta avançar para avaliações controladas, longitudinais e multi-institucionais.

As lacunas mapeadas abrem agenda concreta. Espera-se que esta revisão sirva de referência a quem projeta agentes conversacionais para AVAs/LMS com rigor empírico e atenção ética e pedagógica.

REFERÊNCIAS

ABID, A.; SOMAI, M.; KAMMOUN, H. M.; KALLEL, I. The NAJEH Effect: How ChatGPT is Shaping the Future of Higher Education. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION TECHNOLOGY BASED HIGHER EDUCATION AND TRAINING (ITHET), 21., 2024, Paris. **Proceedings** […]. Paris: IEEE, 2024. p. 1–8.

AHMED, F.; FATIMA, N.; SARDAR, M. B.; ALIBHAI, M. Exploring the Integration of Virtual Assistant Using Large Language Models in Learning Management System: Enhancing Educational Accessibility and Efficiency. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

TECHNOLOGY SYSTEMS AND INNOVATION, 2024, Indonésia. **Proceedings** […]. Indonésia: ICITSI 2024. p. 189-198.

ALLEN, M.; NAEEM, U.; GILL, S. S. Q-Module-Bot: a generative ai-based question and answer bot for module teaching support. **IEEE Transactions on Education**, [*s. l.*], v. 67, n. 5, p. 793–802, 2024.

ALVARADO, Y.; GUERRERO, R.; SERÓN, F. Inclusive Learning through Immersive Virtual Reality and Semantic Embodied Conversational Agent: A case study in children with autism. **Journal of Computer Science & Technology**, [*s. l.*], v. 23, n. 2, p. 107–116, 2023.

ARMAS, C. A. **Ecossistema de um Assistente Virtual Inteligente Empático para apoio ao ensino a distância**. 2025. Tese (Doutorado em Engenharia de Sistemas Eletrônicos) — Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2025.

BABOU, B.; SYLLA, K.; SOW, M. Y.; OUYA, S. **Integration of a Chatbot to Facilitate Access to Educational Content in Digital Universities**. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED COMMUNICATIONS TECHNOLOGY, 26., 2024, South Korea. **Proceedings** […]. South Korea: ICACT, 2024.

BELLONI, M. L. **Educação a distância**. 5. ed. Campinas: Autores Associados, 2009.

CHAMNANKIJ, P.; NAOWANICH, E.; TUMTHONG, S. A Design Framework for Personalized Intelligent Tutoring Systems Integrating Knowledge Tracing and Retrieval-Augmented Generation. **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**, [*s. l.*], v. 104, n. 5, p. 436–453, 2026.

CHEN, H.; ANYANWU, C. C. AI in education: evaluating the impact of Moodle AI-powered chatbots and metacognitive teaching approaches on academic performance of higher institution Business Education students. **Education and Information Technologies**, n. 9, 2025.

COSTAGLIOLA, G.; DE ROSA, M.; FUCCELLA, V.; PISCITELLI, A.; TABARI, P. Quiz Generation and Chat Interaction with LLMs: a design and implementation of an AI-Based LMS. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOFTWARE, TELECOMMUNICATIONS AND COMPUTER NETWORKS, 33., 2025, Croatia. **Proceedings** […]. Croatia: SoftCOM, 2025. p. 1–6

CORPORATION FOR DIGITAL SCHOLARSHIP. **Zotero: your personal research assistant**, Vienna, 2024. Software. Disponível em: https://www.zotero.org. Acesso em: 24 maio 2026.

DAHAL, P.; NUGROHO, S.; SCHMIDT, C.; SAENGER, V. AI-Based Learning Recommendations: Use in Higher Education. **Future Internet**, MDPI, 2025.

ELTAHIR, M. E.; BABIKER, F. M. E. The Influence of Artificial Intelligence Tools on Student Performance in e-Learning Environments: Case Study. **Electronic Journal of e-Learning**, [*s. l.*], v. 22, n. 9, p. 91–110, 2024.

FREITAS, V. **Parsifal: perform systematic literature reviews**. 2013. Software. Disponível em: https://parsif.al. Acesso em: 24 maio 2026.

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

GAO, H.; HUAI, H.; YILDIZ-DEGIRMENCI, S.; BANNERT, M.; KASNECI, E. DataliVR: Transformation of Data Literacy Education through Virtual Reality with ChatGPT-Powered Enhancements. *In*: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON MIXED AND AUGMENTED REALITY, 23., 2024, United States. **Proceedings** […]. United States: IEEE ISMAR, 2024. p. 120-129.

GARRISON, D. R.; ANDERSON, T.; ARCHER, W. Critical inquiry in a text-based environment: computer conferencing in higher education. **The Internet and Higher Education**, [*s. l.*], v. 2, n. 2-3, p. 87–105, 2000.

GUTIERREZ, R.; VILLEGAS-CH, W.; GOVEA, J. Development of adaptive and emotionally intelligent educational assistants based on conversational AI. **Frontiers in Computer Science**, [*s. l.*], v. 7, art. 1628104, 2025.

HAN, S. Learner autonomy and mode selection in dual-mode chatbot: Students' interaction patterns and learning outcomes in an online course. **Computers & Education**, [*s. l.*], v. 240, art. 105464, 2026.

HIGGINS, J. P. T. *et al*. **Cochrane handbook for systematic reviews of interventions**. Version 6.3. Londres: Cochrane, 2022.

HU, Y.-H.; YU, H.-Y.; HSIEH, C.-L. Can pedagogical Agent-Based scaffolding boost information Problem-Solving in One-on-One collaborative learning with a virtual learning companion? **Education and Information Technologies**, [*s. l.*], v. 30, p. 25.853–25.880, 2025.

JORDAN, K. Massive Open Online Course completion rates revisited: assessment, length and attrition. **International Review of Research in Open and Distributed Learning**, [*s. l.*], v. 16, n. 3, p. 341–358, 2015.

KAISS, W.; MANSOURI, K.; POIRIER, F. Effectiveness of an Adaptive Learning Chatbot on Students' Learning Outcomes Based on Learning Styles. **International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)**, [*s. l.*], v. 18, n. 13, p. 250–261, 2023.

KITCHENHAM, B.; CHARTERS, S. **Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering**. Keele: Keele University, 2007. (EBSE Technical Report EBSE-2007-01).

KITCHENHAM, B. *et al*. Systematic literature reviews in software engineering — A tertiary study. **Information and Software Technology**, [*s. l.*], v. 52, n. 8, p. 792–805, 2010.

KLAYKLUENG, N.; CHATWATTANA, P. Architecture of the Service Platform via Artificial Intelligence Chatbots to Promote Students' Digital Competency. **International Education Studies**, [*s. l.*], v. 18, n. 3, p. 70–79, 2025.

LECON, C. Supporting Distributed Learning through Immersive Learning Environments. **Athens Journal of Education**, [*s. l.*], v. 11, p. 1–14, 2024.

LEE, J.; REW, J. Memory-Augmented Large Language Model for Enhanced Chatbot Services in University Learning Management Systems. **Applied Sciences**, [*s. l.*], v. 15, art. 9775, 2025.

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*
CC BY

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082

LÓPEZ-GOYEZ, J. P.; GONZÁLEZ-BRIONES, A.; DEMAZEAU, Y. An Adaptive Multi-Agent Architecture with Reinforcement Learning and Generative AI for Intelligent Tutoring Systems: A Moodle-Based Case Study. **Applied Sciences**, MDPI, [*s. l.*], v. 16, art. 1323, 2026.

LUTFIANI, N.; WIJONO, S.; RAHARDJA, U.; IRIANI, A.; AINI, Q.; SEPTIAN, R. A. D. A Bibliometric Study: Recommendation based on Artificial Intelligence for iLearning Education. **APTISI Transactions on Technopreneurship (ATT)**, [*s. l.*], v. 5, n. 2, p. 109–117, 2023.

LYTRIDIS, C.; TSINAKOS, A. AIMT Agent: An Artificial Intelligence-Based Academic Support System. **Information**, MDPI, [*s. l.*], v. 16, art. 275, 2025.

MACÍAS, M. V.; KHARLASHKIN, L.; HUOVINEN, L. E.; HÄMÄLÄINEN, M. Empowering Teachers with Usability-Oriented LLM-Based Tools for Digital Pedagogy. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NATURAL LANGUAGE PROCESSING FOR DIGITAL HUMANITIES, 4., 2024, United States. **Proceedings** […]. United States: ACL, 2024. p. 549–557.

MEHNEN, L.; POHN, B. Supporting Academic Teaching with Integrating AI in Learning Management Systems: Introducing a Toolchain for Students and Lecturers. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOFTWARE, TELECOMMUNICATIONS AND COMPUTER NETWORKS, 32., 2024, Croatia. **Proceedings** […]. Croatia: SoftCOM, 2024. p. 1–6.

MOORE, M. G. Theory of transactional distance. *In*: KEEGAN, D. (org.). **Theoretical principles of distance education**. London: Routledge, 1993. p. 22–38.

MORAES NETO, A. J.; FERNANDES, M.; AMIEL, T. Conversational Analysis to Recommend Collaborative Learning in Distance Education. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER SUPPORTED EDUCATION, 14., 2022, online. **Proceedings** […]. Portugal: CSEDU, 2022.

MZWRI, K.; TURCSÁNYI-SZABÓ, M. Bridging LMS and Generative AI: Dynamic Course Content Integration (DCCI) for Enhancing Student Satisfaction and Engagement via the Ask ME Assistant. **Journal of Computers in Education**, [*s. l.*], v. 13, p. 585-622, 2025.

NEUMANN, A. T.; YIN, Y.; SOWE, S.; DECKER, S.; JARKE, M. An LLM-Driven Chatbot in Higher Education for Databases and Information Systems. **IEEE Transactions on Education**, [*s. l.*], v. 68, n. 1, 2025.

NOZHOVNIK, O.; HARBUZA, T.; TESLENKO, N.; OKHRIMENKO, O.; ZALIZNIUK, V.; DURDAS, A. Chatbot Gamified and Automated Management of L2 Learning Process Using Smart Sender Platform. **International Journal of Educational Methodology**, [*s. l.*], v. 9, n. 3, p. 603–618, 2023.

OUZZANI, M.; HAMMADY, H.; FEDOROWICZ, Z.; ELMAGARMID, A. Rayyan — a web and mobile app for systematic reviews. **Systematic Reviews**, [*s. l.*], v. 5, art. 210, 2016. DOI: 10.1186/s13643-016-0384-4.

PAGE, M. J. *et al*. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

reviews. **BMJ**, [*s. l.*], v. 372, art. n71, 2021.

PAUNOVIC, V.; UYAR, S.; TANIC, M. Implementing Chat GPT in Moodle for Enhanced eLearning Systems. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON E-LEARNING, 14., 2023, Serbia. **Proceedings** […]. Serbia: Ceur-ws.org, 2023. p. 147–160.

PUERTAS, E.; MARISCAL-VIVAS, G.; MARTÍNEZ-REQUEJO, S. Development of chatbots connected to Learning Management Systems for the support and formative assessment of students. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EDUCATION AND E-LEARNING, 7., 2023, Japan. **Proceedings** […]. Japan: ICEEL, 2023. p. 14-18.

RASANJANI, C.; ANURADHA, K. Integration of Chatbots into LMS for Real-Time Academic Support and Resource Discovery. **International Academic Journal of Science and Engineering**, [*s. l.*], v. 11, n. 4, p. 5–9, 2024.

SABAR, A.; LAKMAL, C.; GAMAGE, S.; KULAWANSA, D.; ABISHEK, S.; PERERA, P. AI-Powered Student Learning System. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE (SLAAI-ICAI), 8., 2024, Colombo. **Proceedings [...]**. Colombo: IEEE, 2024. p. 1-6. DOI 10.1109/SLAAI-ICAI64210.2024.10844979. Disponível em: ieee.org. Acesso em: 9 ago. 2026.

SANDRA, R. P.; FAUZAN, A.; HWANG, W.-Y.; ZAFIRAH, A.; HARIYANTI, U.; ENGKIZAR, E.; HADI, A. Crafting Compelling Argumentative Writing for Undergraduates: Exploring the Nexus of Digital Annotations, Conversational Agents, and Collaborative Concept Maps. **Journal of Educational Computing Research**, [*s. l.*], p. 1–31, 2024.

SEDRAKYAN, G.; BORSCI, S.; MACHADO, M.; ROGETZER, P.; MES, M. Design Implications for Integrating AI Chatbot Technology with Learning Management Systems: A Study-based Analysis on Perceived Benefits and Challenges in Higher Education. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND TEACHER EDUCATION (ICAITE), 2024, Beijing. **Proceedings [...]**. New York: ACM, 2024. p. 1–8. DOI 10.1145/3702386.3702405. Disponível em: https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3702386.3702405. Acesso em: 9 ago. 2026.

SERRANO FRANCO, G. Development of a Chatbot to Improve Tutoring in Engineering Programs: A Focus at the Universidad Politécnica Metropolitana de Hidalgo. **RIDE**, [*s. l.*], v. 16, n. 31, art. e918, 2025.

SIMMONS, A.; HOLANDA, M.; SILVA, D. WIP: Context-Aware AI in Learning Management Systems for Computer Science Courses. *In*: IEEE FRONTIERS IN EDUCATION CONFERENCE (FIE), 54., 2024, Washington, DC. **Proceedings [...]**. Piscataway: IEEE, 2024. p. 1-4. DOI 10.1109/FIE61093.2024.11328241. Disponível em: https://ieeexplore.ieee.org/document/11328241/. Acesso em: 9 ago. 2026.

SNEKHA, S.; AYYANATHAN, N. An Educational CRM Chatbot for Learning Management System. **Shanlax International Journal of Education**, [*s. l.*], v. 11, n. 4, p. 58–62, 2023.

SOWMYA, M. R.; VEEKSHA, C. S.; BHUMIKA, R.; SWATI, S. U.; HOSAMANI, T. Edusphere: AI and Web Integrated Platform for Cognitive Learning. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

ON ADVANCED MATERIALS, AUTOMATION, COMPUTING AND TECHNOLOGIES FOR HUMANITY (AMATHE), 2., 2025, India. **Proceedings** [...]. Piscataway: IEEE, 2025. Disponível em: ieee.org. Acesso em: 9 ago. 2026.

VASWANI, A.; SHAZEER, N.; PARMAR, N.; USZKOREIT, J.; JONES, L.; GOMEZ, A. N.; KAISER, Ł.; POLOSUKHIN, I. Attention is all you need. **Advances in Neural Information Processing Systems** (NeurIPS 2017), [*s. l.*], v. 30, 2017.

VILLEGAS-CH, W.; GOVEA, J.; GUTIERREZ, R. Optimizing Language Model-Based Educational Assistants Using Knowledge Graphs: Integration With Moodle LMS. **IEEE Access**, [*s. l.*], v. 12, p. 191.994-192.012, 2024.

VINUTHA, K.; GOPAL, A. S.; MANJUNATH, T. N.; SINCHANA, R. P.; NITHYASHRI, S. Dynamic Content Generation for Learning Management System Using Generative AI. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING FOR SUSTAINABILITY AND INTELLIGENT FUTURE (COMP-SIF), 2025. **Proceedings** [...]. Piscataway: IEEE, 2025. Disponível em: https://ieeexplore.ieee.org/document/10969929/. Acesso em: 9 ago. 2026.

VU, D.-M.; LE, H.-H.; TAN, P. X.; TU, N. T. T. Personalized and Scalable Problem-Based Learning in Soft Skills Education: The Role of AI Agents in Multidisciplinary Contexts. **International Journal of Engineering Pedagogy (iJEP)**, [*s. l.*], v. 16, n. 1, p. 24–43, 2026.

VYGOTSKY, L. S. **A formação social da mente**: o desenvolvimento dos processos psicológicos superiores. 4. ed. São Paulo: Martins Fontes, 1991.

YANG, L.; XU, S.; GAO, H.; LONG, Z.; HU, X.; XU, W. AI-Powered Socratic Learning for Psychological Statistics: Enhancing Flipped Classroom Practices with Generative Intelligent Tutoring Systems. *In*: GLOBAL CHINESE CONFERENCE ON COMPUTERS IN EDUCATION (GCCCE), 29., 2025, Wuxi. **Proceedings** [...]. Wuxi: GCSCE, 2025. Disponível em: https://nlt.gcsce.net/ojs/index.php/GCCCE/art

Esta obra está licenciada sob
uma Licença *Creative Commons*

DOI: http://doi.org/10.53628/emrede.v13i1178 ISSN 2359-6082