

NOTA TÉCNICA

Inteligência Artificial Aberta no Contexto Educacional

Iniciativa:

ProFuturo | Fundação Telefônica vivo | Fundação "la Caixa"

Execução: IA.EDU

Realização: unesco Chair

Realização
REDE UNESCO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL DESPLUGADA NA EDUCAÇÃO - UFAL

Chairs
Ig Ibert Bittencourt
Seiji Isotani

Reitor da Universidade Federal de Alagoas - UFAL
Josealdo Tonholo

Coordenadora de Operações
Marcela Lorenzoni R. Rabin

Produção

Fundadores
Maria Alice Carraturi
Ig Ibert Bittencourt
Seiji Isotani

Diretor-Presidente
Thomaz Edson Veloso da Silva

Autores
Sabrina Gonçalves Raimundo
Tarcízio Silva
Camila Wasserman
Ig Ibert Bittencourt
Seij Isotani

Supervisão Técnico-Editorial
Eloi Capucho Ferreira
Camila Wasserman

Projeto Gráfico e Diagramação
Eloi Capucho Ferreira
Fernando André de S. Vasques

Revisão Gramatical
Karina Villarinho

Revisão Técnica
Camila Wasserman

Iniciativa

Diretora Geral
Lia Glaz

Gerência de Pesquisas, Parcerias e Mobilização Institucional
Catherine Rojas Merchan

Equipe de Pesquisas, Parcerias e Mobilização Institucional
Marina Alves Queiroz Maluta
Kelly Cristine de Oliveira Marchetti

ProFuturo

Diretora Geral de ProFuturo
María Dolores Martínez Bernabéu

Gerente de Área – Inovação e Modelo Educacional
Milada Tonarelli Gonçalves

Gerente de Tecnologia, Dados e Inteligência Artificial
Manuel José Ruiz Garcia

Chefe de Avaliação e Aprendizagem
Virginia Guadalupe Soto Sira

Especialista de Inovação e Modelo Educacional
Cleide da Silva

Especialista em Educação Digital e On-line
Ana María Moreno Garduño

Iniciativa: ProFuturo | Fundação Telefônica vivo | Fundação "la Caixa"

Execução: IA.EDU

Realização: unesco Chair

ÍNDICE

Sumário Executivo 4

1. IA Aberta: Marco Conceitual e Ecossistema Colaborativo 6
1.1. O que é Inteligência Artificial aberta 7
1.2. Da abertura total à IA proprietária 8
1.3. Modelos de IA aberta e seus componentes 9
1.3.1. Pesos dos modelos 10
1.3.2. Códigos 10
1.3.3. Dados de Treinamento 10
1.3.4. Documentação 11
1.4 O que se compartilha e o que se constrói ao redor dos modelos abertos 11
1.5 O que não significa IA aberta 12
1.5.1. Não significa gratuidade 12
1.5.2 Não significa licenças com funcionalidades pagas (modelos freemium) 12
1.5.3. Não significa sem riscos 13
1.5.4. Não significa sem governança 13

2. Tendências Globais da IA Aberta na Educação 15
2.1 Padrões e tendências observados globalmente 15
2.2. Infraestrutura pública compartilhada e soberania tecnológica 16
2.3 IA Aberta como bem público 18

3. Possibilidades e Cuidados do uso da IA Aberta na Educação 20
3.1. IA aberta no Ensino 20
3.2. Movimentos de IA Aberta na Educação 21
3.3. Possibilidades da IA Aberta na Educação 23
3.3.1 Usos para a Docência 24
3.3.2. Usos para a Aprendizagem 22
3.3.3. Usos para a Gestão 25
3.4. Cuidados de uso da IA Aberta na Educação 25
3.4.1. Desafios e riscos da IA aberta na Educação 25
3.4.2 Letramento e pensamento crítico sobre IA Aberta 27

4. Recomendações Estratégicas no Campo Educacional 31
4.1 Perguntas-guia para a tomada de decisão 31
4.2 Recomendações por ator do ecossistema educacional 32
4.2.2. Empresas desenvolvedoras e EdTechs 33
4.2.3. Governos e Estados 33
4.3 Matriz de características para tomada de decisão 35

5. Síntese 36

Referências 37

Iniciativa: ProFuturo | Fundação Telefônica vivo | Fundação "la Caixa"

Execução: IA.EDU

Realização: unesco Chair

SUMÁRIO EXECUTIVO

Esta Nota Técnica é uma colaboração, baseada em dados, evidências e consensos internacionais, para apoiar o desenho, a adoção e a governança de soluções de Inteligência Artificial (IA) aberta, alinhadas ao interesse público no contexto educacional.

Escrita tanto para especialistas, responsáveis institucionais e decisores públicos do ecossistema da educação quanto para o público geral interessado no tema, articula levantamento de investigação acadêmica e de experiências práticas para oferecer referenciais de análise, critérios de decisão e orientações estratégicas sobre a IA aberta.

Partimos da condição de que boa parte das inovações educacionais hoje se apoia em modelos proprietários, frequentemente associados a custos elevados, transparência limitada e baixa adaptação a contextos diversos, desafios relevantes para o Brasil. Em nosso contexto, a IA aberta se fortalece como alternativa estratégica por oferecer maior transparência, interoperabilidade e possibilidades de adaptação local, alinhando-se às pautas dos bens públicos digitais, da soberania tecnológica e da ética da IA.

A linha central é a constatação de que abertura não é uma condição binária, mas uma gradação de componentes, licenças e práticas que precisam ser compreendidos minimamente pelos diferentes atores. Sua adoção impõe desafios técnicos, pedagógicos, éticos, institucionais e de infraestrutura que variam conforme contextos, capacidades e marcos regulatórios. O documento, elaborado em parceria entre o Instituto de Inteligência Artificial na Educação (IA.Edu), a ProFuturo e a Fundação Telefônica Vivo (FTV), no âmbito da Cátedra UNESCO de Inteligência Artificial Desplugada, oferece um panorama rigoroso, aplicado e orientado à decisão estratégica.

A Nota responde às seguintes perguntas-chave: como se define a IA aberta na educação; quais oportunidades oferece ao ensino, à aprendizagem e à docência; quais seus riscos e limitações; em quais condições constitui vantagem frente a soluções proprietárias; e qual o papel de cada ator na promoção do ecossistema colaborativo da IA aberta.

SEÇÃO 1 – MARCO CONCEITUAL: estabelece o marco compartilhado, situa a IA aberta como um espectro com leitura componente a componente — pesos dos modelos, código, dados e documentação — e desfaz equívocos recorrentes (que abertura significa gratuidade, freemium, ausência de riscos ou de governança).

SEÇÃO 2 – TENDÊNCIAS GLOBAIS: análise comparada de estratégias em diferentes países e regiões, evidenciando a abertura como valor estratégico buscado globalmente.

SEÇÃO 3 – POSSIBILIDADES E CUIDADOS: examina usos práticos para docência, aprendizagem e gestão, contrapondo oportunidades aos riscos — curadoria, proteção de dados de crianças e adolescentes, adequação cultural — e reforçando o letramento crítico como condição de uso responsável.

SEÇÃO 4 – RECOMENDAÇÕES ESTRATÉGICAS: converte os aprendizados em orientações acionáveis, com perguntas-guia, recomendações por ator e critérios de decisão entre modelos com diferentes graus de abertura.

SEÇÃO 5 – SÍNTESE: retoma os fios condutores, aponta linhas futuras de investigação e cooperação e projeta os desafios de um ecossistema de IA aberta ancorado em transparência, equidade e protagonismo de quem ensina e aprende.

1.

IA Aberta: Marco Conceitual e Ecossistema Colaborativo

1. IA Aberta: Marco Conceitual e Ecossistema Colaborativo

Os avanços técnicos e ampla disponibilidade dos sistemas de Inteligência Artificial (IA) generativa abriram novas demandas e oportunidades para essa tecnologia nas instituições educacionais. O que parecia distante do cotidiano tornou-se acessível a poucos cliques, graças a um investimento global e competição em torno da tecnologia, tornando-se presente no dia a dia de redes públicas e privadas. Esta Nota Técnica discute um assunto cuja relevância merece destaque por gestores, equipes pedagógicas e formuladores de políticas públicas:

o que é a IA aberta e quais suas vantagens e desvantagens?

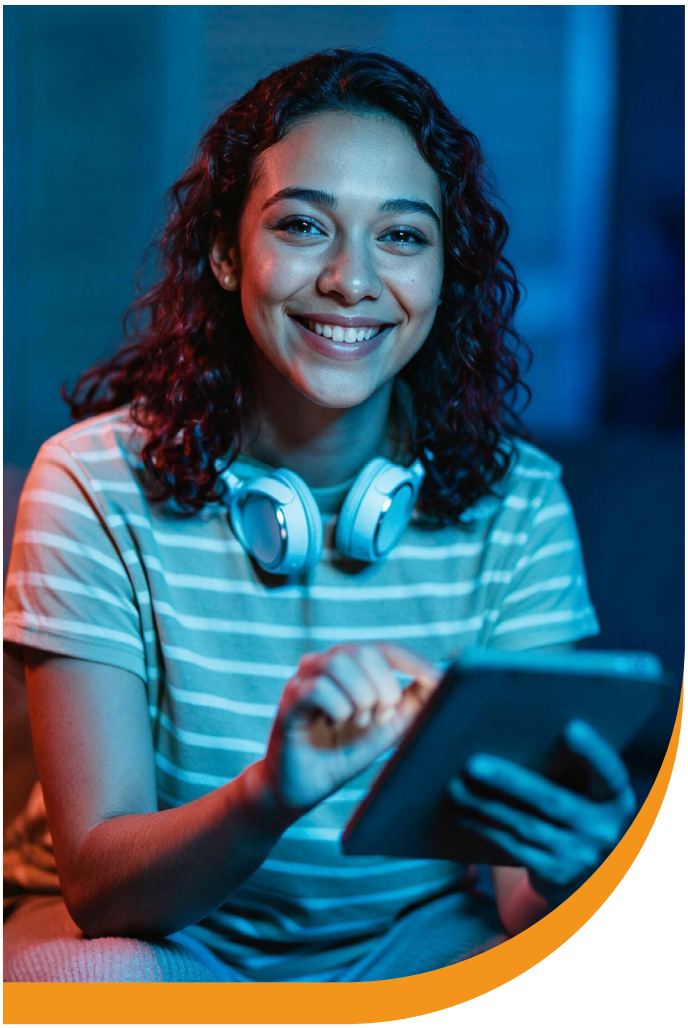
A princípio, a pergunta parece técnica, mas seus desdobramentos atravessam camadas orçamentárias, jurídicas, pedagógicas e até disputas sobre soberania digital que merecem ser pensadas antes da tomada de decisões em um ramo com tantos conceitos, termos e complexidades.

Nesta seção do documento, apresentamos um marco conceitual que estabelece as bases para as seções a seguir ao apresentar:

a) noções de IA baseadas em abordagens de gradação de abertura;

b) variáveis técnicas e operacionais que fundamentam o ecossistema colaborativo da IA aberta;

e c) considerações sobre equívocos e falácias sobre o uso e as características da IA aberta.



Fonte: Foto do site Magnific

1.1. O que é Inteligência Artificial aberta

No campo da Computação, a noção de abertura é muito anterior às modalidades contemporâneas da IA. Relembrar essa origem ajuda a entender que o termo é muito amplo e disputado, por vezes entendido de forma ambígua. Nas primeiras décadas da computação comercial, o código-fonte de programas circulava de forma relativamente livre entre desenvolvedores nas universidades e empresas, gerando uma cultura de compartilhamento que era muito fundamentadacalcada nas noções de avanço coletivo da ciência, continuamente aperfeiçoada e avaliada por pares.

A partir da década de 1980, a computação comercial se tornou ainda mais relevante no cenário global com altos investimentos do capital financeiro e políticas estatais que consideraram a sua relevância para a liderança tecnológica e científica dos países com mais capacidade de produção.

Em reação a esse crescente fechamento, comunidades de desenvolvedores consolidaram o movimento de software livre, que define quatro liberdades fundamentais para os usuários:

executar o programa para qualquer fim, estudar seu funcionamento, modificá-lo e redistribuí-lo.

Em seguida, a noção de código aberto foi estabelecida como alternativa na prática comercial, preservando parte dessas liberdades, mas incorporada a modelos de negócio. A abordagem binária, entre um sistema ser simplesmente “aberto” ou “fechado” ainda era a noção mais comum.

A partir da década de 1980, a computação comercial se tornou ainda mais relevante no cenário global com altos investimentos do capital financeiro e políticas estatais que consideraram a sua relevância para a liderança tecnológica e científica dos países com mais capacidade de produção. Em reação a esse crescente fechamento, comunidades de desenvolvedores consolidaram o movimento de software livre, que define quatro liberdades fundamentais para os usuários: executar o programa para qualquer fim, estudar seu funcionamento, modificá-lo e redistribuí-lo. Em seguida, a noção de código aberto foi estabelecida como alternativa na prática comercial, preservando parte dessas liberdades, mas incorporada a modelos de negócio. A abordagem binária, entre um sistema ser simplesmente “aberto” ou “fechado” ainda era a noção mais comum.

Com a popularização da IA contemporânea (sobretudo diante dos avanços ligados aos grandes modelos fundacionais treinados sobre gigantescas fontes multimodais de dados de treinamento), os termos herdados passaram a ser complexificados. Os modelos de IA atuais não são apenas programas no sentido tradicional do século passado. Eles também incorporam, ao mesmo tempo, parâmetros aprendidos em processos longos e custosos com conjunto de dados de origens variadas, infraestrutura computacional com capacidade inédita e também diversas camadas de aplicação e reapropriação, que incluem camadas de conexões e vínculos entre muitos sistemas diferentes antes de chegar ao uso final.

A noção binária – sim ou não – para tratar de sistemas abertos na inteligência artificial poderia simplificar demais a riqueza de possibilidades (e variáveis) que estão em jogo quando tratamos do tema hoje. Nesse sentido, para aproveitar bem as potencialidades do aspecto “aberto” de sistemas de IA, é preciso olhar para quais pontos diferenciam os graus de abertura e quais destes pontos são relevantes para cada aplicação ou conjunto de aplicações.

1.2. Da abertura total à IA proprietária

O debate internacional vem se direcionando a abandonar uma oposição rígida entre aberto e fechado, em prol de uma noção mais gradual de abertura. Cada componente de um sistema de inteligência artificial pode estar, isoladamente, em diferentes lugares quanto a disponibilidade pública, tipos de licenciamento, transparência sobre treinamento ou restrições de uso.

Essa noção de abertura diferencial engloba a premissa de que dois sistemas nomeados como abertos podem, na verdade, oferecer possibilidades, vantagens ou desvantagens bem distintas para quem os utiliza. Assim, existe um espectro de práticas e decisões, e o significado material de abertura varia de acordo com quais componentes específicos estão presentes no ciclo de desenvolvimento do sistema. Reconhecer este espectro é um ponto de partida para decisões institucionais sobre a questão.

Em uma extremidade da gradação, temos modelos absolutamente proprietários, nos quais a organização que a desenvolve mantém parâmetros, código, dados, documentação e licenças sob controle restrito. O acesso, quando existe, ocorre ou através dos usos na ponta nas implementações finais ou na contratação dos serviços através de interfaces para terceiro que não permitem inspeção, modificação ou hospedagem local. Para muitos, esse desenho protege segredos de negócio e das invenções, mas impede análise externao escrutínio externo e produz dependência tecnológica para quem adota o sistema. Logo, qualquer mudança é centralizada no desenvolvedor.

Em uma posição intermediária, estão os modelos de pesos abertos, nos quais os parâmetros aprendidos são disponibilizados publicamente para download e reuso, possibilitando execução local, ajuste fino (em inglês: fine-tuning) e adaptação contextual. Mas ainda assim, nesse desenho, porém, dados de treinamento e código de treinamento frequentemente permanecem indisponíveis, e licenças por vezes restringem usos comerciais ou competitivos.

Finalmente, em uma posição mais avançada, encontram-se os modelos com abertura ampliada, que também incluem, além dos pesos dos modelos, o código de inferência e treinamento, relatórios técnicos e cartões descritivos. Na abertura completa, todos os componentes, incluindo conjuntos de dados, métricas de avaliação e pipeline reprodutível, são publicados sob licenças que asseguram uso, estudo, modificação e redistribuição. Essas configurações típicas, entretanto, raramente aparecem em estado pleno: a maior parte dos sistemas adotados atualmente combina características, o que torna ainda mais essencial a leitura componente a componente.

Sistemas de IA não são simplesmente abertos ou fechados!

A oposição binária aberta/fechada é superada por um espectro gradual: cada componente varia em disponibilidade. Vão de modelos proprietários a pesos abertos até abertura completa, mas sistemas reais geralmente combinam abertura de diferentes elementos e suas características.



Fonte: Foto do site Magnific

1.3. Modelos de IA aberta e seus componentes

Para tornar operacional a leitura componente a componente, vamos revisar os elementos que podem ser examinados em qualquer sistema apresentado como aberto. Esses elementos podem ser organizados como uma progressão de profundidade — uma escala que vai dos componentes mais frequentemente liberados aos mais sensíveis, culminando na abertura completa quando todos eles são publicados sob licenças permissivas. O esquema a seguir sintetiza essa progressão.

COMPONENTES PRINCIPAIS PARA A IA ABERTA



PESOS DOS MODELOS

Pesos de modelo são parâmetros numéricos que codificam o aprendizado do treinamento. Abertos, permitem uso local por qualquer pessoa, mas não revelam como foram construídos. Beneficiam usuários, desenvolvedores e grandes empresas via aprendizado distribuído.



CÓDIGO

Os códigos propriamente ditos: divididos em inferência (arquitetura e processamento de inputs) e treinamento (como o modelo aprende). Compartilhá-los permite reprodutibilidade científica: replicar, ampliar ou criticar metodologicamente o que foi feito.



DADOS DE TREINAMENTO

Os dados de treinamento, frequentemente considerados o fator mais importante, costumam ser a camada menos transparente. Compreendem o conteúdo da web e bases digitais utilizadas para ensinar o modelo, sendo tema central de debates atuais no campo.



DOCUMENTAÇÃO

Registros minuciosos das decisões ao longo do desenvolvimento e implementação do sistema. Inclui cartões do modelo e dos dados, relatórios de impacto, registros de incidentes e políticas de uso.

É importante salientar que decidir entre quaisquer sistemas descritos como abertos envolve pensar nas categorias de abertura e o quanto cada uma pode influenciar a longo prazo os projetos baseados em inteligência artificial. A abertura de cada componente pode ampliar o que pode ser feito na prática e delimita opções de adaptação, auditoria e soberania.

É um exercício decisório em especial quando envolve objetivos de escala, como no caso da educação pública. Por este motivo, o debate é tão intenso e rico internacionalmente, engajando entidades de governança de tecnologias, software e inteligência artificial.

1.3.1. Pesos dos modelos

O componente mais explícito na escala são os pesos do modelo - isto é, parâmetros aprendidos. Estes são os parâmetros numéricos com bilhões ou até trilhões de valores, que codificaram tudo aquilo que o modelo aprendeu durante o treinamento a partir de bases gigantescas de conteúdo, dados e informações.

Quando abertos, significa que qualquer pessoa pode utilizar os pesos e executá-los localmente para fins específicos. Mas de forma isolada, não permite entender como o modelo foi construído, eventuais limitações, potencialidades ou vieses. Hoje, modelos contemporâneos com pesos abertos são até lançados por grandes empresas de tecnologia e consórcios de pesquisa e estão disponíveis facilmente, de forma pública.

A tática de publicar os pesos dos modelos de forma aberta favorece todo o campo ao se tornar um recurso acessível para muitos usuários e desenvolvedores individuais - e também às grandes empresas desenvolvedoras, que passam a aprender sobre aplicações e implementações na prática de forma distribuída, como uma inteligência coletiva global.

1.3.2. Códigos

O segundo nível é o código, que pode ser por sua vez composto de a) código de inferência, que é responsável pela arquitetura e processamento de entradas (“inputs”) e b) código de treinamento, que ordena como o modelo aprende a partir dos dados.

O compartilhamento desse nível permite avançar para noções de reprodutibilidade científica, ou seja, que outras pessoas possam seguir os mesmos passos dados em cima dos mesmos dados para poder replicar o procedimento e poder ampliar ou criticar através de metodologia científica o que foi realizado.

1.3.3. Dados de Treinamento

Os dados de treinamento, geralmente vistos como o fator mais importante na era da informação, paradoxalmente costumam ser a camada menos transparente, mesmo em sistemas que se apresentam como abertos.

Essa categoria está envolvida em controvérsias ainda em definição no campo, como o fato de que boa parte dos grandes modelos de linguagem foram treinados em extrações generalizadas de conteúdo web e bases de dados digitais (incluindo bases vistas como piratas), o que abriu espaço para disputas judiciais coletivas ligadas a propriedade intelectual e direitos autorais.



Fonte: Imagem de IA do site Magnific

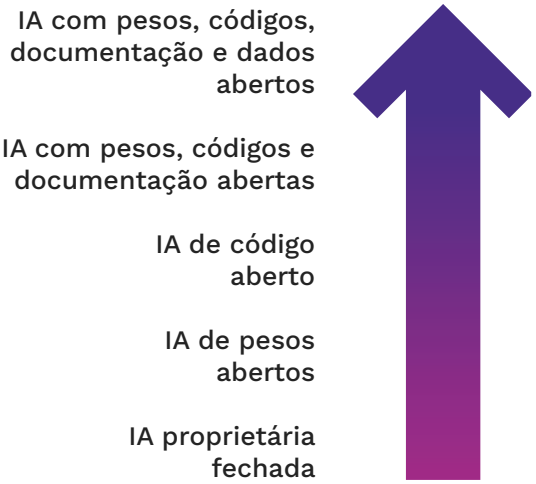
1.3.4. Documentação

A quarta camada é a de documentação, que pode incluir procedimentos minuciosos de registro das decisões tomadas ao longo do ciclo de vida de desenvolvimento e implementação de um sistema de inteligência artificial. Incluem cartões descritivos do modelo, cartões sobre dados de treinamento, relatórios de avaliação de impacto, registros de incidentes e políticas de uso.

Assim, as quatro camadas incluindo a documentação substantiva poderiam direcionar a inteligência artificial aberta de forma convergente àquelas liberdades clássicas do movimento de código aberto: estudar, modificar e compartilhar.

Os modelos de IA não apresentam uma estrutura binária fixa, podendo integrar diversas variáveis de abertura. Consequentemente, cada patamar de abertura reflete níveis distintos de autonomia e transparência, conforme ilustrado no esquema a seguir.

É fundamental pontuar, todavia, que o incremento na autonomia exige proporcionalmente maior infraestrutura e competência técnica para sua sustentação.



1.4. O que se compartilha e o que se constrói ao redor dos modelos abertos

Em torno das opções abertas de sistemas algorítmicos, que podem então ser entendidos como compostos de camadas e módulos em constante interação e negociação, articula-se um ecossistema heterogêneo e complexo que inclui plataformas de hospedagem e computação em nuvem, comunidades de desenvolvimento, infraestrutura física, repositórios de dados, ferramentas de padronização, camadas de aplicação e também metodologias para avaliação.

As consequências práticas da abertura ocorrem em relação a esse ecossistema, e não de forma isolada. Uma vantagem essencial da IA aberta é que ela **cria uma via de mão dupla:** empodera as comunidades distribuídas em seu entorno e se nutre do conhecimento coletivo que sustenta os projetos. Bases de dados multilíngues com participação de centenas de voluntários através de dezenas de países mostram como a coordenação descentralizada em larga escala pode funcionar. Mantenedores de recursos compartilhados desempenham papéis sociais que vão além do desenvolvimento de software e incluem também motivação das redes de colaboração, revisão de contribuições e documentação. Por vezes, as iniciativas evoluem para incluir estruturas de governança, como conselhos, fundações, cooperativas, metodologias de revisão – que indicam potencial de longo prazo.

Já quanto ao campo da educação, nas camadas de aplicações, as iniciativas seguem em consolidação, mas ganham tração. Adaptar sistemas a partir de modelos fundamentais de larga escala é um desafio de customização, mas um esforço necessário para ajustar e adaptar para as demandas específicas da educação em cada nível, contexto e território.

1.5. O que não significa IA aberta

Como um conceito em disputa e construção, é possível identificar alguns equívocos comuns sobre o que significa abertura de sistemas algorítmicos. Debater tais confusões é importante pois tal conceito pode, quando adotado sem crítica, levar a decisões mal calibradas e resultados ruins a médio e longo prazo. Nomearemos alguns destes mal-entendidos a seguir, começando pela noção frequente de que abertura significa gratuidade.

1.5.1. Não significa gratuidade

A confusão mais comum é equiparar abertura com gratuidade. Sim, é verdade que muitos componentes de modelos podem ser adquiridos sem custo para uso ou licença. Mas para executar os modelos, especialmente quando com o objetivo de que sejam disponíveis para muitas pessoas – como para redes educacionais -, não se pode esquecer da infraestrutura computacional necessária.

Mesmo quando rodamos algum modelo simplificado para ser executado em um único computador é importante também lembrar que especificações de hardware são indispensáveis para o uso adequado. Tais fatores devem ser lembrados para que a aplicação da IA aberta não se torne um vetor de exclusão: processadores especializados, armazenamento local ou em nuvem, energia elétrica, conexão significativa e recursos humanos especializados. Todos são fatores que envolvem custos para uma boa transformação em implementações relevantes.

Em países de dimensões continentais e desigualdades profundas, como o Brasil, essa geografia da distribuição de oportunidades e potencialidades pode refletir histórico de disparidades regionais e socioeconômicas. Assim, a adoção de IA aberta como política pública educacional requer também planejamento orçamentário inteligente e adaptado às diferentes realidades.

1.5.2 Não significa licenças com funcionalidades pagas (modelos freemium)

Depois da aparente gratuidade, temos a categoria mais confusa de sistemas supostamente abertos. É frequente que serviços de inteligência artificial desenvolvidos por empresas privadas, mas com componentes abertos, ofereçam versões básicas de seus produtos com gratuidade, mas com limitações, enquanto versões avançadas (com mais parâmetros, desempenho mais eficaz, capacidades extras ou suporte técnico) estejam apenas disponíveis em termos comerciais.

Essa prática costuma integrar as estratégias comerciais adotadas para esses modelos. Este desenho, também chamado de freemium, é um modelo de negócio legítimo, mas pode levar a confusões quando usuários ou gestores os confundem com exemplos de abertura ou, pior, como soluções plenas para finalidades educacionais. Tal abordagem freemium, por mais que seja sedutora inicialmente para popularização de serviços e experimentação de habilidades, pode abrir fragilidades para usos, limitações em capacidade e número de usuários ou, ainda, apresentar instabilidade maior em termos de manutenção do serviço.

Afinal, se não há contratos ou termos de uso bem estruturados, a aplicação em escala em contextos educacionais pode ficar dependente de flutuações nas táticas de negócios dos grandes desenvolvedores de sistemas de inteligência artificial.

1.5.3. Não significa sem riscos

É comum pensar que um sistema descrito como aberto é necessariamente auditável ou transparente e, por consequência, mais seguro. Na prática, é mais complexo do que isto. De fato, a abertura dos componentes os torna mais aptos a análise e investigação, permitindo que desenvolvedores e pesquisadores independentes observem e testem suas características, chequem vieses e reportem vulnerabilidades. Este é um benefício real e existente.

Mas, de outro lado, a mesma abertura também abre brechas para usos nocivos e/ou mal-intencionados. Modelos com pesos abertos podem ser editados para quebrar salvaguardas éticas embutidas ou ser influenciados para gerar desinformação ou enviesamento estratégico, como direcionamento político.

No contexto educacional, o uso de sistemas abertos pode significar uma perda de sensibilidades e especificidades culturais e pedagógicas. Sistemas treinados e desenvolvidos em determinada região podem comportar-se de modo inadequado em outros contextos e essa inadequação é difícil de ser medida sem curadoria e auditorias minuciosas - o que demanda conhecimento mais aprofundado do tema.

No contexto brasileiro, isso significa que a IA aberta deve ser adotada apenas quando acompanhada de letramento crítico, políticas de uso responsável, mecanismos de monitoramento de efeitos discriminatórios, além de formação continuada e fortalecimento de recursos e condições trabalhistas para os professores.

1.5.4. Não significa sem governança

Outro mito envolve acreditar que, uma vez que o código está disponível, os pesos podem ser baixados e a documentação é pública, arranjos institucionais de governança seriam dispensáveis. Modelos abertos exigem, ao contrário, mais governança, e não menos, porque a multiplicidade de atores envolvidos amplia a complexidade dos arranjos. É necessário definir quem mantém os repositórios, como vulnerabilidades são identificadas e reportadas, quem e como se registra o versionamento dos lançamentos e como conflitos entre contribuintes são gerenciados.

Para o campo educacional, esse ponto é especialmente sensível: a adoção de IA aberta em redes públicas de ensino não pode prescindir de instâncias formais e multissetoriais de governança que articulem secretarias, escolas, universidades, empresas desenvolvedoras e EdTechs, sociedade civil organizada e, fundamentalmente, representantes das comunidades diretamente afetadas pelas decisões algorítmicas.

Finalmente, vale mencionar uma noção que surgiu em comunidades dedicadas a código aberto: openwashing – o uso apenas retórico do rótulo aberto por sistemas e empresas que, na verdade, retêm controle sobre componentes essenciais.

Uma vez que, como veremos na seção a seguir, vários países têm adotado estratégias e regulação de IA que oferecem vantagens a sistemas com modelos livres e com código aberto, muitos desenvolvedores tentam enquadrar seus produtos como abertos, ainda que não apliquem esforços para permitir de fato que redes expandidas possam usar, estudar, modificar e compartilhar seus componentes.

2.

Tendências Globais da IA Aberta na Educação

2. Tendências Globais da IA Aberta na Educação

Na seção anterior, tratamos da IA aberta a partir de quatro grupos componentes principais: pesos do modelo, código, dados de treinamento e documentação; e discutimos os conceitos e equívocos mais comuns em torno do termo. Agora, vamos examinar como estas ideias se manifestam no cenário internacional a partir de três tendências interconectadas: os padrões recorrentes nas estratégias nacionais e nas formulações multilaterais; o avanço da infraestrutura pública compartilhada como pauta de soberania tecnológica; e a consolidação da IA aberta como bem público em um campo ainda marcado pela concentração.



Fonte: Imagem de IA do site Magnific

2.1. Padrões e tendências observados globalmente

Em todo o mundo, as estratégias voltadas à IA na educação organizam-se em torno de referências internacionais produzidas longitudinalmente, apoiadas por organizações como a UNESCO e a OCDE. Existem aspectos em comum articulados em torno de temas recorrentes, abrangendo: gestão e implementação educacional; trabalho docente; avaliação de aprendizagem; competências para a vida e para o trabalho na era da IA; e a aprendizagem ao longo da vida.

Os sistemas multilaterais defendem a expansão de infraestruturas abertas e o forte investimento na produção e manutenção dos chamados Bens Públicos Digitais (Digital Public Goods – DPG), conceito que engloba software livre, modelos abertos de IA, dados abertos, padrões abertos e mais. Propostas no campo da governança digital das Nações Unidas sublinham estas possibilidades como alternativas saudáveis e cooperativas à concentração de infraestrutura em poucas grandes empresas de tecnologia. A abertura, vista inicialmente como questão técnica em comunidades de desenvolvedores, já é considerada uma variável geopolítica importante.

Levantamentos da OCDE indicaram que, em 2025, modelos com pesos abertos correspondem a cerca de 55% da oferta comercial global. A geografia dos provedores dos sistemas, porém, permanece concentrada: os Estados Unidos respondem por mais da metade dos provedores de modelos fundacionais, seguidos por China, Reino Unido, França e Alemanha. Como explorado no capítulo anterior, a abertura dos pesos do modelo por si só não dissolve a centralidade desses pólos em outras camadas da cadeia de valor, da produção de chips à provisão de serviços, passando por energia, dados de treinamento, infraestrutura de avaliação e formação técnica de recursos humanos.

Quatro tendências estão ditando o caminho das estratégias de IA em torno do mundo:

A primeira é a aposta em formação técnica e científica em larga escala — no Brasil, com projeção de 5.000 vagas de graduação em cursos relacionados à IA e capacitação de 230 mil profissionais em cinco anos (Brasil, 2025); na Índia, com apoio a mais de 500 doutorandos, 8 mil graduandos e 5 mil pós-graduandos (Índia, 2025); no Japão, com integração da IA à educação primária e secundária (Japão, 2026).

A segunda é o investimento em modelos linguísticos locais — como o português e línguas originárias no Brasil, plataformas multilíngues na Índia —, em reação ao diagnóstico de que modelos globais foram treinados predominantemente em inglês.

A terceira é a incorporação de marcos culturais, como visões centradas no Quênia na África e atenção à diversidade no contexto latino-americano, com a menção a diferentes grupos como mulheres, campesinos e indígenas na Colômbia.

A quarta é a aceleração da governança jurídica, com intensos debates sobre os marcos regulatórios nacionais e regionais que tematizam salvaguardas que incluem o setor educacional, por vezes identificado como setor de implementação de alto risco.

Em resumo, o mundo tem olhado para:

- capacitação técnico-científica em proporções massivas;
- aporte de recursos em sistemas linguísticos regionalizados;
- integração de pilares culturais, pluralidade e diversidades;
- o impulsionamento de marcos de governança regulatória.

2.2. Infraestrutura pública compartilhada e soberania tecnológica

O tema da soberania tecnológica aparece como categoria comum em estratégias nacionais de IA diante da concentração de capacidade computacional, conjuntos de dados e modelos em poucos atores corporativos, sobretudo ligados aos dois grandes líderes econômicos mundiais: EUA e China. Em um mundo globalizado, o direcionamento não tende ao isolamento ou nacionalismo, mas à construção de capacidades próprias ao longo do ciclo de vida de desenvolvimento dos sistemas de inteligência artificial - incluindo hardware, modelos, dados, aplicações – com discussões sobre se os estados devem ter controle nacional sobre infraestruturas críticas.

Entre as variáveis mais presentes estão pontos ligados à dependência de provedores e centros de dados estrangeiros e aos limites da jurisdição sobre dados e informações sensíveis vistos como estratégicos.

Em diversos planos nacionais a formulação da soberania aparece articulada a três frentes comuns: expansão da infraestrutura computacional, sustentabilidade energética e constituição de infraestruturas nacionais de dados. Diagnósticos sobre soberania de dados convergem em problematizar a dependência de centros de dados estrangeiros como variável de risco para a independência digital, articulando-se à mobilização de matrizes energéticas locais como vantagem comparativa.

Uma pequena parcela de empresas desenvolvedoras dominantes controla não apenas a maioria dos modelos de IA de ponta, mas também a infraestrutura fundacional que molda o campo — incluindo GPUs para treinamento e inferência, além de sistemas de nuvem que hospedam esses chips. Esse é o pano de fundo do qual emerge o debate pela IA aberta como alternativa para soberania.

No Quênia, por exemplo, o ciclo estratégico 2025-2030 acopla energia geotérmica e fibra óptica nacional como bases para um modelo regional de processamento. Em outro caso ilustrativo, na Espanha, para buscar posicionar o país como vanguarda do uso eficiente da infraestrutura de computação e do desenvolvimento de IA sustentável, são propostas iniciativas em três eixos: centros de processamento de dados sustentáveis; planejamento e organização na instalação de centros de processamento de dados; e um selo de certificação e ecossistema em torno da IA sustentável.

No Brasil, o Plano Brasileiro de Inteligência Artificial 2024-2028 prevê a expansão da infraestrutura nacional de computação de alto desempenho, com investimentos no Laboratório Nacional de Computação Científica (LNCC) e na Rede Nacional de Pesquisa (RNP), buscando reduzir a dependência de processamento em nuvens estrangeiras e ampliar a capacidade soberana para o desenvolvimento e a execução de modelos de IA em território nacional.

Propostas de marcos regulatórios passam a incorporar a abertura como categoria jurídica, expandindo o tema, somando às práticas de comunidade e estratégias de mercado e competitividade. Em algumas jurisdições, modelos de propósito geral lançados sob licenças livres e de código aberto recebem regime regulatório diferenciado, com isenção de parte das obrigações de transparência condicionada à disponibilização pública de parâmetros, arquitetura e instruções de uso. No marco europeu de IA (EU AI Act), essa diferenciação não abrange implementações identificadas com risco sistêmico. A abertura passa, assim, a ser fomentada direta e indiretamente pelos estados.

Em regiões sem grandes reservas de poder econômico e infraestrutura, como países do Sul Global, soluções plenamente nacionais e isoladas são diagnosticadas como inviáveis. A articulação regional converge na recomendação de alianças supranacionais para desenvolvimento, aquisição e distribuição pública de recursos educacionais digitais.

Na América Latina, essa tendência manifesta-se em propostas de compartilhamento de infraestrutura nacional com países da região, do Caribe e da África — no caso brasileiro, com aporte da ordem de R$ 50 milhões para ampliação de redes acadêmicas regionais (Brasil, 2025).

Em diferentes áreas a experiência brasileira de redes federadas, como a RNP, demonstram exemplos de sucesso nos modelos compartilhados. A Rede Ipê, infraestrutura para conexão dos principais centros de pesquisas e universidades do país, entre si e com redes acadêmicas estrangeiras, é a espinha dorsal que, integra mais de quinhentas instituições e possui pontos de presença nas vinte e sete unidades da federação. Modelos federados como esse permitem repartir os elevados custos de aquisição, operação e manutenção, evitar a duplicação de investimentos e distribuir capacidade computacional para além dos grandes centros urbanos, mantendo sob governança nacional ativos estratégicos de conectividade, computação e dados. Por reunirem compartilhamento de recursos, capilaridade territorial e cooperação institucional, tais desenhos conectam com a recomendação de articulação regional e com a agenda de soberania tecnológica.

Finalmente, a aquisição de software com componentes abertos pelo setor público ressurge como direcionamento para soberania digital. Sua adoção por governos permite propriedade plena das versões customizadas, redução de despesas com licenciamento e independência em relação a fornecedores externos, desde que acompanhada por marcos técnicos de segurança e sustentabilidade e investimento sólido e de longo prazo em infraestrutura, educação e recursos humanos.

2.3. IA Aberta como bem público

A noção de Bens Públicos Digitais reaproximou a discussão sobre IA aberta dos debates sobre infraestrutura compartilhada, presentes na agenda de Recursos Educacionais Abertos desde os anos 2000. Formulações multilaterais tratam códigos abertos, modelos abertos, dados abertos e padrões abertos como camadas de uma infraestrutura orientada ao interesse público, deslocando a discussão sobre IA do registro estritamente comercial para o de valor público essencial.

Voltando a um tema que sublinhamos na seção anterior: a transposição do conceito de código aberto para a IA não é direta, é algo mais complexo e sistêmico. O que chamamos genericamente de "código-fonte" pode designar código de inferência, código de treinamento, dados ou pesos do modelo — componentes que podem ser disponibilizados de forma independente. Esforços cooperativos dedicados à definição de IA aberta convergem para a exigência de liberdades para usar, estudar, modificar e compartilhar sistemas que são diferentes quando pensamos em sistemas necessariamente mais complexos que softwares isolados e potencialmente inseridos em redes e fluxos de dados, informações e implementações.

Os argumentos a favor da IA aberta como bem público mobilizam cooperação técnica, redução de custos de adoção, contraposição ao poder de mercado das grandes empresas de tecnologia, expansão da pesquisa externa e revisão comunitária da qualidade dos sistemas. No campo educacional, modelos abertos viabilizam tutoria adaptativa, avaliação formativa e aplicações em línguas pouco representadas, contextualização e alinhamento às demandas do território. Como discutimos no capítulo anterior, a literatura também registra os usos adversariais: geração de material de abuso, infração de direitos autorais, fraudes em escala. Uma vez liberado, um modelo dificilmente é recolhido — as decisões de liberação não são totalmente reversíveis.

A história dos bens comuns digitais oferece referencial conceitual relevante. A produção colaborativa de enciclopédias digitais e de repositórios de dados ou componentes abertos funciona como referência constante de produção entre pares com governança coletiva à margem dos preços de mercado. Globalmente temos muitos casos do que funcionou e se mantêm há décadas, como o movimento wiki, apesar das crescentes disrupções tecnológicas. Aplicada à IA na educação, essa lógica sugere arcabouços descentralizados para colaboração e gestão compartilhada.

Não basta defender uma IA aberta em termos genéricos: é preciso especificar quais aspectos da tecnologia são acessíveis, distribuíveis e reutilizáveis pela sociedade, e sob quais arranjos de governança — o que retoma diretamente a leitura componente a componente apresentada no capítulo anterior.

Diante dos riscos já conhecidos, as preocupações com regulamentação, segurança de dados e proteção de crianças e adolescentes ocupam posição central no debate global. Torna-se, assim, indispensável também viabilizar a participação pública nas decisões sobre o uso da IA — em especial no plano das políticas — para assegurar soberania, fortalecer a democracia e mitigar impactos negativos. Nesse sentido, a noção de abertura articula-se diretamente com a promoção do acesso e da interação nos âmbitos político, econômico e científico.

A IA aberta como bem público designa, nesse registro, um arranjo coletivo de infraestruturas em que sistemas educacionais, organismos multilaterais, comunidades acadêmicas e movimentos sociais coordenam-se para que o avanço técnico não opere apenas em direção à concentração corporativa. O desafio para os próximos anos é converter esse repertório em reconfigurações concretas, com investimentos em infraestrutura aberta, políticas contextuais e cooperação internacional capazes de redistribuir capacidades de produção, e não apenas de consumo, de IA – de forma sustentável frente ao acúmulo de indicadores da crise climática.

No próximo capítulo, avançaremos sobre como esses elementos podem ser organizados em recomendações concretas para o sistema educacional brasileiro.

3.

Possibilidades e Cuidados do uso da IA Aberta na Educação

3. Possibilidades e Cuidados do uso da IA Aberta na Educação

Nas seções anteriores, examinamos a complexidade do conceito de abertura aplicado à IA, observando em que ele se distancia das definições convencionais relacionadas ao entendimento de código aberto, estabelecendo um novo paradigma de acesso e disponibilidade.

Em 2015, a UNESCO reforçou que o livre acesso a dados, pesquisas e recursos educativos é um pilar essencial das sociedades do conhecimento para reduzir disparidades e promover o acesso universal à informação. É nessa direção que iniciativas como o software livre, a ciência aberta, os dados públicos e os recursos educacionais abertos (REA) e, atualmente, o movimento pela abertura das IAs se somam e endereçam soluções que impulsionam a colaboração, a participação social e o acesso.

Nesta seção, analisaremos a materialização dessa abertura no âmbito educacional, apresentando para isso exemplos e casos práticos a fim de explorar alternativas de uso e oportunidades para o campo. Também discutiremos critérios de curadoria para apoiar a escolha de modelos de IA aberta, avaliando suas potencialidades e riscos diante do tensionamento entre segurança e inovação.



Fonte: Imagem de IA do site Magnific

3.1. IA aberta no Ensino

A falta de compreensão do que constitui um sistema de IA aberta ou definição padronizada e juridicamente consistente resulta em consequências práticas imediatas. Por exemplo, os licenciamentos permanecem ambíguos e os benefícios declarados da abertura não necessariamente se traduzem em transparência efetiva para usuários e instituições. A urgência dessa definição se intensifica no campo educacional, especialmente quando se trata de uso e manipulação de dados de estudantes mais jovens, para quem os riscos de privacidade são consideravelmente maiores.

Levantamentos globais da Digital Education Council de 2024 indicam que 86% dos estudantes de instituições de ensino superior utilizam IA em seus estudos; entre as mais usadas estão o ChatGPT, seguido pelo Grammarly e pelo Microsoft Copilot, outras ainda como Gemini e Claude são citadas em menor porcentagem. Todas elas são soluções proprietárias com gratuidade de acesso — parcial ou total. Existem críticas de que a adoção de IA proprietária — mesmo sob licença gratuita ou modelo freemium — pode aprofundar desigualdades, atender a interesses de mercado e impor visões de mundo específicas, sem que educadores ou instituições tenham capacidade de auditar ou contestar os sistemas que utilizam.

Essa hegemonia de modelos proprietários e LLMs gratuitos em ambientes educacionais reflete e perpetua dependências históricas, nas quais muitos territórios atuam como receptores de tecnologias desenvolvidas em centros globais de produção — como é o caso do Sul Global. Assim, no âmbito da educação básica, observa-se uma disparidade acentuada: instituições privadas possuem mais que o dobro de acesso a ferramentas de IA em comparação às públicas. Essa desigualdade é ainda mais crítica em zonas rurais e periféricas, onde a carência de infraestrutura e equipamentos impede o aproveitamento de sistemas de IA, comprovando que a oferta de licenças gratuitas é insuficiente para superar barreiras estruturais.

Diante disso, garantir que a IA aplicada à educação seja segura, auditável e um bem a serviço de todos exige aproveitar o potencial da abertura em seus componentes mais concretos (dados abertos e algoritmos transparentes) e também de sua infraestrutura. Nesse nível de acesso, viabiliza-se o desenvolvimento de sistemas de IA responsáveis, o aprimoramento contínuo por pesquisadores e desenvolvedores independentes, a rastreabilidade do conhecimento e a proteção da integridade dos direitos dos estudantes.

Abertura e segurança: o que muda

A falta de definição padronizada de IA "aberta" gera ambiguidade jurídica e riscos; soluções proprietárias gratuitas aprofundam desigualdades educacionais.

Além de implicações pedagógicas, a abertura dos sistemas de IA pode funcionar como catalisador para níveis mais elevados de pesquisa e de desenvolvimento. O interesse pelo campo é expressivo tanto na academia quanto no setor privado, impulsionado pelo potencial da tecnologia em gerar cerca de 13 trilhões de dólares em atividade econômica global até 2030, o equivalente a um incremento anual de 1,2% no PIB mundial. A promoção da abertura nas pesquisas acelera a circulação de novos conhecimentos e permite que um público mais amplo desenvolva aplicações baseadas em técnicas de ponta, o que já pode ser observado pela dinâmica no crescimento acelerado das publicações científicas sobre o tema na última década.

Portanto, o movimento de abertura dos modelos de IA na educação não é apenas uma questão técnica de licenciamento; trata-se, em última análise, de definir com segurança e transparência como, o que se aprende e quais valores são incorporados por meio das tecnologias que medeiam a experiência educativa de milhões de pessoas.

3.2. Movimentos de IA Aberta na Educação

Diversas iniciativas baseadas em variados níveis de abertura ilustram alternativas robustas do uso de modelos de IA aberta que podem trazer benefícios concretos para o planejamento pedagógico, a gestão das instituições, a inovação educacional e, como fim, o aprendizado. Modelos e ferramentas de IA baseados em componentes abertos como Llama 3, BLOOM, OLMo, Mistral 7B, Falcon, Qwen3 e IndicBERT ganham espaço em ambientes educativos, impulsionados por comunidades e espaços colaborativos, como é caso do Hugging Face — repositório de origem francesa que disponibiliza centenas de milhares de modelos públicos para experimentação global.

A aplicação desses modelos na educação frequentemente ocorre via infraestruturas compartilhadas ou abertas. Um exemplo marcante no ensino superior e na pesquisa é o JupyterHub — uma solução multiusuário para gestão de ambientes computacionais que provê instâncias individuais de servidores ou para grupos de usuários. Ele se tornou popular para o ensino de IA e programação, apoiando estudantes de instituições como a UC Berkeley e a Universidade de São Paulo a irem além do consumo passivo. Com essa ferramenta, os estudantes podem inspecionar, modificar e realizar o ajuste fino de modelos abertos diretamente via navegador.

Outra possibilidade de uso de IA generativa aberta na educação está no campo da gestão da aprendizagem. Como exemplo, o Moodle introduziu na versão 4.5 (2024) uma API de IA agnóstica ao provedor, permitindo que instituições públicas rodem tutoria automatizada e análise de desempenho em servidores próprios, sem expor dados de estudantes a terceiros. Além desses modelos, essas plataformas de gestão também têm sido alvo de algoritmos de aprendizagem de máquina abertos para otimização e sofisticação da análise dos dados gerados por meio da interação entre os usuários e as plataformas.

Contudo, as plataformas e modelos abertos não resolvem sozinhos as questões relacionadas às demandas de inclusão e acesso em uma sociedade em constante transformação. Parte do caminho também é formar quem vai usá-los e desenvolvê-los. Nessa direção, podem-se citar algumas iniciativas de impacto ao redor do mundo: o AI4ALL (Stanford University, EUA), voltado à formação gratuita de estudantes universitários sub-representados; o Khipu e o LatinX in AI, iniciativas acadêmicas latino-americanas de fortalecimento da pesquisa regional em aprendizado de máquina; o AI4Bharat (IIT Madras, Índia), que desenvolve modelos e dados de treinamento abertos para as 22 línguas indianas reconhecidas constitucionalmente; e o IA.Edu (Universidade Federal do Alagoas e Universidade de São Paulo, Brasil e Harvard, EUA), que impulsiona o conceito de Inteligência Artificial Desplugada na Educação — ensino sobre IA sem dependência de conectividade, já presente em milhares de municípios brasileiros.

Esse esforço se distribui por todas as regiões, ainda que de formas distintas. Na Ásia, o YUVAi (governo indiano e NASSCOM Foundation) engaja estudantes do ensino médio em projetos com IA para o desenvolvimento local. Na África, o Deep Learning Indaba, fundado por pesquisadores da University of the Witwatersrand e da Stellenbosch University, realizou eventos em 47 países via programa IndabaX, enquanto o Masakhane — comunidade voluntária vinculada a pesquisadores da Universidade de Pretória e da Universidade de Joanesburgo — constrói sistemas de linguagem natural em línguas africanas por pesquisa participativa. Na Europa, a AI4InclusiveEducation, desenvolvida pela organização belga La Scientothèque no âmbito do Erasmus+, oferece módulos abertos de educação cidadã em IA para jovens de comunidades desfavorecidas.

O que esses casos indicam em conjunto é que a adoção de IA aberta na educação não é um fenômeno isolado nem restrito a contextos de alta renda, mas uma tendência global que se manifesta de formas diversas e complementares. O desafio que persiste, porém, é garantir que essa abertura técnica se converta em abertura efetiva de oportunidades; o que exige, além de código e modelos disponíveis, investimento em formação, infraestrutura e políticas públicas capazes de sustentar o que comunidades e pesquisadores vêm construindo, muitas vezes, com recursos escassos.

3.3. Possibilidades da IA Aberta na Educação

Preparar aulas, elaborar avaliações, corrigir produções textuais e oferecer feedbacks individualizados são tarefas que consomem parcela significativa do tempo e da carga de trabalho docente e gestor. Os sistemas de Inteligência Artificial (IA) possuem capacidade real de apoiar o magistério, podendo “melhorar tanto a produtividade quanto a qualidade do ensino” ao assumir tarefas repetitivas e liberar os professores para interações pedagógicas complexas que dependem estritamente do julgamento humano. Contudo, o sucesso dessa integração exige que o uso da tecnologia seja invariavelmente orientado por um propósito pedagógico claro, e não pela mera conveniência da automação (OCDE, 2026).

Nesse cenário, os modelos de IA aberta despontam como alternativa estratégica para os sistemas educacionais. Isso porque permitem auditoria institucional, salvaguarda para a privacidade dos dados dos estudantes e viabilidade de ajuste fino dos algoritmos para realidades locais — desde o suporte à diversidade linguística com modelos multilíngues de larga escala até plataformas altamente especializadas. Essa flexibilidade é essencial nos contextos educacionais, pois a capacidade de adaptar um modelo ao currículo, à língua, à infraestrutura disponível e aos contextos locais pode ser mais determinante para o impacto educacional do que o tamanho ou o desempenho geral do sistema.

Contudo, cabe ressaltar que a abertura mais relevante para a equidade educacional nem sempre está nos maiores modelos de linguagem ou infraestrutura complexa, mas nos sistemas adaptados ao contexto local, ao currículo e à realidade concreta de quem aprende — dimensão especialmente crítica em países com infraestrutura limitada, onde milhares de escolas públicas operam com conectividade intermitente ou inexistente.

IA Aberta como Alternativa Estratégica

Modelos de IA aberta beneficiam a educação por permitirem auditoria institucional, privacidade dos dados e adaptação local ao currículo e à infraestrutura.

O tutor MathAIde, desenvolvido pelo Núcleo de Excelência em Tecnologias Sociais no âmbito da Cátedra UNESCO de Inteligência Artificial Desplugada na Educação, ilustra essa necessidade: sua arquitetura parte das demandas do currículo nacional e da lógica de simplificar o acesso para democratizar a disponibilidade da IA. A solução permite que professores fotografem redações manuscritas e as processem quando a internet estiver disponível.

A escolha técnica é também pedagógica: ao identificar erros sem reescrevê-los ou parafraseá-los, preserva exatamente o que o estudante produziu, condição indispensável quando o objetivo é avaliar, não reescrever por quem aprende. O caso demonstra que soluções de IA na educação precisam ser flexíveis o suficiente para funcionar em contextos diversos — e não apenas onde as condições são ideais.

Buscando explorar as amplas possibilidades dos modelos de IA aberta, apresentamos a seguir uma série de casos de uso prático, divididos em três áreas de atuação:

- USOS PARA DOCÊNCIA: suporte para planejamento de aulas, alinhamento curricular e avaliação da aprendizagem.
- USOS PARA A APRENDIZAGEM: suporte para tutoria individualizada, desenvolvimento cognitivo e feedbacks, formação docente.
- USOS PARA GESTÃO: suporte nos processos de gestão, predição e antecipação de situações problema e impulsionamento da formação docente.

3.3.1. Usos para a Docência

A prática docente é marcada por tarefas de planejamento, desenvolvimento de atividades, avaliação e acompanhamento. Em muitos casos, essas tarefas podem ser automatizadas e apoiadas por sistemas baseados em IA.

No que diz respeito ao planejamento, abordagens de pesquisa como o LessonPlanLM propõem incorporar o conhecimento pedagógico ao processo de geração, produzindo planos de aula estruturados e alinhados a objetivos curriculares em etapas que atendem a requisitos de integridade estrutural, coerência lógica e precisão (Jia et al., 2025). O resultado é um sistema de geração de planos de aula baseado em LLMs enriquecidos com conhecimento curricular — o nome completo é Knowledge-enhanced Automatic Lesson Plan Generation — que combina grandes modelos de linguagem com uma base de conhecimento específica sobre planos de aula (LPKB, Lesson Plan Knowledge Base).

Esse princípio de adaptação contextualizada pode ser observado também no Twiga, desenvolvido pela Tanzania AI Community sobre o modelo Llama. A solução é treinada com dados curriculares nacionais e disponibilizado via WhatsApp, permitindo que professores gerem planos de aula, provas e materiais alinhados ao currículo tanzaniano diretamente no celular, respondendo a uma escassez concreta de materiais didáticos em contextos de baixa infraestrutura.

O mesmo potencial se estende à avaliação. Uma experiência conduzida na Universidade de Ljubljana (2024/2025), no curso de Introdução à Bioinformática, demonstrou em estudo cego com mais de 100 estudantes que modelos abertos utilizados para correção de avaliações alcançaram acurácia e qualidade de feedback comparáveis às dos avaliadores humanos, preservando a privacidade dos dados dos estudantes nos servidores da própria instituição (Rebelo Marcolino et al., 2025).

A IA aberta está também sendo incorporada a novas categorias de ferramentas de apoio docente. Os Assistentes de Ensino Baseados em IA, como o JeepyTA, desenvolvido por Ryan Baker e equipe da Universidade da Pensilvânia, integram-se diretamente a fóruns universitários para responder a dúvidas 24 horas, resumir discussões semanais, oferecer dicas de depuração de código e fornecer feedback rápido a ensaios. Estudantes usuários dessa solução avaliaram esse tipo de ferramenta como comparável a assistentes humanos em clareza e precisão, embora mais fraca em motivação e orientação para o desenvolvimento (OCDE, 2026).

O uso de IA aberta pode ser observado em iniciativas em diversas áreas e etapas educacionais. A título de exemplo, o uso do modelo MedExamLLM para o alinhamento de recursos educacionais em contextos de formação médica e o uso do BLOOM (176 bilhões de parâmetros) para o processamento equitativo de idiomas sub-representados reforçam que a abertura técnica opera também como mecanismo de inclusão linguística e curricular.

De forma combinada, essas experiências evidenciam que a viabilidade da adoção de IA aberta não apenas amplia o repertório de ferramentas disponíveis ao docente, mas também o faz de forma contextualmente responsiva: do planejamento curricular, produção de conteúdo à avaliação automatizada, passando pelo suporte contínuo via assistentes de ensino

3.3.2. Usos para a Aprendizagem

Embora estudos contemporâneos indiquem que a interação entre humanos e máquinas pode favorecer a aprendizagem, essa integração demanda abordagem estratégica. Um dos riscos centrais mapeados na literatura refere-se ao impacto no desenvolvimento metacognitivo: especificamente o fenômeno conhecido como “preguiça cognitiva”, em que as ferramentas são utilizadas como atalhos mentais, comprometendo o desenvolvimento intelectual em lugar de fortalecê-lo.

É precisamente nesse ponto que soluções desenvolvidas com foco nas demandas educacionais se distinguem das ofertas genéricas de mercado; ao incorporar princípios pedagógicos em sua arquitetura, tendem a ser mais especializadas e efetivas quanto à finalidade central das instituições de ensino: a aprendizagem.

Um exemplo representativo é o desenvolvimento de tutores personalizados que combinam modelos de linguagem de grande escala, como o Llama 3, com sistemas de tutoria inteligente já existentes. Nessa integração, o modelo de linguagem não opera de forma isolada: ele acessa em tempo real o contexto da interação do estudante com o sistema de tutoria e, a partir disso, sugere ao cuidador mensagens personalizadas e pedagogicamente orientadas. Na prática, em vez de o responsável precisar improvisar como apoiar a criança em uma tarefa de matemática, o sistema oferece orientações concretas, como pedir que o estudante explique em voz alta o raciocínio que usou, estratégia reconhecida por favorecer a metacognição. Pesquisas sobre esse modelo indicaram que essa combinação produz mensagens mais úteis e alinhadas com boas práticas pedagógicas do que o uso de modelos de linguagem sem ancoragem no contexto instrucional. O fato de a solução ser baseada em arquitetura aberta agrega ainda vantagens de transparência, controle e possibilidade de execução local — tornando-a auditável e adaptável a diferentes contextos institucionais.

Esse potencial já se materializa em ferramentas concretas. Estudantes em diferentes partes do mundo interagem com tutores de IA baseados em diálogo socrático — como o Khanmigo, o Socratic Playground, o Alex (voltado ao ensino de inglês na República Tcheca) e o Rori, tutor de matemática via WhatsApp em Gana. Diante disso, cresce na literatura a demanda por modelos especializados — em especial nos componentes de STEM, onde já existem evidências da eficácia de tutoria por meio de agentes de IA com maior autonomia de raciocínio e intervenção (OCDE, 2026). No entanto, a arquitetura técnica da maior parte das soluções usadas nas escolas ancora-se em modelos proprietários de base fechada, o que limita sua auditabilidade e adaptação contextual.

3.3.3. Usos para a Gestão

As possibilidades de uso de IA aberta aplicada à gestão educacional é vasta, perpassando processos de matrícula, monitoramento de evasão, comunicação com famílias, relatórios de desempenho, indicadores e acompanhamento. Já contamos com modelos de embedding (sistema que transforma informação como texto, imagens e áudio em vetores numéricos) sendo usados, por exemplo, para mapear equivalências entre cursos e orientar admissões e análise curricular (Pardos e Borchers, 2026).

Diferentes modelos de IA voltados ao monitoramento de evasão oferecem benefícios potenciais para a antecipação de problemas e a aplicação de intervenções preventivas. Por meio de algoritmos treinados com logs de plataformas como o Moodle, é possível prever com alta acurácia o risco de fracasso acadêmico antes que a situação se torne definitiva. Um caso prático ocorreu na TTK University of Applied Sciences (Estônia, 2024/2025), onde um sistema de código aberto analisou 99.104 registros de 154 estudantes para identificar riscos antecipadamente, demonstrando ser uma solução reproduzível por instituições com bases de dados de treinamento próprias (Ovtsarenko, 2026). Essa possibilidade reforça o papel da abertura tecnológica: ferramentas que orientam decisões críticas sobre a trajetória estudantil devem ser totalmente auditáveis por seus adotantes, requisito que sistemas proprietários não conseguem atender por sua própria natureza.

Na aprendizagem e na gestão:

Na aprendizagem, a IA aberta pode permitir tutoria individualizada, especializada e ajustável pelas instituições. Para gestão, modelos abertos podem ser alternativas de precaução para cautela nas decisões educacionais.

Para além do monitoramento, também existem oportunidades reais de integrar plataformas de cursos e expandir a oferta de formação continuada e desenvolvimento profissional. Ao unir infraestruturas abertas com modelos de IAs abertas, é possível potencializar os MOOCs (Massive Open Online Courses), fortalecendo ecossistemas de aprendizagem mais acessíveis e escaláveis. Por exemplo, o Open edX, desenvolvido por MIT e Harvard e adotado por governos de Israel, Etiópia, Jordânia, Arábia Saudita e Índia para formação em larga escala, integra em sua versão Sumac modelos abertos com ajustes finos para dados curriculares das próprias instituições, viabilizando sistemas de tutoria adaptados ao currículo local para a formação continuada das redes.

3.4. Cuidados de uso da IA Aberta na Educação

As possibilidades abertas pelos modelos de IA na educação não se realizam de forma automática nem isenta de riscos. A adoção responsável exige que gestores, professores e formuladores de políticas desenvolvam uma compreensão crítica sobre o que essas tecnologias fazem, como fazem e para quem são desenvolvidas; em especial, quando os sistemas são abertos e, portanto, modificáveis por qualquer agente com capacidade técnica para tanto, como discutido nas seções iniciais.

3.4.1. Desafios e riscos da IA aberta na Educação

A adoção de modelos de IA aberta em contextos educacionais não pode ser tratada como decisão meramente técnica. A disponibilidade irrestrita de modelos não equivale a segurança, nem a gratuidade, mas a adequação educacional, técnica e pedagógica. Gestores, coordenadores pedagógicos e professores precisam desenvolver capacidade de curadoria crítica. Isto é: a habilidade de avaliar sistematicamente se um modelo específico atende a critérios pedagógicos, legais, éticos e técnicos antes de sua adoção - considerando segurança, ética, transparência, intencionalidade pedagógica e mais.

Essa curadoria é especialmente exigente no caso dos modelos abertos porque a ausência de um fornecedor central que responda por atualizações, correções de viés e adequação de conteúdo transfere para a própria instituição a responsabilidade por essas verificações. Reconhecer quando um modelo aberto oferece risco, e não apenas quando oferece possibilidade, é essencial para o uso responsável da IA aberta na educação.

A utilização consciente da IA aberta no ensino depende da percepção aguçada de que tais modelos apresentam tanto potencialidades quanto vulnerabilidades. Sem a pretensão de esgotar o assunto ou simplificar a realidade, a síntese a seguir traz exemplos de aplicações práticas nos pilares da docência, aprendizagem e gestão, conectando as vantagens oferecidas às exigências estruturais de cada implementação. É essencial notar, todavia, que o êxito em qualquer um desses cenários demanda, invariavelmente, solidez em infraestrutura, governança institucional e competência técnica para assegurar a sustentabilidade operacional. Além disso, cada uso pode implicar em mais ou menos condições necessárias a depender da intencionalidade para a qual é planejada.

ALGUNS USOS E REQUISITOS DA IA ABERTA NA EDUCAÇÃO:

Tipo de uso	Benefício do uso de IA aberta	Condições necessárias
Docência: Planejamento e materiais	Geração de planos de aula, provas e materiais alinhados ao currículo local; adaptação a contextos de baixa infraestrutura.	Dados curriculares nacionais incorporados ao modelo; alinhamento pedagógico, conectividade mínima.
Docência: Avaliação e feedback	Acurácia comparável a avaliadores humanos; preservação da privacidade dos dados nos servidores da própria instituição.	Alinhamento curricular e pedagógico, servidores institucionais para execução local.
Docência: Assistentes de ensino	Disponibilidade 24h para dúvidas, resumos e feedback rápido; libera tempo docente para interações pedagógicas complexas.	Integração com plataformas institucionais (LMS, fóruns); supervisão docente para garantir qualidade e motivação.
Aprendizagem: Tutoria individualizada	Responsividade aos erros dos estudantes, registro histórico do desenvolvimento individual, auditável e ajustável pelas próprias instituições; escalabilidade sem dependência de fornecedor.	Capacidade técnica para ajustes finos; desenho pedagógico deliberado para evitar dependência cognitiva.
Aprendizagem: Diálogo socrático e prática ativa	Personalização do ritmo e do nível; acesso via dispositivos básicos (WhatsApp, SMS) em contextos de baixa renda.	Arquitetura especializada: modelos generalistas tendem a fornecer respostas prontas em vez de guiar o raciocínio.

Gestão: Monitoramento de evasão	Predição antecipada de risco com alta precisão; modelo reproduzível por qualquer instituição com dados próprios; auditabilidade total das decisões.	Dados de qualidade (logs de plataformas como Moodle); governança institucional para uso ético de dados de trajetória.
Gestão: Mapeamento curricular e admissões	Equivalência entre cursos e orientação de admissões com modelos de embedding auditáveis	Infraestrutura de dados estruturada; critérios de seleção estratégicos e arquitetura especializada.
Formação continuada e MOOCs	Ajustes finos sobre dados curriculares próprios; tutoria adaptada ao currículo local em escala.	Plataformas abertas (Open edX); modelos ajustados com dados institucionais; processos de sustentabilidade de longo prazo.

Vale frisar que, em todos os tipos de uso, a adoção de IA aberta transfere para a instituição a responsabilidade pela curadoria, atualização e correção de vieses, exigindo capacidade técnica, pedagógica e de governança que as soluções proprietárias centralizem no fornecedor. A escolha pelo modelo aberto não é, portanto, apenas uma decisão técnica: é uma decisão institucional sobre o nível de autonomia e responsabilidade que a organização está preparada para assumir.

3.4.2 Letramento e pensamento crítico sobre IA Aberta

Para além da seleção criteriosa de modelos, a consolidação de um letramento crítico em Inteligência Artificial exige, entre outras competências, o reconhecimento das intrincadas dimensões geopolíticas e econômicas que sustentam o desenvolvimento tecnológico contemporâneo. Na ausência desse letramento, estudantes tendem a desenvolver dependência da IA para a produção de textos e resolução de problemas, negligenciando o desenvolvimento de suas próprias capacidades cognitivas, sejam elas analíticas ou argumentativas, resultando em dissociação entre desempenho na tarefa e aprendizagem genuína (OCDE, 2026).

Esse risco não é exclusivo dos modelos proprietários. Favorecer o acesso sem intermediação institucional, pode ampliar o uso irrefletido, logo existe demanda por cuidado também nos modelos abertos; qualquer instituição, desenvolvedor ou estudante pode integrar um modelo aberto a um fluxo de trabalho educacional sem que haja garantias de curadoria pedagógica, adequação curricular ou supervisão docente. O letramento em IA, tanto para quem aprende quanto para quem ensina, é, portanto, uma condição de responsabilidade institucional para que o uso dos modelos seja responsável e seguro em qualquer condição, para os modelos abertos, assim como para os proprietários, não um pressuposto dado.

Para tanto, diferentes entidades têm desenvolvido propostas de suporte para o desenvolvimento de currículos, subsídios para o letramento em IA e formação em diferentes escalas. A UNESCO, por exemplo, adota uma abordagem centrada no ser humano, enfatizando que a tecnologia deve apoiar o desenvolvimento intelectual e a tomada de decisão humana, e não substituí-los.

Concluindo, as possibilidades pedagógicas oferecidas pela IA aberta dependem diretamente do modelo de implementação e intencionalidade de seu uso. Por isso, ao optar por um modelo e nível de abertura específico, é essencial realizar um balanço entre os benefícios de cada grau de abertura, as exigências técnicas envolvidas e os objetivos educacionais pretendidos. A seguir, apresentamos uma tabela com exemplos práticos de uso para cada patamar de abertura, levando em conta os critérios jurídicos, técnicos e pedagógicos necessários.

Nível de abertura	Exemplos de uso[1]
N1 **Proprietário fechado** *Controle total do fornecedor.* Favorece a agilidade e a simplicidade na operação, contudo gera dependência do fornecedor e falta de transparência acerca do funcionamento e treinamento do sistema.	**Tarefas administrativas e de produtividade** • Criação de comunicados e newsletters para comunidade escolar. • Resumo de reuniões e atas escolares. • Redação inicial de editais, formulários e documentos. • Apoio à elaboração de planos de aula, atividades e projetos iniciais. **Por que este nível?** Neste nível, tarefas que não envolvam dados sensíveis podem ser desenvolvidas por não requerem auditoria do modelo.
N2 **Pesos ou código abertos** *Parâmetros disponíveis publicamente, controle parcial do fornecedor.* Oferece maior liberdade para personalizar a programação e o comportamento das respostas, apesar de exigir infraestrutura e domínio técnico específicos.	**Sistemas que operam com dados sensíveis localmente** • Agente de IA rodando em servidores locais para apoio aos estudantes e professores. • Chatbot pedagógico personalizado para os currículos e diretrizes desenhadas para a rede ou instituição de ensino. • Plataformas LMS / SMS internas e conectadas a sistemas de tutoria, diagnósticos e trilhas de aprendizagem automatizadas (Ex.: Moodle). • Criação de plataformas preditivas para análise de dados educacionais, acompanhamento formativos e feedbacks de desempenho estudantil. • Ferramentas customizadas de processamento de linguagem natural. • Criação de simuladores interativos e resolução de problemas reais complexos. **Por que este nível?** Neste nível, endereçamos as tarefas que exigem privacidade local para fins de personalização ao contexto local e institucional, mas que não requerem auditoria do processo de treinamento, de modo que a arquitetura matemática básica da IA é pública e auditável, permitindo o treinamento local em servidores protegidos. **Exemplo prático:** O 'Twiga' é um chatbot para professores tanzanianos, construído pela 'Tanzania AI Community' e contribuidores open-source. Usando RAG (retrieval-augmented generation) sobre o currículo e os livros didáticos do Instituto de Educação da Tanzânia, o 'Twiga' gera provas, planos de aula e materiais didáticos alinhados ao currículo nacional, entregues via WhatsApp.

[1] Independentemente do grau de abertura da tecnologia, é essencial estabelecer estruturas de governança para o emprego da IA. Isso inclui a análise crítica das entregas de modelos generativos, bem como a manutenção da supervisão e do poder de decisão humano em todas as etapas.

N3
Abertura ampliada
Pesos, código e documentação disponível, garantindo maior autonomia para o desenvolvedor.

Garante maior independência no processo de criação, arquitetura e controle das reações do sistema. Contudo, sua implementação demanda uma estrutura tecnológica robusta, conhecimento especializado e uma gestão técnica mais rigorosa.

Pesquisa, avaliação e sistemas de escala regional

- Correção automatizada de redações com auditoria pedagógica
- Análise de viés em avaliações diagnósticas de larga escala
- Sistemas de tutoria adaptativa auditáveis por pesquisadores
- Plataformas de formação docente com métricas abertas

Por que este nível?
Este nível contempla demandas que requerem métodos auditáveis e passíveis de reprodução por pares. O objetivo central é assegurar a transparência dos fluxos de processamento, conferindo credibilidade e confiança às respostas preditas ou geradas pelos sistemas.

Exemplo prático: Pesquisas globais demonstram que modelos preditivos, sustentados por técnicas de deep learning e aprendizado de máquina, são instrumentos viáveis para prever a evasão escolar. Um exemplo relevante é o uso de sistemas inteiros em código aberto que, ao analisar os registros de atividade (logs) do Moodle e outras plataformas de ensino, conseguem identificar precocemente estudantes em situação de risco. Nesse sentido, o estudo conduzido por Rebelo Marcolino et al. (2025), publicado no Scientific Reports, utilizou otimização multiobjetivo e balanceamento de dados sobre esses registros para aprimorar a precisão das predições de retenção.

N4
Abertura completa
Todos os componentes e dados de treinamento disponíveis

Garante independência total no processo de criação, arquitetura e controle das reações do sistema e banco de dados. Contudo, sua implementação demanda uma estrutura tecnológica robusta, conhecimento especializado e uma gestão técnica mais rigorosa.

Soberania digital, políticas públicas e línguas minoritárias

- Modelos de linguagem para línguas regionais e locais.
- Infraestruturas nacionais de IA educacional auditáveis pelo Estado.
- Dados de treinamento abertos de avaliação educacional para pesquisa pública.
- Sistemas de IA para educação rural com conectividade intermitente.
- Otimização de alocação de estudantes em escolas com base em critérios de transparência e equidade.

Por que este nível?
Este nível é indicado para cenários que exigem soberania sobre dados, fluxos e respostas sistêmicas. Ele assegura autonomia plena e controle total sobre os processos, demandando competências para a auditoria, alteração e distribuição de todos os elementos constituintes.

Exemplo prático: O projeto *AI4Bharat* — IIT Madras, Índia desenvolve modelos e banco de dados abertos para 22 línguas indianas reconhecidas constitucionalmente. Todo o pipeline (dados, código, pesos e documentação) é público. Permite que estados indianos treinem modelos educacionais em línguas locais (como Tamil e Telugu) sem depender de desenvolvedores externos.

Essencial sublinhar também que as diferentes combinações da gradação dos componentes de abertura podem variar a depender dos desenvolvedores e desenhos institucionais do ecossistema. Os exemplos e casos de uso aqui descritos demonstram, sem esgotar as variadas possibilidades, o potencial que emerge a partir de diferentes contextos, condições econômicas e infraestruturas particulares.

4.

Recomendações Estratégicas no Campo Educacional

4. Recomendações Estratégicas no Campo Educacional

Nas seções anteriores percorremos os pontos que diferenciam níveis da IA aberta, observamos tendências globais e identificamos possibilidades e cuidados para o uso desses sistemas na educação. Agora vamos retomar os aprendizados através do desdobramento a recomendações estratégicas acionáveis que podem ser aplicadas a diferentes contextos.

Apresentamos um conjunto de perguntas-guia e recomendações por tipo de ator do ecossistema, afinal as escolhas em torno de adoção de sistemas de IA aberta são numerosas e a seção a seguir pode ajudar a enfrentar tal complexidade.



Fonte: Foto do site Magnific

4.1. Perguntas-guia para a tomada de decisão

Gestores e equipes pedagógicas podem tomar decisões sobre IA aberta a partir de diferentes critérios, sempre contextuais. Identificamos quatro camadas que materializam as boas práticas e nuances identificadas ao longo do debate sobre o tema, de modo a permitir escolhas que preservem o potencial educacional, transparência, equidade, privacidade, prestação de contas e supervisão significativa.

As questões norteadoras apresentadas a seguir servem como um roteiro flexível, passível de ajustes, adaptações ou ampliações, conforme as particularidades de cada cenário. A falta de respostas viáveis para grande parte dessas perguntas deve ser interpretada como um sinal de atenção. Visto que a implementação, o uso e a gestão de tecnologias de inteligência artificial requerem prudência e compromisso ético, a inexistência ou a dificuldade em obter dados cruciais deve ser encarada como um fator de risco.

Camada Pedagógica	**Problema concreto:** Qual lacuna de aprendizagem ou prática docente esta solução pretende enfrentar? **Evidências de potencial:** Há dados — ainda que preliminares — que indicam ganhos reais desta tecnologia neste contexto? **Autonomia ou substituição:** A ferramenta amplia o julgamento do educador e/ou estudante ou o contorna? **Alinhamento curricular:** A solução dialoga com o currículo e as competências previstas para a etapa de ensino?
Camada técnica	**Grau de abertura e licença:** O que está efetivamente aberto, sob qual licença e quem precisa entender isso? **Infraestrutura disponível:** A rede tem equipamentos e conectividade compatíveis com o uso proposto? **Padrões de governança:** A solução atende a requisitos de segurança, interoperabilidade e sustentabilidade para uso público? **Avaliação de vieses e desempenho:** Há registros de testes de viés, riscos e 'benchmarks' aplicados ao contexto educacional?

Camada institucional e financeira	**Motivação de adoção:** A abertura é valorizada pela transparência e adaptação ou apenas como redução de custo? **Impacto na carga docente:** O uso da ferramenta acrescenta, elimina ou reorganiza tarefas na rotina dos usuários (professores, gestores, estudantes)? **Riscos do modelo gratuito ou 'freemium':** Quais externalidades e vulnerabilidades estão embutidas em soluções aparentemente sem custo? **Risco de descontinuidade:** O que acontece se o fornecedor ou mantenedor do componente aberto encerrar seu desenvolvimento?
Camada ética e jurídica	**Proteção de dados de crianças:** A ferramenta atende ao ordenamento jurídico sobre proteção de dados, proteção de crianças e às demais legislações correlatas aplicáveis? **Transparência sobre dados de treinamento:** A origem dos dados e eventuais questões de propriedade intelectual são declaradas? **Anonimização e não-retenção:** A ferramenta estabelece critérios claros para tratamento, anonimização e descarte de dados? **Participação da comunidade:** Famílias, responsáveis e sociedade civil têm espaço real na escolha das soluções adotadas?

4.2 Recomendações por ator do ecossistema educacional

O ecossistema colaborativo da inteligência artificial alcançará todo seu potencial na medida em que os diferentes atores convergirem em decisões, investimentos e práticas otimizadas. As recomendações a seguir são direcionadas aos principais segmentos referentes à IA aberta na educação, mas seu pleno efeito depende da articulação e multissetorialidade.

4.2.1. Instituições de ensino

A adoção por instituições de ensino deve ser responsável, progressiva, transparente e centralizada nos projetos político-pedagógicos. Entre as boas práticas recomendadas estão:

Criar comitês para curadoria e decisão. A complexidade das decisões sobre IA não deve recair somente sobre um gestor, um docente ou apenas um setor administrativo. Recomenda-se constituir colegiados com participação de gestores, professores, equipe técnica e representantes estudantis, encarregados de avaliar, decidir e revisar as opções sob a luz de critérios pedagógicos, técnicos, institucionais e éticos previamente acordados.

Considerar contexto e territórios locais. Tecnologias disruptivas amplificam tanto as fortalezas quanto podem enfatizar as fraquezas de um sistema educacional. Assim, importar uma solução concebida para outra realidade — outro país, outra língua, outro currículo, outra infraestrutura — pode escalar problemas em vez de resolvê-los. Recomenda-se priorizar soluções contextualizadas, ainda que tecnicamente mais modestas, para gerar mais impacto mensurável e controlável, ao invés de adotar automaticamente o modelo de maior porte ou maior visibilidade.

Promover letramento em IA. A adoção responsável e produtiva depende de capacitar quem ensina e quem aprende, articulando conhecimento conceitual, aplicação prática e consciência ética. O objetivo não é apenas operar as ferramentas, mas também considerar o processo minucioso de escolha e implementação como uma oportunidade de aprendizado para as pessoas envolvidas.

Realizar documentação, registro e avaliação contínuos. Recomenda-se criar rotinas que registrem as opções e decisões ao longo do processo, registrando o que foi adotado, com que objetivo, com quais resultados, com quais métricas e indicadores e com quais incidentes. Este acúmulo é a variável que pode distinguir a adoção responsável do consumo improvisado e que permite corrigir o rumo antes que um erro se consolide em escala. Adicionalmente, garante que o sucesso longitudinal não dependa de profissionais específicos.

4.2.2. Empresas desenvolvedoras e EdTechs

O setor tem posição estratégica na definição de avanços técnicos e oferta de funcionalidades das tecnologias. É essencial estabelecer processos de escuta e avaliação, não apenas de oferta de produtos.

Promover e acolher cultura de avaliação de impacto. Ao longo do ciclo de vida de desenvolvimento, priorizar decisões que permitam e facilitem a avaliação independente das soluções desenvolvidas. Idealmente, deve considerar os diferentes pontos de vista de quem utilizará ou observará as ferramentas: implementadores técnicos, docentes, educadores, gestores. A evidência e os dados devem ser priorizados em relação à escalabilidade.

Caminhar em direção à abertura plena. Ainda que nem toda solução necessariamente deva ser integralmente aberta, as empresas podem estabelecer compromissos para buscar o máximo de abertura possível e, sobretudo, serem precisas e transparentes sobre o nível exato que alcançam. A precisão terminológica favorece todo o mercado de tecnologia e a promoção de confiança por outros atores, assim como a percepção de integridade do setor.

Buscar interoperabilidade. Soluções modulares, que dialoguem com plataformas e padrões abertos e não prendam a instituição em um ecossistema proprietário, preservam a autonomia de quem adota e a sustentabilidade de longo prazo.

Estabelecer compromisso com valores inegociáveis. Valores que são consensos na governança de IA, como transparência sobre o funcionamento e os limites do sistema, não-discriminação, proteção de dados e supervisão humana beneficiam a todos e à consolidação sustentável da tecnologia, ainda vista como disruptiva. Quando se trata de crianças, é essencial também lembrar que a prioridade absoluta de sua proteção integral é buscada normativamente no país.

4.2.3. Governos e Estados

Instituições públicas possuem a vantagem de estabelecer processos normativos e ser elo de conexão entre os diferentes setores pertinentes. Entre as recomendações comuns promovidas por organismos internacionais estão:

Reconhecer e fomentar a IA como bem público. Reconhecer a IA Aberta como bem público digital estratégico envolve mover a abordagem sobre tecnologia para além de decisões de escolha de soluções e fornecedores, em direção a considerá-la infraestrutura de interesse coletivo. A integração às políticas educacionais, de ciência e tecnologia e de soberania digital pode ser realizada de forma multissetorial com coordenação estatal.

Fortalecer critérios estruturados e participativos para aquisição. A tomada de decisões para fomento e compra pública de IA exige análise prévia de necessidades, processos competitivos e especificações funcionais neutras em relação a fornecedor, evitando que a decisão se reduza ao menor preço ou à marca mais conhecida. O potencial de escalabilidade e a complexidade para troca depois da implementação reforçam que especificações ganham qualidade quando incorporam a escuta de educadores, comunidades escolares e especialistas independentes somados às tradicionais avaliações de equipes técnicas e jurídicas.

Desenvolver marcos regulatórios. Promover diretrizes que distingam usos de baixo e alto risco no contexto educacional, com salvaguardas específicas para crianças e adolescentes, oferecendo às redes a segurança jurídica enquanto priorizam abordagens de cautela.

Avançar na colaboração internacional. Uma vez que a fronteira da IA é global, a cooperação — sobretudo Sul-Sul, no compartilhamento de infraestrutura, modelos linguísticos e experiências pedagógicas — é estratégia concreta para redistribuir capacidades de produção, avaliação e desenvolvimento de IA na educação.

Para subsidiar escolhas estratégicas e análises críticas, apresentamos a seguir uma síntese de reflexões estruturadas por graus de abertura “Matriz de características para tomada de decisão”. Este quadro visa simplificar a instrumentalização de processos decisórios, oferecendo um suporte visual e elucidativo para o complexo cenário em que esta nota técnica se insere.

4.2.3. Governos e Estados

Nível de abertura	Componentes abertos	O que se ganha	O que é necessário	Riscos e limites
Proprietário fechado Explicabilidade e Transparência: **baixa** Exemplos populares: ChatGPT, Gemini, Microsoft Copilot, Claude, Manus.	~~Pesos do modelo~~ ~~Código~~ ~~Dados~~ ~~Documentação~~	• Uso imediato sem configuração. • Suporte técnico do fornecedor. • Atualizações automáticas.	• Aceitar os termos de uso. • Manter licença ou plano. • Conexão contínua ao serviço.	• Dependência tecnológica total. • Dados dos alunos, estratégicos e sensíveis em • servidores externos. • Opacidade pedagógica e algorítmica. • Vulnerável a mudanças do fornecedor. • Risco de openwashing.
Pesos abertos Explicabilidade e Transparência: **intermediária** Exemplos populares: Llama 3, Mistral 7B, Falcon, Qwen3.	**Pesos do modelo** ~~Código~~ ~~Dados~~ ~~Documentação~~	• Execução local — dados permanecem no servidor local. • Ajustes para o contexto local. • Independência de API externa.	• Infraestrutura de hardware (GPUs). • Equipe técnica para implantação. • Gestão de versões e atualizações.	• Dados de treinamento desconhecidos. • Vieses não auditáveis. • Custo de infraestrutura elevado. • Risco de openwashing.
Abertura ampliada Explicabilidade e Transparência: **alta** Exemplos populares: OLMo, BLOOM.	**Pesos do modelo** **Código** ~~Dados~~ **Documentação**	• Autonomia de desenvolvimento. • Auditoria independente possível. • Reprodutibilidade científica. • Adaptação curricular local. • Maior controle de privacidade.	• Capacidade técnica para auditar. • Governança institucional formal. • Manutenção contínua do código.	• Dados de treinamento ainda opacos. • Complexidade de manutenção. • Revisão contínua de vieses necessária. • Risco de openwashing.
Abertura completa Explicabilidade e Transparência: **muito alta** Exemplos populares: ROOTS corpus, Projetos acadêmicos nacionais.	**Pesos do modelo** **Código** **Dados** **Documentação**	• Soberania tecnológica plena. • Auditoria dos dados de treinamento. • Máxima adaptação ao contexto. • Máxima possibilidade de transparência.	• Infraestrutura robusta e sustentada. • Equipe multidisciplinar. • Capacidade técnica para auditar. • Governança multissetorial formal. • Manutenção de longo prazo.	• Risco de remoção de salvaguardas. • Custo institucional elevado. • Decisões irreversíveis arriscadas. • Risco de openwashing.

5. Síntese

Neste documento apresentamos um percurso do conceitual ao decisório, para munir diferentes atores da educação em referenciais de análise e avaliação sobre a inteligência artificial aberta. Buscamos demonstrar que este ideal de abertura está longe de ter uma resposta única ou dogmática, mas sim diversas nuances que devem ser entendidas em seus desdobramentos em questões técnicas, orçamentárias, éticas e pedagógicas. Assim, as evidências, experiências e consensos internacionais já identificados são pano de fundo e inspiração para conversas concretas.

Não há um limiar técnico ou político que define e separa a IA aberta da IA fechada de forma imediata; o que temos, na verdade, é uma gradação de componentes – com destaque a pesos do modelo, código, dados de treinamento e documentação – cada qual com suas próprias variáveis e nuances que estabelecem seus níveis de transparência, restrição de uso e adaptabilidade. Assim, estabelecer condições e habilidades para leitura componente a componente é o horizonte ideal para tomadas institucionais de decisão – uma vez que sistemas aparentemente similares e rotulados como abertos podem oferecer autonomia e possibilidades muito distintas.

Inteligência artificial aberta também não significa que é gratuita, sem riscos ou sem necessidades de governança. Para executar qualquer tipo de tecnologia digital baseada em inteligência artificial é essencial a articulação de insumos como recursos financeiros, infraestrutura, energia, habilidades e recursos humanos especializados. Ignorar tais demandas pode tornar a adoção de tecnologias um fator de promoção de exclusão, discriminação e desigualdades. A proteção integral de crianças e adolescentes, à luz da legislação de proteção de dados e proteção de crianças em ambientes online, permanece prioridade inegociável. Atenção, ainda, ao openwashing: o uso apenas retórico do rótulo "aberto".

Internacionalmente, é possível constatar que em todo o mundo não só as potências econômicas globais, mas também países de todo o globo, inclusive do Sul Global, empreendem esforços econômicos, científicos e sociais para promover a inteligência artificial aberta como variável estratégica e geopolítica. Ao permitir níveis avançados de transparência, interoperabilidade e adaptação local, a IA aberta tem o potencial de habilitar avanços educacionais reativos à disrupção tecnológica de modo a diminuir a dependência de soluções proprietárias.

Para incorporar a IA aberta com intencionalidade pedagógica e responsabilidade técnica, os desafios são complexos e potenciais. Mapeamos reflexões e exemplos concretos para a docência, a aprendizagem e a gestão, que incluem planejamento alinhado ao referencial curricular e de desenvolvimento de competências e habilidades, tutores personalizadostutoriais customizados e acessibilidade linguística.

Essas potencialidades, porém, não se realizam automaticamente e requerem curadoria criteriosa e letramento crítico como premissas. Com uma cadeia de controle sobre responsabilidade dos componentes e desenvolvedores, as instituições podem gerir a implementação, suas adaptações e mitigar riscos ou percalços.

No plano operacional, convertemos esses aprendizados em recomendações para os diferentes setores envolvidos. Às instituições de ensino, propomos comitês de curadoria, decisões ancoradas no projeto político-pedagógico e documentação contínua. Às empresas desenvolvedoras e EdTechs, a cultura de avaliação de impacto, a precisão terminológica quanto ao grau real de abertura e o compromisso com a interoperabilidade. A instituições governamentais, o reconhecimento da IA aberta como bem público, aquisições participativas e neutras em relação a fornecedor, marcos regulatórios sensíveis ao risco e a cooperação internacional. Finalmente, associamos em uma matriz níveis de abertura a cenários de uso, ganhos, requisitos e limites.

As vantagens e desvantagens podem informar decisões para que tomadores de decisão, antes de adotar qualquer solução anunciada como "aberta", apliquem as perguntas-guia organizadas em camadas (pedagógica, técnica, institucional, financeira, ética e jurídica) e verifiquem o que realmente é possível de ser realizado. A ausência de respostas a muitas dessas perguntas acende o alerta. Tais cuidados podem também minimizar que a velocidade da nossa era digital e a facilidade de acesso ampliem o uso irrefletido e o desengajamento metacognitivo, em que a dependência da ferramenta enfraquece a aprendizagem genuína.

Por fim, a conclusão é que é possível buscar e apoiar um ecossistema colaborativo ancorado em transparência, equidade e no protagonismo de quem ensina e de quem aprende. A abertura, bem compreendida e bem governada, é um caminho para colocar a tecnologia a serviço da formação integral e do interesse público, de forma transversal às políticas educacionais.

Referências

AMIEL, T.; COX, G.; DE LA HIGUERA, C. Open education principles: resisting metrics of AI black boxes. UNESCO, Paris, out. 2025. Disponível em: https://www.unesco.org/en/articles/open-education-principles-resisting-metrics-ai-black-boxes. Acesso em: maio 2026.

BAKER, R. S. et al. Generative AI as a teaching assistant. In: OECD. OECD Digital Education Outlook 2026: Exploring Effective Uses of Generative AI in Education. Paris: OECD Publishing, 2026. cap. 9. Disponível em: https://doi.org/10.1787/062a7394-en.

BAUER, E. et al. Looking beyond the hype: understanding the effects of AI on learning. Educational Psychology Review, v. 37, n. 45, 2025. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s10648-025-10020-8.

BERNAL, M. P. et al. Aquisição de software de código aberto. Nota Técnica - Banco Interamericano do Desenvolvimento, 2025.

BITTENCOURT, I. I. et al. Positive Artificial Intelligence in Education (P-AIED): a roadmap. International Journal of Artificial Intelligence in Education, p. 1–61, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s40593-023-00357-y.

BRASIL. IA para o bem de todos: Plano Brasileiro de Inteligência Artificial. Brasília, DF: Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação. Centro de Gestão e Estudos Estratégicos, 2025.

CENTRO DE INOVAÇÃO PARA A EDUCAÇÃO BRASILEIRA (CIEB). CIEB Notas Técnicas #5: orientações para seleção e avaliação de conteúdos e recursos digitais. São Paulo: CIEB, 2016.

CENTRO DE INOVAÇÃO PARA A EDUCAÇÃO BRASILEIRA (CIEB). Inovação Aberta em Educação. (Estudos 2). São Paulo: CIEB, 2016.

CENTRO DE INOVAÇÃO PARA A EDUCAÇÃO BRASILEIRA (CIEB). Modelos de curadoria de recursos educacionais digitais. (Estudos 5). São Paulo: CIEB, 2017.

CENTRO DE INOVAÇÃO PARA A EDUCAÇÃO BRASILEIRA (CIEB). CIEB Notas Técnicas #21: inteligência artificial na educação básica: novas aplicações e tendências para o futuro. São Paulo: CIEB, 2024.

DEIMANN, M.; LUKÁCS, B. From niche to regime: rethinking openness in the age of artificial intelligence. Journal of Interactive Media in Education, 2026.

DEMSZKY, D. AI tools for lesson planning and teacher support. In: OECD. OECD Digital Education Outlook 2026: Exploring Effective Uses of Generative AI in Education. Paris: OECD Publishing, 2026. cap. 8. Disponível em: https://doi.org/10.1787/062a7394-en.

DIGITAL EDUCATION COUNCIL. Digital Education Council Global AI Student Survey 2024. AI or Not AI: What Students Want. Disponível em https://www.digitaleducationcouncil.com/resource-library-items/digital-education-council-global-ai-student-survey-2024

DIGITAL Public Goods Alliance. Core Considerations for Exploring AI Systems as Digital Public Goods. Community of Practice Discussion Paper, 2019.

ESPAÑA. Estrategia de Inteligencia Artificial 2024. Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública. Gobierno de España, 2024.

FACER, K.; SELWYN, N. Digital technology and the futures of education: towards 'non-stupid' optimism. Paris: UNESCO, 2021. 19 p. (Futures of Education: Learning to Become). Disponível em: https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000377071. Acesso em: maio 2026.

FREITAS, E. et al. Learning Analytics Desconectada: um estudo de caso em análise de produções textuais. In: WORKSHOP DE APLICAÇÕES PRÁTICAS DE LEARNING ANALYTICS EM INSTITUIÇÕES DE ENSINO NO BRASIL (WAPLA), 1., 2022. Anais. [S.l.]: SBC, 2022. Disponível em: https://doi.org/10.5753/wapla.2022.226823.

Referências

GEBRU, Timnit et al. Datasheets for datasets. Communications of the ACM, v. 64, n. 12, p. 86-92, 2021.
HU, B.; ZHU, J.; PEI, Y.; GU, X. Exploring the potential of LLM to enhance teaching plans through teaching simulation. npj Science of Learning, v. 10, art. 7, 6 fev. 2025. East China Normal University; Shanghai Institute of Artificial Intelligence for Education. Disponível em: https://doi.org/10.1038/s41539-025-00300-x. Acesso em: maio 2026.

INDIA. India AI Governance Guidelines: Enabling Safe and Trusted AI Innovation. Ministry of Electronics and Information Technology, Government of India, 2025.

INSTITUTO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA EDUCAÇÃO (IA.Edu). Escolas FigitAIs: IA a serviço da aprendizagem plena para todos. 1. ed. Maceió: Instituto IA.Edu, 2026.

ISOTANI, S. et al. AIED Unplugged: leapfrogging the digital divide to reach the underserved. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN EDUCATION (AIED), 2023. Communications in Computer and Information Science, v. 1831. Cham: Springer, 2023. p. 772–779. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-031-36336-8_118.

JAPÃO. Artificial Intelligence Basic Plan, 2026. Disponível em https://www8.cao.go.jp/cstp/stmain/20260619ai/aiplan_2601_draft_en.pdf.

JIA, L. et al. Fine-tuning large language models for educational support: leveraging Gagné's Nine Events of Instruction for lesson planning. arXiv preprint, 2025. Disponível em: https://arxiv.org/pdf/2503.09276.

LIESENFELD, A.; DINGEMANSE, M. Rethinking open source generative AI: open-washing and the EU AI Act. In: ACM CONFERENCE ON FAIRNESS, ACCOUNTABILITY, AND TRANSPARENCY (FAccT), 2024. Proceedings. [S.l.]: ACM, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.1145/3630106.3658958.

MANYIKA, J.; BUGHIN, J. "As promessas e os desafios da era da inteligência artificial". McKinsey & Company, 15 Out. 2018, disponível em https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/the-promise-and-challenge-of-the-age-of-artificial-intelligence/pt-BR

MAZZUCATO, Mariana; EAVES, David; VASCONCELLOS, Beatriz. Digital public infrastructure and public value: What is 'public'about DPI?. UCL Institute for Innovation and Public Purpose's (UCL IIPP) publication series, 2024.

NOBEL, P.; ROZENSHTEIN, A. Z.; SHARMA, C. Untangling AI openness. Wisconsin Law Review, v. 2026, p. 169, 2026. Stanford University; University of Minnesota Law School; Fordham University School of Law. Disponível em: https://ssrn.com/abstract=5407422. Acesso em: maio 2026.

OECD. OECD Digital Education Outlook 2026: exploring effective uses of generative AI in education. Paris: OECD Publishing, 2026. Disponível em: https://doi.org/10.1787/062a7394-en.

OECD. Empowering learners for the age of AI: an AI literacy framework for primary and secondary education. Paris: OECD Publishing, 2025.

OPENEDX. Open edX Sumac Release. Versão de Dezembro de 2024. Disponível em https://docs.openedx.org/en/latest/community/release_notes/sumac.html

OSBORNE, Cailean. The business of open-sourcing artificial intelligence: commercial interests and collaboration dynamics in machine learning developer communities. Tese de Doutorado. University of Oxford, 2025.

OVTŠARENKO, O. et al. Using AI to forecast student dropout risk in technical education using a learning analytics approach. Scientific Reports, 2026. Disponível em: https://www.nature.com/articles/s41598-026-44919-1.

Referências

PARDOS, Z.; BORCHERS, C. AI in institutional workflows. In: OECD. OECD Digital Education Outlook 2026: Exploring Effective Uses of Generative AI in Education. Paris: OECD Publishing, 2026. cap. 11. Disponível em: https://doi.org/10.1787/062a7394-en.

PARIS, Tamara. From openness to openwashing: Framing a debated concept in AI. Dissertação apresentada ao Mestrado em Ciências da McGill University, 2025.

PINTO BERNAL, M. et al. Aquisição de software de código aberto. Nota Técnica IDB-TN-3090. Washington: Banco Interamericano de Desenvolvimento, 2025.

PORTELA, C. et al. AI in Education Unplugged: support equity between rural and urban areas in Brazil. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES AND

DEVELOPMENT (ICTD), 13., 2024. Proceedings. Nova York: ACM, 2024. p. 143–154. Disponível em: https://doi.org/10.1145/3700794.3700810.

RAMÍREZ-MONTOYA, María Soledad et al. Catalysing Open-Source Collaboration for AI Fluency for Educators. In: Open Science and the Future of Education. Routledge. p. 79-92.

REBELO MARCOLINO, M. et al. Student dropout prediction through machine learning optimization: insights from Moodle log data. Scientific Reports, 2025. Disponível em: https://www.nature.com/articles/s41598-025-93918-1.

REVISTA TRIÂNGULO. Relações entre os Cursos Online Abertos e Massivos (MOOCs) e a Inteligência Artificial (IA): uma revisão sistemática da literatura. Revista Triângulo, v. 18, e025001, 2025.

RIBEIRO, L. F. R. et al. Generating summaries with controllable readability levels. In: CONFERENCE ON EMPIRICAL METHODS IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING (EMNLP), 2023. Proceedings. [S.l.]: ACL, 2023.

RIMA, S. et al. Systematic literature review on open educational resources recommender systems. International Journal of Interactive Mobile Technologies, 2022.

RIVAS, A.; BUCHBINDER, N.; BARRENECHEA, I. The future of Artificial Intelligence in education in Latin America. Fundación ProFuturo and the Organisation of Ibero-American States for Education, Science and Culture (OEI), 2024.

RODRIGUES, L. et al. MathAIde: a qualitative study of teachers' perceptions of an ITS Unplugged for underserved regions. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s40593-024-00397-y.

SCARLATOS, A. et al. Training LLM-based tutors to improve student learning outcomes in dialogues. arXiv preprint, 2025. Disponível em: https://arxiv.org/abs/2503.06424.

SCHREPEL, Thibault; POTTS, Jason. Measuring the openness of AI foundation models: competition and policy implications. Information & Communications Technology Law, v. 34, n. 3, p. 279-304, 2025.

SURESH, H. et al. Participation in the age of foundation models. In: ACM CONFERENCE ON FAIRNESS, ACCOUNTABILITY, AND TRANSPARENCY (FAccT), 2024. Proceedings. Rio de Janeiro: ACM, 2024. p. 1609–1621.

SURMAN et al. Accelerating Progress Toward Trustworthy AI, Version 0.9 - For Public Input. Mozilla Foundation, 2024.

UNESCO. Steering AI and Advanced ICTs in Knowledge Societies: a rights, openness, access and multi-stakeholder perspective. Paris: UNESCO, 2021.

Referências

UNESCO. Draft Dubai Declaration on Open Educational Resources (OER): digital public goods and emerging technologies for equitable and inclusive access to knowledge. Paris: UNESCO, 2024.

UNESCO. AI Competency Frameworks for Students and Teachers. Paris: UNESCO, 2024. Disponível em: https://www.unesco.org/en/articles/what-you-need-know-about-unescos-new-ai-competency-frameworks-students-and-teachers.

UNESCO. AI and Education: Protecting the Rights of Learners. Paris: UNESCO, 2025. Disponível em: https://www.unesco.org/en/articles/ai-and-education-protecting-rights-learners.

UNIÃO Europeia. Parlamento Europeu e do Conselho. Regulamento (UE) 2024/1689 do Parlamento Europeu e do Conselho, de 13 de junho de 2024, que cria regras harmonizadas em matéria de inteligência artificial. Estrasburgo: Jornal Oficial da União Europeia, 2024.

VENUGOPALAN et al. Combining large language models with tutoring system intelligence: a case study in caregiver homework support. In: LEARNING ANALYTICS AND KNOWLEDGE CONFERENCE (LAK), 2025, Dublin. Proceedings. [S.l.]: ACM, 2025.

WANG, R. et al. Tutor CoPilot: a human-AI approach for scaling real-time expertise. Annenberg Institute at Brown University, 2025. Disponível em: https://doi.org/10.26300/81nh-8262.

WASSERMAN, C. et al. Educar na Era da Inteligência Artificial: caminhos para a BNCC Computação. São Paulo: Fundação Telefônica Vivo; Instituto IA.Edu, 2025.

XING, W.; NIXON, N.; CROSSLEY, S.; DENNY, P.; LAN, A.; STAMPER, J.; YU, Z. The use of large language models in education. International Journal of Artificial Intelligence in Education, v. 35, p. 439–443, 2025. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s40593-025-00457-x. Acesso em: maio 2026.

ZHENG, Y.; HUANG, S.; ZENG, X.; HUANG, Y.; LIU, Z.; LUO, W. Knowledge-enhanced large language models for automatic lesson plan generation. Humanities and Social Sciences Communications, v. 12, n. 1, p. 1–14, nov. 2025. Jinan University; TAL Education Group. Disponível em: https://doi.org/10.1057/s41599-025-06004-2. Acesso em: maio 2026.