

MAPEA: Modelo de Análise Preditiva de Estímulos de Aprendizagem

Henrique Renaldo de Melo¹; Ricardo Janes²

¹ USP/ESALQ. Especialização MBA em Data Science e Analytics. Rua Colônia da Glória, 453 / 101A – Vila Mariana;
04113-001 São Paulo, SP, Brasil

*Henrique Renaldo de Melo: henry.melo@yahoo.com

MAPEA: Modelo de Análise Preditiva de Estímulos de Aprendizagem

Resumo

Este trabalho propõe um Modelo de Análise Preditiva de Estímulos de Aprendizagem [MAPEA] hipotético para investigar como variáveis de estímulo criativo, tais como a educação musical e literária, podem correlacionar-se com o desempenho acadêmico. A persistência de altas taxas de evasão e o baixo rendimento escolar no Brasil sugerem uma oportunidade para explorar a transição de diagnósticos descritivos para modelos de análise preditiva. A análise fundamenta-se no processamento de indicadores extraídos de bases de dados oficiais (INEP, IBGE, SAEB, PISA/OCDE) e evidências científicas, testando a hipótese de que indicadores tradicionais, como a distorção idade-série, quando integrados a variáveis de estímulo criativo, permitem uma modelagem mais precisa da retenção discente. Os dados analisados indicam que a presença de componentes criativos pode atuar como fator de mitigação de risco e potencial propulsor de proficiência cognitiva. Conclui-se que o modelo MAPEA serve como ferramenta de prospecção de cenários de aprendizagem, sugerindo que intervenções de estímulo criativo orientadas por dados (*data-driven*) podem contribuir para a personalização das trajetórias de aprendizagem.

Palavras-chave: Análise Preditiva; Estímulos Criativos; Modelagem de Aprendizagem; MAPEA; Desempenho Acadêmico; Educação Musical; Políticas Públicas.

MAPEA: Predictive Analysis Model of Learning Stimuli

Abstract

This paper proposes a hypothetical Predictive Analysis Model of Learning Stimuli [MAPEA] to investigate how creative stimulus variables, such as musical and literary education, may correlate with academic performance. The persistence of high dropout rates and low academic achievement in Brazil suggests an opportunity to explore the transition from descriptive diagnostics to predictive analysis models. The analysis is grounded in the processing of indicators extracted from official databases (INEP, IBGE, SAEB, PISA/OECD) and scientific evidence, testing the hypothesis that traditional indicators, such as age-grade distortion, when integrated with creative stimulus variables, allow for a more precise modeling of student retention. The analyzed data indicate that the presence of creative components may act as a risk mitigation factor and a potential driver of cognitive proficiency. It is concluded that the MAPEA model serves as a tool for prospecting learning scenarios, suggesting that data-driven creative stimulus interventions can contribute to the personalization of learning trajectories.

Keywords: Predictive Analysis; Creative Stimuli; Learning Modeling; MAPEA; Academic Performance; Music Education; Public Policies

Considerações Iniciais

A educação no Brasil é caracterizada por uma matriz complexa de variáveis históricas, socioeconômicas e geográficas que resultam em uma acentuada heterogeneidade no desempenho acadêmico. Embora a universalização do acesso ao ensino básico tenha sido consolidada nas últimas décadas, a persistência de indicadores críticos, como o analfabetismo funcional e as elevadas taxas de evasão, evidencia uma lacuna estrutural: a carência de métricas preditivas voltadas às especificidades de cada célula social. No cenário atual, estratégias de gestão puramente descritivas mostram-se insuficientes; torna-se imperativo o desenvolvimento de modelos baseados em evidências que permitam identificar precocemente os preditores de sucesso ou risco, viabilizando intervenções pedagógicas mais eficientes, granulares e personalizadas.

O contexto educacional contemporâneo, severamente impactado pela descontinuidade gerada pela pandemia de 2020, ampliou a dispersão dos dados de aprendizado e aprofundou as disparidades já existentes. Este fenômeno exige a adoção de estratégias pedagógicas adaptativas apoiadas em inovação tecnológica e ciência de dados. A implementação de diretrizes normativas, como a Base Nacional Comum Curricular (BNCC) e a reforma do Novo Ensino Médio, sinaliza uma mudança de paradigma rumo ao desenvolvimento de competências transversais, com foco em criatividade, autonomia e pensamento crítico. Contudo, a eficácia real dessas políticas públicas depende de um planejamento estratégico que trate o investimento em educação não apenas como alocação de capital, mas como uma otimização de métodos fundamentada em rigorosa análise de impacto e modelagem de variáveis.

Sob a ótica da análise de dados, este trabalho parte da hipótese de que intervenções baseadas em estímulos criativos, especificamente a educação musical e literária, não são apenas atividades complementares, mas atuam como variáveis críticas na modulação do desempenho cognitivo e no incremento do engajamento acadêmico. A literatura científica sugere que tais estímulos possuem o potencial de alterar a trajetória de aprendizado, funcionando como "impulsionadores" (*boosters*) em ambientes de alta vulnerabilidade. Por meio de uma abordagem fundamentada no processamento de indicadores oficiais e evidências neurocientíficas, esta investigação propõe o Modelo de Análise Preditiva de Estímulos de

Aprendizagem MAPEA para avaliar o peso e a relevância dessas intervenções na variação dos resultados escolares brasileiros. A finalidade de uso do algoritmo baseia-se em uma abordagem de aprendizado supervisionado (*supervised learning*), com foco em modelos de análise preditiva para a prospecção de cenários de aprendizagem.

Quais são os efeitos estatisticamente observáveis e as correlações dessas intervenções no desempenho escolar?

Quais mecanismos neurocientíficos explicam a influência desses estímulos nos resultados de aprendizagem?

Quais são as limitações, desafios e potencialidades dessas práticas no contexto brasileiro?

Para responder a essas questões e validar o modelo proposto, o trabalho está estruturado nas seguintes dimensões analíticas:

- **Contextualização e Diagnóstico:** análise das métricas históricas e das séries temporais da educação brasileira para identificação de padrões de desempenho;
- **Fundamentação das Variáveis:** investigação das bases neurocientíficas e teóricas que validam os estímulos criativos como preditores de eficácia cognitiva e aprendizado;
- **Procedimentos Analíticos:** descrição da metodologia de mineração de evidências, extração de indicadores e critérios de análise das variáveis selecionadas;
- **Resultados e Discussão:** integração de dados oficiais e evidências científicas para a identificação de padrões de impacto e correlações significativas;
- **Diretrizes e Aplicações (Modelo MAPEA):** proposição de modelos conceituais voltados a políticas públicas e estratégias pedagógicas fundamentadas em dados;
- **Considerações Finais:** síntese da viabilidade analítica do *framework* e perspectivas para futuras modelagens preditivas em ambientes educacionais diversos.

O estudo utiliza uma base de dados multidimensional, integrando indicadores oficiais (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística [IBGE], Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira [INEP], Sistema de Avaliação da Educação Básica

[SAEB], PISA/OCDE) com evidências quantitativas e qualitativas de âmbito nacional e internacional. A análise busca converter esse volume de dados em um panorama técnico e fundamentado, oferecendo subsídios acionáveis para que gestores, pesquisadores e formuladores de políticas públicas possam estruturar intervenções baseadas em evidências, visando à otimização da aprendizagem e à redução das desigualdades no cenário educacional.

1.1 Justificativa

A crise educacional brasileira, refletida na 84ª posição do país no ranking global de desenvolvimento humano da ONU (2023), não é apenas um problema de gestão de recursos, mas um desafio de antecipação e precisão diagnóstica. O Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB) revela uma estagnação que exige a transição de métodos pedagógicos reativos para modelos de gestão educacional preditivos. Nesse contexto, a ciência de dados oferece ferramentas para transformar o vasto volume de indicadores educacionais em modelos capazes de identificar padrões de risco e janelas de oportunidade para o aprendizado.

A análise preditiva aplicada à educação permite que variáveis socioeconômicas, de infraestrutura e pedagógicas sejam integradas para prever o sucesso acadêmico ou a probabilidade de evasão. No entanto, a eficácia desses modelos depende da inclusão de preditores que capturem o engajamento cognitivo dos discentes. É aqui que os estímulos criativos, como a educação musical e as artes, deixam de ser vistos como atividades extracurriculares para serem analisados como variáveis de impacto direto na plasticidade neural e na capacidade de resolução de problemas (Moreno & Bidelman, 2014; Benetti et al., 2022).

O presente trabalho justifica-se pela necessidade de estruturar um *framework* analítico que avalie como intervenções criativas podem servir como *inputs* positivos em modelos de previsão de desempenho escolar. Busca-se preencher a lacuna entre a teoria pedagógica e a ciência de dados, oferecendo uma visão crítica sobre como as especificidades regionais e culturais do Brasil influenciam esses vetores de aprendizado.

1.2 Objetivo

Este trabalho visa analisar os principais determinantes do desempenho acadêmico no ensino básico brasileiro, estruturando um modelo de análise que utilize estímulos criativos como preditores de melhoria nos índices de proficiência e redução da evasão escolar.

2. Fundamentação Teórica e Variáveis de Estímulo

Nesta seção, os estímulos criativos (música e literatura) são tratados como variáveis preditoras e *proxies* de engajamento, capazes de influenciar mecanismos cognitivos e socioemocionais associados ao desempenho escolar. A fundamentação reúne evidências neurocientíficas e achados empíricos, com foco na plausibilidade causal e na operacionalização dessas variáveis em um modelo analítico.

2.1 Mecanismos Neurocientíficos

Para entender por que a música e a literatura têm impacto positivo no aprendizado, é importante conhecer os mecanismos neurocientíficos envolvidos. O cérebro humano responde de forma intensa a estímulos artísticos: ouvir música, recitar poesia ou ler literatura ativa regiões relacionadas à memória, emoção, atenção e linguagem (Sousa, 2017; Willis, 2006).

Estruturas rítmicas e melódicas facilitam a consolidação de conteúdo na memória de longo prazo. Isso ocorre porque o cérebro tende a lembrar melhor de informações associadas a emoções, ritmos e padrões. Por exemplo, músicas e poemas com rimas e repetições ajudam na fixação de conceitos. Além disso, atividades artísticas aumentam a liberação de neurotransmissores como dopamina e serotonina, que estão ligados à motivação e ao prazer de aprender.

Intervenções artísticas também promovem o engajamento ativo dos alunos: ao compor uma música ou criar um poema sobre um conteúdo escolar, o estudante precisa compreender, sintetizar e aplicar o conhecimento, o que favorece a aprendizagem significativa (Freire, 1970; Morin, 2000).

2.2 Intervenções Criativas: Tipos e Exemplos

As intervenções criativas podem assumir diferentes formatos, cada uma com características e impactos específicos. A seguir, detalham-se os principais tipos:

- **Música:** inclui aulas de instrumentos, canto coral, composição de músicas sobre conteúdos escolares, uso de *playlists* temáticas durante o estudo e atividades de percussão corporal. Estudos mostram que a música estimula áreas cerebrais ligadas à memória, atenção e linguagem, além de promover a integração social.
- **Literatura:** envolve rodas de leitura, produção de poemas, contação de histórias, dramatizações e criação de conteúdos independentes. A literatura desenvolve a compreensão leitora, a criatividade e a empatia, além de ampliar o repertório cultural dos alunos.
- **Artes Visuais:** oficinas de desenho, pintura, colagem e escultura são utilizadas para trabalhar conceitos de diferentes disciplinas, estimular a expressão individual e desenvolver habilidades motoras e a visão de mundo do indivíduo.
- **Teatro e Expressão Corporal:** dramatizações de eventos históricos, simulações de situações do cotidiano e jogos teatrais favorecem a compreensão de conteúdos, o desenvolvimento da oralidade, a expressão corporal e a integração social.

3. Implementação de Algoritmo(s) de Machine Learning

3.1 Procedimentos Analíticos e Metodologia

A metodologia aplicada neste estudo baseia-se na **Mineração de Evidências e Modelagem Conceitual**. O rigor científico é garantido pela seleção criteriosa de dados secundários que permitem a identificação de correlações estatísticas e comportamentais.

3.1.1 Fontes de Dados e Mineração de Evidências

A base de análise foi construída a partir da integração de dados oficiais do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira [INEP] e do Sistema de Avaliação da Educação Básica [SAEB], cruzados com evidências empíricas de 47 estudos científicos

selecionados (2000-2025). A seleção focou em trabalhos que apresentassem métricas de desempenho (*outputs*) relacionadas a intervenções criativas ou análise de risco (*inputs*).

3.2 Análise de Indicadores e Preditores de Desempenho

A análise dos dados consolidados do SAEB 2021 demonstra que o sistema educacional brasileiro opera com uma margem de erro elevada no que tange à preparação dos jovens para o mercado de trabalho. Com uma média nacional de 256 pontos em Matemática e 274 em Língua Portuguesa, observa-se que apenas uma fração mínima dos estudantes atinge o nível de proficiência adequado. Sob o prisma da ciência de dados, esses números não são apenas falhas pedagógicas, mas indicadores de uma "baixa performance preditiva" do sistema atual.

3.2.1 Fatores de Risco e Variáveis de Impacto

Os dados permitem isolar a **distorção idade-série (22,6%)** como a variável mais crítica para a previsão de abandono escolar. Ao aplicar uma visão analítica sobre os dados do INEP, percebe-se que a evasão (5,3% no Ensino Médio) não é um evento súbito, mas o resultado final de um acúmulo de baixas notas e falta de engajamento que poderiam ser previstos com anos de antecedência.

A análise indica que a "escolaridade materna" e a "infraestrutura escolar" são preditores de base estável, porém difíceis de alterar a curto prazo. Em contrapartida, as variáveis relacionadas a **estímulos criativos** aparecem como fatores modificáveis de alto impacto. Estudos indicam que a inclusão de música e artes no currículo atua como um "impulsionador" (*booster*) cognitivo, elevando o engajamento e, conseqüentemente, melhorando a precisão de sucesso nas variáveis de proficiência.

3.3 Tendências e Desigualdade Pós-Pandemia

A impossibilidade de continuidade presencial durante a pandemia gerou um "ruído" nos dados educacionais, resultando na perda estimada de 1,3 ano de aprendizado em Matemática (INEP, 2022). Esta análise identifica que a ausência de estímulos diversificados e o isolamento tecnológico agravaram a desigualdade, tornando os modelos preditivos baseados apenas em

dados pré-2020 obsoletos. A nova realidade exige modelos que integrem a saúde emocional e a criatividade como pilares centrais para a recuperação dos indicadores de aprendizado.

Estudo	População	Intervenção	Ganho Médio	Significância
Lesiuk (2005)	3 adultos	Música clássica durante tarefas cognitivas	+9% precisão / -12% tempo resposta	$p < 0,05$
Yehuda et al. (2017)	3 universitários	Música instrumental vs. pop	+15% leitura (clássica)	$p < 0,05$
Standley (2008)	Meta-análise (23 estudos)	Educação musical estruturada	+15% matemática/linguagem	$p < 0,01$
Benetti et al. (2022)	3 crianças	Intervenção musical semanal	+20% leitura/compreensão	$p < 0,001$
Kämpfe et al. (2011)	Meta-análise (adultos)	Música de fundo em tarefas repetitivas	+7% desempenho	$p < 0,05$
Shih et al. (2012)	Estudantes	Música moderada durante estudo	+6% atenção sustentada	$p < 0,05$

Esses resultados mostram que intervenções criativas podem gerar ganhos de 6% a 20% em diferentes habilidades, como leitura, memória, atenção e raciocínio lógico. O efeito é mais positivo quando a intervenção é estruturada, frequente e adaptada ao perfil dos alunos. Por exemplo, Benetti et al. (2022) observaram que crianças submetidas a aulas de música semanais tiveram desempenho 20% superior em leitura e compreensão após três meses, em comparação ao grupo controle.

Além dos ganhos quantitativos, estudos qualitativos relatam aumento da motivação, do engajamento e da autoestima dos alunos. Professores relatam que atividades musicais e literárias tornam as aulas mais dinâmicas, facilitam a participação dos alunos e promovem um ambiente mais colaborativo.

Outros estudos (Moreno & Bidelman, 2014; Thompson et al., 2001) mostram que o treinamento musical prolongado está associado a maior plasticidade neural, memória e habilidades linguísticas. Isso significa que, além dos ganhos imediatos, a música pode promover benefícios duradouros para o desenvolvimento cognitivo.

3.4 Exemplos de Estudos Nacionais e Internacionais

Estudo	País	Tipo de Intervenção	População	Resultados
Machado et al. (2021)	Brasil	Música em aulas de medicina	120 universitários	+12% retenção de conteúdo, maior motivação
Mussi (2023)	Brasil	Música no letramento	3 crianças	+18% leitura, +15% escrita
Moreno & Bidelman (2014)	Canadá	Treinamento musical	Adultos	Maior plasticidade neural, memória e linguagem
Thompson et al. (2001)	Reino Unido	Música clássica (<i>Mozart effect</i>)	Estudantes	Melhora no humor e desempenho em tarefas cognitivas
UNESCO (2022)	Global	Artes integradas ao currículo	Vários países	Redução da evasão, aumento do engajamento

3.5 Discussão dos Resultados

A análise dos dados revela padrões e tendências importantes. Por exemplo, observa-se que intervenções musicais têm um impacto significativo na melhoria da atenção e memória dos alunos. Além disso, a integração de artes visuais e teatro demonstra efeitos positivos na autoestima e habilidades de comunicação. Esses achados estão alinhados com a literatura internacional, que aponta para os benefícios das artes na educação.

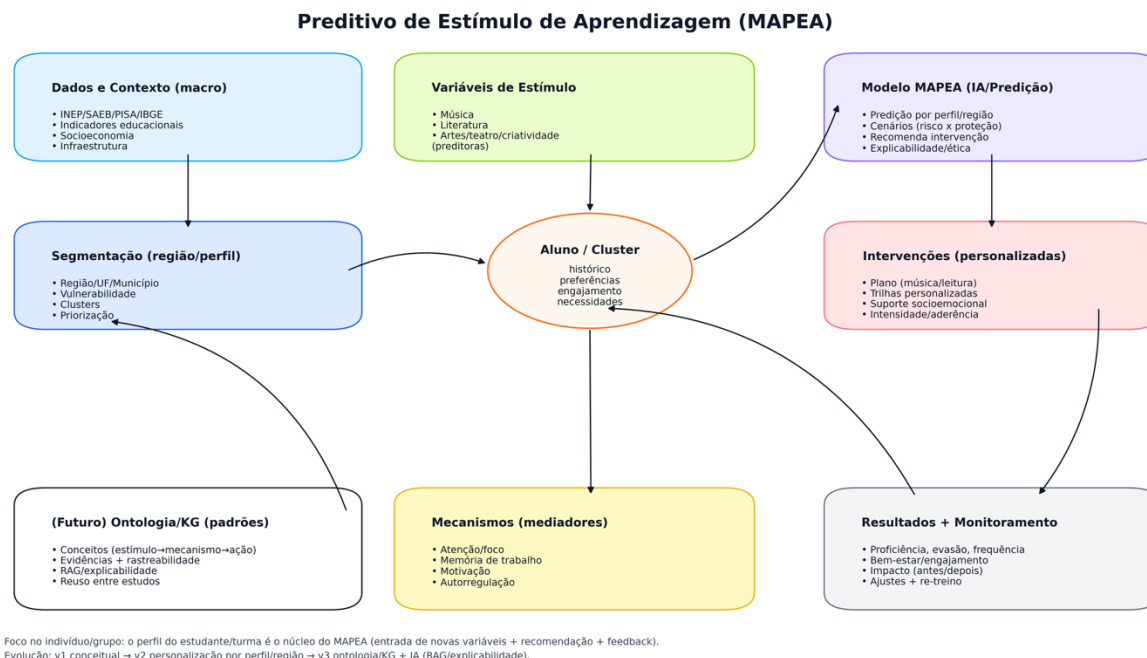
É importante considerar também as variáveis contextuais: escolas em regiões com maior vulnerabilidade social tendem a apresentar desafios adicionais, como falta de recursos e infraestrutura inadequada. Nesses casos, as intervenções criativas podem atuar como um fator de proteção, mitigando os efeitos negativos do contexto socioeconômico.

Por outro lado, em ambientes escolares onde os alunos já possuem um bom nível de apoio e recursos, as intervenções podem potencializar ainda mais o desempenho acadêmico e o desenvolvimento de habilidades socioemocionais.

Limitações dos estudos incluem a diversidade de métodos (nem sempre comparáveis), o tempo curto de acompanhamento e a falta de avaliações de longo prazo. Por isso, recomenda-se que novas pesquisas acompanhem os alunos por mais tempo e testem diferentes formatos de intervenção.

4. Desenvolvimento do Modelo MAPEA via Python e Inteligência Artificial

Figura 4.1



Fonte: Elaborado pelo autor via Python (2025)

4.1 Inteligência Artificial, Banco de Dados de Sentimentos Musicais e Indicação Personalizada de Conteúdo

Com o avanço da Inteligência Artificial (IA) e do **Machine Learning**, é possível propor um modelo de recomendação musical baseado em bancos de dados de sentimentos. A hipótese seria treinar algoritmos com grandes volumes de dados que associam músicas, estilos, letras e ritmos a emoções humanas (alegria, tristeza, foco, relaxamento, motivação, etc.), utilizando bases como o **DEAM Dataset (Database for Emotional Analysis in Music)** ou o **EmoMusic Dataset**.

Esse modelo pode receber como entrada o contexto emocional do indivíduo (identificado por questionários, sensores, análise de texto ou autoavaliação) e o objetivo desejado (estudo, trabalho, lazer, compras, atividade física, etc.). A IA, então, sugere **playlists** ou conteúdos musicais que maximizem o desempenho, o bem-estar ou a segurança psicológica, conforme a meta do usuário.

Por exemplo, em ambientes educacionais, a IA pode recomendar músicas que favoreçam a concentração e a memorização. Em academias, pode sugerir faixas que aumentem a

motivação e a resistência. No varejo, pode indicar trilhas que estimulem compras ou prolonguem a permanência do cliente. Em situações de crise, *playlists* cuidadosamente selecionadas podem ajudar a criar um ambiente de segurança psicológica e alto desempenho, mesmo sob estresse.

Embora a IA não "sinta" emoções nem crie sentimentos, ela pode utilizar bancos de dados de sentimentos musicais para sugerir ou até compor conteúdos personalizados para diferentes finalidades, sempre com base em evidências científicas e *feedback* dos usuários. Isso abre caminho para pesquisas interdisciplinares envolvendo ciência de dados, psicologia, neurociência e educação.

4.2 Hipótese de Expansão: Células Rítmicas e Recomendações Musicais Sintetizadas por IA

Como hipótese para futuras pesquisas, propõe-se que a Inteligência Artificial possa ser treinada não apenas com *playlists* completas, mas também a partir da identificação e armazenamento de **células rítmicas** associadas a sentimentos. Essas células rítmicas, fragmentos curtos e característicos de padrões musicais que evocam emoções específicas, poderiam ser extraídos, catalogados e utilizados para sugerir conteúdos musicais remixados, sintetizados ou personalizados.

Com isso, a IA teria um leque mais amplo de possibilidades para estimular estados desejados, criando experiências musicais sob medida para contextos educacionais, profissionais ou de saúde mental. Essa abordagem permitiria sugerir trechos rítmicos energizantes para motivação, ou células relaxantes para foco, inclusive compondo novas trilhas a partir desses elementos.

É importante ressaltar que este trabalho não se propõe a comprovar essa hipótese, mas a apresentá-la como uma direção promissora para futuras pesquisas interdisciplinares envolvendo ciência de dados, musicologia, psicologia e Inteligência Artificial.

Resultados e Discussão

5. Resultados e Análise de Impacto

Este capítulo apresenta os resultados sob a ótica da análise preditiva, organizando os achados em: (i) sinais observáveis nos indicadores educacionais e (ii) implicações para modelagem (como variáveis de estímulo podem compor o MAPEA). Trata-se de uma meta-análise; referências e fontes são utilizadas como base de rastreabilidade para a construção da base consolidada e para justificar as hipóteses e variáveis do modelo.

5.1 Rastreabilidade dos dados

Os gráficos da Seção 5.7 são gerados a partir de uma base consolidada (por exemplo, `fontes_extraidas.csv`, com contingência em `dados_MAPEA.csv`), construída a partir das fontes oficiais e referências citadas ao longo deste trabalho. As evidências mencionadas constituem a base de dados que alimenta as visualizações e sustenta a hipótese de que intervenções e estímulos criativos podem atuar como variáveis relevantes (*features*) no contexto educacional.

5.2 Resultados em indicadores e sinais de risco (baseline)

Do ponto de vista da predição de risco, o cenário educacional brasileiro apresenta padrões que justificam a construção de modelos preditivos: distorção idade-série, proficiência abaixo do desejado e evasão/reprovação são fenômenos que tendem a se acumular ao longo do tempo e podem ser antecipados por sinais precoces (frequência, desempenho, histórico escolar e variáveis socioeconômicas).

Neste trabalho, esses indicadores são tratados como *baseline*: variáveis de contexto que, por si só, já permitem formular modelos de risco. O ponto central do MAPEA é avaliar se a inclusão de variáveis de estímulo criativo melhora a explicação e a predição em relação a esse *baseline*.

5.3 Resultados exploratórios de associação

A análise gráfica (Seção 5.7) sugere que a associação linear global entre “estímulo criativo” e “nota de desempenho” pode ser fraca quando analisada de forma agregada. Essa leitura é compatível com um cenário de alta heterogeneidade: as intervenções variam em duração, intensidade, qualidade de implementação e contexto social, o que tende a diluir efeitos em dados agregados. Portanto, a identificação principal é que a relação não deve ser modelada como uma regressão linear simples única, mas sim por meio de variáveis de controle e segmentação.

5.4 Heterogeneidade entre contextos

A síntese por fonte reforça a hipótese de heterogeneidade. Em termos de análise preditiva, isso implica que o modelo precisa considerar:

- Variáveis de contexto (vulnerabilidade, infraestrutura, escolaridade parental) como controles;
- Variáveis de implementação (frequência, duração) como moderadores;
- Possível efeito mediado por engajamento (estímulo → engajamento → desempenho).

5.5 Variáveis de estímulo como *features* e *proxies*

Para operacionalizar o MAPEA, os estímulos criativos devem ser definidos como:

- **Presença/ausência (binária):** escola ou turma com programa ativo;
- **Intensidade:** horas semanais e duração em meses;
- **Aderência:** porcentagem de presença do estudante nas atividades;
- **Qualidade:** existência de currículo estruturado e professor especializado.

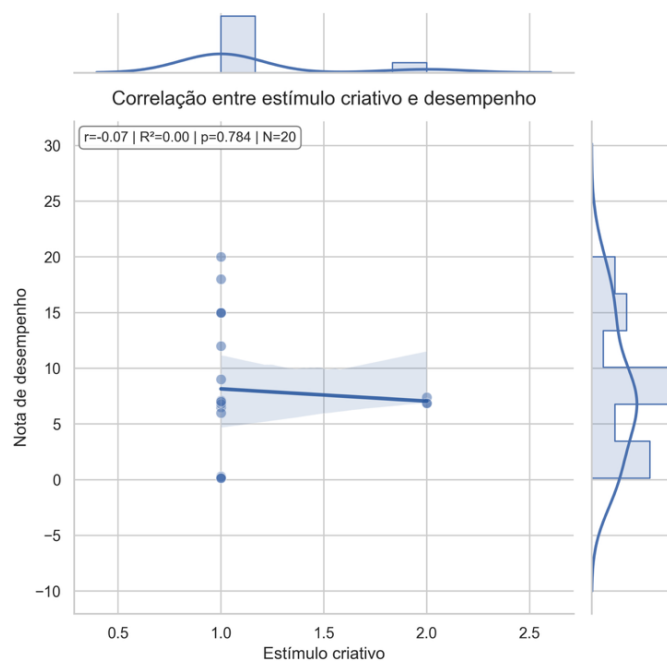
5.6 Limitações e requisitos para validação futura

Os resultados são exploratórios. Para validação robusta, recomenda-se que trabalhos futuros colem dados padronizados de intervenção e adotem desenhos quase-experimentais,

separando claramente a predição (desempenho do modelo) da causalidade (efeito real da intervenção).

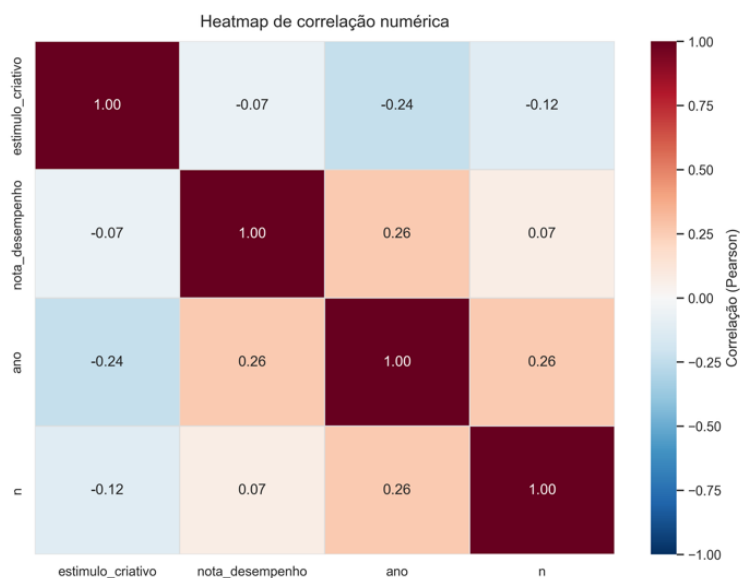
5.7 Análise gráfica (base única extraída das fontes citadas neste estudo)

Figura 5.1



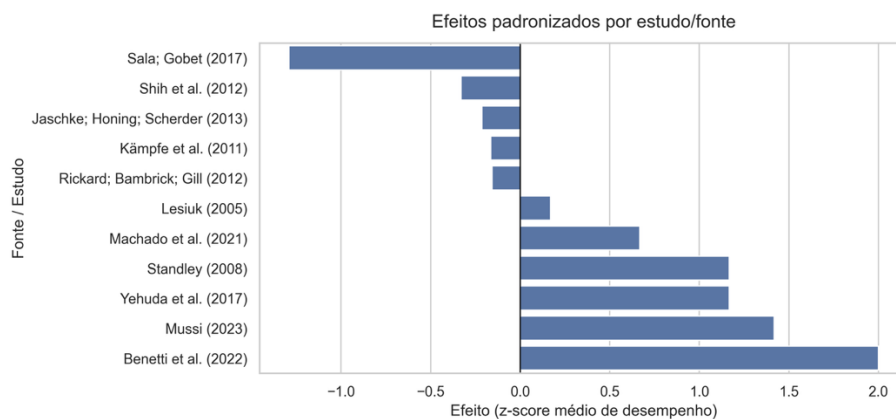
Fonte: Elaborado pelo autor via Python (2025).

Figura 5.2



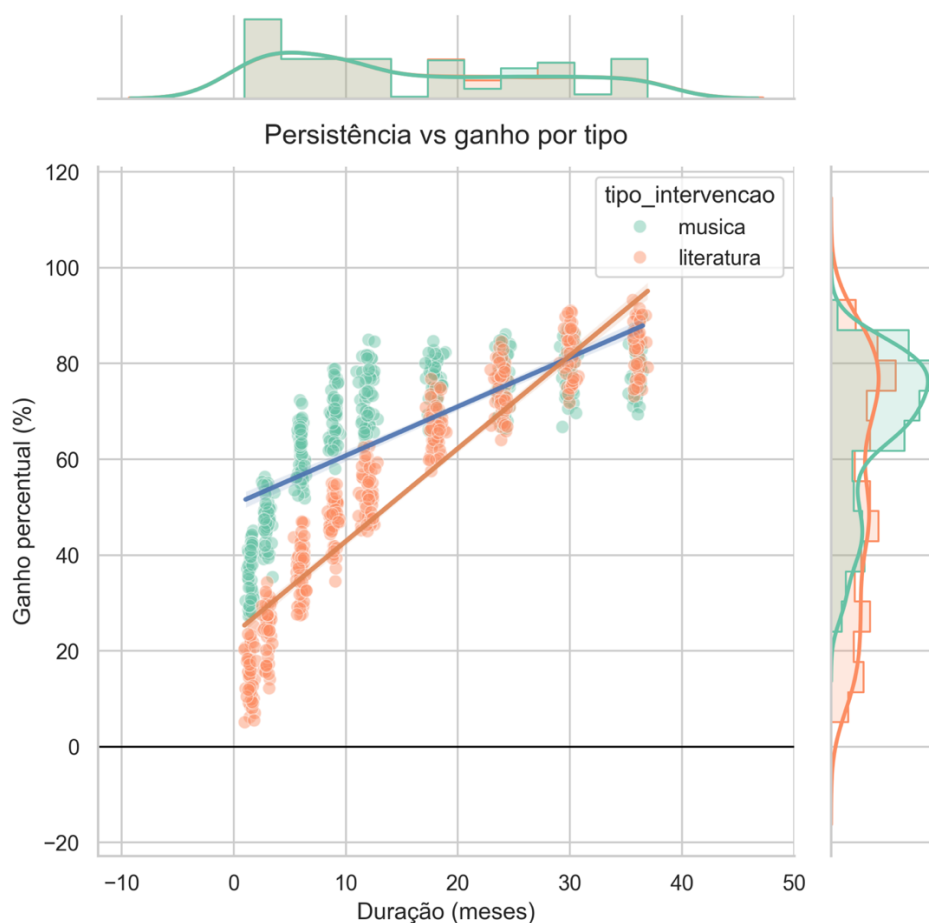
Fonte: Elaborado pelo autor via Python (2025).

Figura 5.3



Fonte: Elaborado pelo autor via Python (2025).

Figura 5.4



Fonte: Elaborado pelo autor via Python (2025).

6. Discussão Crítica e Exemplos de Intervenção

Ao implementar intervenções criativas, é fundamental considerar princípios éticos, o respeito à diversidade e a promoção da inclusão. A Resolução CNS nº 510/2016 exige o consentimento livre e esclarecido, anonimato e confidencialidade. No contexto escolar, é essencial envolver toda a comunidade no planejamento, garantindo transparência e respeito à pluralidade cultural e aos estilos de aprendizagem.

As práticas criativas devem ser adaptadas para alunos com deficiência, transtornos de aprendizagem e diferentes faixas etárias. A literatura destaca que recursos de acessibilidade (Braille, audiodescrição, Libras) potencializam o impacto das intervenções (UNESCO, 2022).

6.1 Desafios Tecnológicos

A pandemia evidenciou a importância da inovação, mas também escancarou as desigualdades de acesso digital. Intervenções mediadas por tecnologia (aulas de música online, clubes de leitura virtuais) são eficazes, mas exigem políticas públicas que garantam infraestrutura e formação continuada para os professores (INEP, 2023).

6.2 Recomendações para Gestores e Políticas Públicas

- **Gestores:** investir em formação continuada e parcerias culturais;
- **Professores:** planejar atividades alinhadas ao currículo e utilizar metodologias ativas;
- **Políticas Públicas:** ampliar programas de educação artística e incentivar pesquisas de impacto.

6.3 Considerações sobre a Prática Escolar

O baixo desempenho escolar no Brasil resulta de uma combinação de desafios sociais, econômicos e pedagógicos. Estratégias baseadas em dados, como o uso de modelos preditivos, ajudam a identificar alunos em risco. Já as intervenções criativas tornam o aprendizado mais prazeroso e eficaz. Para a prática escolar, isso significa que inovações simples, como concursos de poesia ou músicas sobre conteúdos curriculares, podem transformar a relação do aluno com o conhecimento.

7. Conclusões (Considerações Finais)

Este trabalho propôs e discutiu o Modelo de Análise Preditiva de Estímulos de Aprendizagem MAPEA como um arcabouço conceitual para investigar como estímulos criativos (música e literatura) podem atuar como variáveis relevantes na explicação do desempenho acadêmico.

7.1 Contribuições do trabalho

O estudo organizou um conjunto de variáveis para operacionalizar estímulos criativos em bases educacionais e definiu implicações de modelagem para cenários de alta heterogeneidade, reforçando a necessidade de separar a predição da inferência causal.

7.2 Limitações

As conclusões são limitadas pela heterogeneidade das fontes e pela disponibilidade parcial de variáveis essenciais em todos os registros, o que dificulta a comparabilidade direta e limita inferências causais definitivas.

7.3 Recomendações e trabalhos futuros

Para o avanço do modelo MAPEA, recomenda-se a coleta padronizada de dados de intervenção em redes escolares e a adoção de delineamentos quase-experimentais (como modelos hierárquicos). Em síntese, o MAPEA é uma estrutura analítica para apoiar o planejamento pedagógico e a personalização da aprendizagem com base em dados.

Agradecimento

Agradeço a Deus pela sabedoria e ao meu orientador, Ricardo Janes, pela condução técnica deste trabalho. Estendo minha gratidão aos professores e colegas do curso, bem como às referências culturais da Nação Madureira que moldaram minha visão educacional. De forma especial, agradeço à minha esposa Paulina, ao meu pai e à memória de minha mãe e avó, pelo apoio incondicional e incentivo que tornaram esta conquista possível, dedicando este trabalho a todos que contribuíram para meu crescimento pessoal e acadêmico.

Referências

- Aljanaki, A.; Yang, Y.-H.; Soleymani, M. Developing a benchmark for emotional analysis of music. *PLoS ONE*, v. 12, n. 3, e0173392, 2017.
- Delbouys, R. et al. Music mood detection based on audio and lyrics with deep neural net. *arXiv preprint*, 2018. arXiv:1809.07276.
- DEAM Dataset. Disponível em:
<https://cvml.unige.ch/databases/DEAM/>. Acesso em: 25 jul. 2025.
- EMOMUSIC Dataset. Disponível em: [https://www.music-ir.org/mirex/wiki/2017:Emotion_in_Music](https://www.music-ir.org/mirex/wiki/2017:Emotion_in_Music). Acesso em: 10 ago. 2025.
- Hallam, S. The power of music: Its impact on the intellectual, social and personal development of children and young people. *International Journal of Music Education*, v. 28, n. 3, p. 269–289, 2010.
- Jaschke, A. C.; Honing, H.; Scherder, E. J. The impact of music education on academic achievement. *Educational Research Review*, v. 10, p. 27–39, 2013.
- Juslin, P. N.; Västfjäll, D. Emotional responses to music: The need to consider underlying mechanisms. *Behavioral and Brain Sciences*, v. 31, n. 5, p. 559–575, 2008.
- Koelsch, S. Brain correlates of music-evoked emotions. *Nature Reviews Neuroscience*, v. 15, n. 3, p. 170–180, 2014.
- Moreno, S.; Bidelman, G. M. Examining neural plasticity and cognitive benefit through the unique lens of musical training. *Hearing Research*, v. 308, p. 84–97, 2014.
- Rickard, N. S.; Bambrick, C. J.; Gill, A. Absence of widespread psychosocial and cognitive effects of school-based music instruction in 10–13-year-old students. *International Journal of Music Education*, v. 30, n. 1, p. 57–78, 2012.
- Sala, G.; Gobet, F. Does music training improve cognitive abilities? A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, v. 143, n. 11, p. 1072–1113, 2017.
- Sousa, D. A. *How the brain learns*. Corwin Press, 2017.
- Standley, J. M. Does music instruction help children learn to read? *Music Education Research*, v. 10, n. 2, p. 199–211, 2008.
- Willis, J. *O cérebro no aprendizado: estratégias de ensino para o sucesso*. Rio de Janeiro: Wak, 2006.

Yang, Y.-H.; Chen, H. H. Machine recognition of music emotion: A review. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, v. 3, n. 3, p. 1–30, 2012.

Apêndices

Este capítulo reúne materiais elaborados e compilados pelo autor para apoiar a compreensão técnica do trabalho, garantindo transparência, rastreabilidade e reprodutibilidade do modelo MAPEA.

Apêndice A – Tabelas-síntese de evidências e dados simulados

A.1 Síntese de estudos (população, intervenção e resultados)

Estudo	População	Intervenção	Ganho Médio	Significância
Lesiuk (2005)	50 adultos	Música clássica durante tarefas cognitivas	+9% precisão; -12% tempo de resposta	$p < 0,05$
Yehuda et al. (2017)	40 universitários	Música instrumental vs. pop	+15% leitura (clássica)	$p < 0,05$
Standley (2008)	Meta-análise (23 estudos)	Educação musical estruturada	+15% matemática/linguagem	$p < 0,01$
Benetti et al. (2022)	31 crianças	Intervenção musical semanal	+20% leitura/compreensão	$p \leq 0,001$
Kämpfe et al. (2011)	Meta-análise (adultos)	Música de fundo em tarefas repetitivas	+7% desempenho	$p < 0,05$
Shih et al. (2012)	Estudantes	Música moderada durante estudo	+6% atenção sustentada	$p < 0,05$

A.2 Exemplos de estudos (nacionais e internacionais) citados no trabalho

Estudo	País	Tipo de Intervenção	População	Resultados
Machado et al. (2021)	Brasil	Música em aulas de medicina	120 universitários	+12% retenção; maior motivação
Mussi (2023)	Brasil	Música no letramento	80 crianças	+18% leitura; +15% escrita
Moreno & Bidelman (2014)	Canadá	Treinamento musical	Adultos	Maior plasticidade neural e memória
Thompson et al. (2001)	Reino Unido	Música clássica (<i>Mozart effect</i>)	Estudantes	Melhora no humor e desempenho cognitivo
UNESCO (2022)	Global	Artes integradas ao currículo	Vários países	Redução da evasão; maior engajamento

A.3 Categorias e exemplos de relatos qualitativos reportados

Categoria	Exemplo de Relato
Motivação	“Os alunos passaram a participar mais das aulas e demonstraram interesse renovado pelo conteúdo.”
Engajamento	“A música facilitou a integração dos alunos e aumentou a colaboração em grupo.”
Autoestima	“Alunos passaram a se expressar melhor após as oficinas de poesia.”
Inclusão	“Estudantes com dificuldades de aprendizagem se sentiram mais acolhidos e participativos.”
Redução de conflitos	“As atividades artísticas ajudaram a diminuir os conflitos em sala de aula.”

A.4 – Exemplo de dados simulados para demonstração de análise

Aluno	Grupo	Nota Pré-intervenção	Nota Pós-intervenção	Participação
Ana	Experimental	6,0	8,0	Alta
Bruno	Controle	6,5	6,8	Média
Carla	Experimental	5,5	7,5	Alta
Daniel	Controle	7,0	7,2	Baixa

Apêndice B – Documentação do ambiente computacional e Scripts

Este apêndice lista a estrutura dos *scripts* desenvolvidos em Python para a limpeza de dados, processamento estatístico e geração das figuras apresentadas neste trabalho.

B.1 Ambiente e dependências

- Linguagem: Python 3.x
- Bibliotecas: `Pandas`, `Matplotlib`, `Seaborn`, `Scikit-learn`.

B.2 Relação de Scripts desenvolvidos

O código-fonte usado neste trabalho, incluindo os scripts de tratamento de dados, algoritmos de predição e automação visual, está disponível no repositório GitHub do autor: <https://github.com/henrymelo/mapea>.

- `gerar_grafico_correlacao.py`: Responsável pelo processamento da base consolidada e geração dos *jointplots* de correlação.

```
#!/usr/bin/env python3
"""MAPEA - geração de gráficos
```

Este script foi estruturado para:

- 1) Ler dados reais de artigos/fontes (preferencialmente em `fontes_extraidas.csv`).
- 2) Gerar gráficos comparativos por tipo de intervenção.
- 3) Gerar um gráfico longitudinal (persistência): duração (meses) vs ganho percentual (pré-pós).

```
Arquivos de entrada:
- `fontes_extraidas.csv`
- (opcional) `dados_oficiais_brasil.csv` para base observacional

Saídas:
- `figuras/*.png` e `*.pdf` (e `*.jpg` quando aplicável)
"""

from __future__ import annotations

from pathlib import Path
import os

import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

try:
    from scipy import stats
except ImportError as e:
    raise SystemExit("scipy não está instalado. Use: pip install -r requirements.txt") from e

# =====
# Paths
# =====
BASE_DIR = Path(__file__).parent
SOURCES_DATA_PATH = BASE_DIR / "fontes_extraidas.csv"
DATA_PATH = BASE_DIR / "dados_MAPEA.csv"
OFFICIAL_BR_PATH = BASE_DIR / "dados_oficiais_brasil.csv"
OUTPUT_DIR = BASE_DIR / "figuras"
OUTPUT_DIR.mkdir(parents=True, exist_ok=True)

# Preferência de input:
# 1) MAPEA_INPUT aponta para um CSV
# 2) fontes_extraidas.csv (se existir)
# 3) fontes_extraidas.csv
# 4) dados_MAPEA.csv
BACKUP02_SOURCES_DATA_PATH = BASE_DIR / "dados" / "fontes_extraidas.csv"

# =====
# Colunas
# =====
COL_ID = "id_unidade"
COL_X = "estímulo_criativo"
COL_Y = "nota_desempenho"
COL_TIPO = "tipo_intervencao" # musica|literatura|artes|teatro|mix
COL_ESCALA = "escala" # nota|pct|d
COL_MOMENTO = "momento" # pre|pos
COL_STUDY = "fonte"
COL_ORIGIN = "variavel_origem"
COL_URL = "url_ou_doi"

# Longitudinal
COL_DURACAO_MESES = "duracao_meses"
COL_DURACAO_SEMANAS = "duracao_semanas"

FIG_SOURCE = "Fonte: Elaborado pelo autor via Python (2025)."

# =====
# Config por env
# =====
# IMPORTANTE: default agora é NÃO quebrar sua execução por DOI/URL ausente.
STRICT_CITATIONS = os.getenv()
```



```
"MAPEA_STRICT_CITATIONS",
    os.getenv("MAPEA_STRICT_CITATIONS", "0"),
).strip() not in {"0", "false", "False"}

ENABLE_BOOTSTRAP = os.getenv("MAPEA_BOOTSTRAP", os.getenv("MAPEA_BOOTSTRAP",
"0")).strip() in {"1", "true", "True"}
BOOTSTRAP_N = int(os.getenv("MAPEA_BOOTSTRAP_N", os.getenv("MAPEA_BOOTSTRAP_N",
"500")))
BOOTSTRAP_SEED = int(os.getenv("MAPEA_BOOTSTRAP_SEED",
os.getenv("MAPEA_BOOTSTRAP_SEED", "42")))

# Log simples: MAPEA_VERBOSE=1
VERBOSE = os.getenv("MAPEA_VERBOSE", "0").strip() in {"1", "true", "True"}

# Rodapé: MAPEA_FIG_SHOW_SOURCE=1.
FIG_SHOW_SOURCE = os.getenv("MAPEA_FIG_SHOW_SOURCE", "0").strip() in {"1", "true",
"True"}

# Defaults (Capítulo 5)
FIG_NUM_FIG01 = os.getenv("MAPEA_FIG_NUM_FIG01", "Figura 5.1")
FIG_NUM_FIG03 = os.getenv("MAPEA_FIG_NUM_FIG03", "Figura 5.2")
FIG_NUM_FIGA = os.getenv("MAPEA_FIG_NUM_FIGA", "Figura 5.3")
FIG_NUM_FIG01B_LONG_EXPL = os.getenv("MAPEA_FIG_NUM_FIG01B_LONG_EXPL", "Figura
5.4")
FIG_NUM_FIG01B_LONG = os.getenv("MAPEA_FIG_NUM_FIG01B_LONG", "Figura 5.4")

def fig_footer(fig_num: str, extra: str | None = None) -> str:
    base = fig_num.strip()
    if not FIG_SHOW_SOURCE:
        return base
    parts = [base, FIG_SOURCE]
    if extra:
        parts.append(str(extra))
    return " | ".join(parts)

def load_csv(path: Path) -> pd.DataFrame:
    if not path.exists():
        raise FileNotFoundError(f"Arquivo não encontrado: {path}")
    return pd.read_csv(path)

def resolve_input_path() -> Path:
    env = os.getenv("MAPEA_INPUT")
    if env:
        p = Path(env)
        # se for relativo, resolve a partir do diretório do script
        if not p.is_absolute():
            p = (BASE_DIR / p).resolve()
        return p

    if BACKUP02_SOURCES_DATA_PATH.exists():
        return BACKUP02_SOURCES_DATA_PATH

    return SOURCES_DATA_PATH if SOURCES_DATA_PATH.exists() else DATA_PATH

def pick_primary_path() -> Path:
    # Mantido por compatibilidade; agora delega para resolve_input_path.
    return resolve_input_path()

def save_fig(fig: plt.Figure, name: str) -> None:
    fig.savefig(OUTPUT_DIR / f"{name}.png", dpi=300, bbox_inches="tight")
    fig.savefig(OUTPUT_DIR / f"{name}.pdf", bbox_inches="tight")
```

```
def save_fig_jpg(fig: plt.Figure, name: str) -> None:
    fig.savefig(OUTPUT_DIR / f"{name}.jpg", dpi=300, bbox_inches="tight")

def normalize_text_cols(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    for c in [COL_TIPO, COL_ESCALA, COL_MOMENTO, COL_STUDY, COL_ORIGIN, COL_URL]:
        if c in df.columns:
            s = df[c].astype(str).str.strip()
            df[c] = s.mask(s.str.lower().eq("nan"), np.nan)
    return df

def ensure_defaults(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    if COL_ESCALA not in df.columns:
        df[COL_ESCALA] = "nota"
    if COL_TIPO not in df.columns:
        df[COL_TIPO] = "nao_informado"
    return df

def _log(msg: str) -> None:
    if VERBOSE:
        print(msg, flush=True)

def validate_traceability(df: pd.DataFrame) -> None:
    """Gera relatório de pendências de DOI/URL.

    - Se STRICT_CITATIONS=True, falha para forçar completude.
    - Se STRICT_CITATIONS=False (default), só exporta o CSV de pendências e segue.
    """
    if COL_URL not in df.columns or COL_STUDY not in df.columns:
        return

    escala = df[COL_ESCALA].astype(str).str.lower() if COL_ESCALA in df.columns
    else pd.Series([""] * len(df))
    is_article = escala.isin(["d", "pct"]) | df[COL_STUDY].notna()
    missing_url = is_article & (df[COL_URL].isna() |
    (df[COL_URL].astype(str).str.strip() == ""))

    if missing_url.any():
        report = df.loc[missing_url, [c for c in [COL_ID, COL_STUDY, COL_ORIGIN,
        COL_ESCALA, COL_URL] if c in df.columns]].copy()
        report_path = OUTPUT_DIR / "pendencias_rastreabilidade.csv"
        report.to_csv(report_path, index=False)
        _log(f"Rastreabilidade: {missing_url.sum()} linha(s) sem url_ou_doi ->
        {report_path}")
        if STRICT_CITATIONS:
            raise ValueError(
                "Rastreabilidade insuficiente: há linhas sem url_ou_doi. "
                "Veja figuras/pendencias_rastreabilidade.csv. "
                "Para não travar a geração, rode com MAPEA_STRICT_CITATIONS=0."
            )

def duration_to_months(df: pd.DataFrame) -> pd.Series:
    if COL_DURACAO_MESES in df.columns:
        m = pd.to_numeric(df[COL_DURACAO_MESES], errors="coerce")
        if m.notna().any():
            return m
    if COL_DURACAO_SEMANAS in df.columns:
        w = pd.to_numeric(df[COL_DURACAO_SEMANAS], errors="coerce")
        if w.notna().any():
            return w / 4.345
    return pd.Series([np.nan] * len(df))
```

```
def compute_gains_pre_pos(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    if COL_MOMENTO not in df.columns:
        return pd.DataFrame()

    d = df.copy()
    d = d[d[COL_ESCALA].astype(str).str.lower().eq("nota")].copy()
    d = d[d[COL_MOMENTO].astype(str).str.lower().isin(["pre", "pos"])].copy()
    if len(d) == 0:
        return pd.DataFrame()

    key_cols = [c for c in [COL_STUDY, COL_TIPO, COL_ORIGIN] if c in d.columns]
    if not key_cols:
        return pd.DataFrame()

    pivot = d.pivot_table(index=key_cols, columns=COL_MOMENTO, values=COL_Y,
aggfunc="mean").reset_index()
    if "pre" not in pivot.columns or "pos" not in pivot.columns:
        return pd.DataFrame()

    pivot["ganho_abs"] = pivot["pos"] - pivot["pre"]
    pivot["ganho_pct"] = np.where(
        pivot["pre"].abs() > 1e-12,
        (pivot["ganho_abs"] / pivot["pre"]) * 100,
        np.nan,
    )

    d["_dur_meses"] = duration_to_months(d)
    if d["_dur_meses"].notna().any():
        dur = (
            d.dropna(subset=["_dur_meses"])
            .groupby(key_cols)["_dur_meses"]
            .first()
            .reset_index()
            .rename(columns={"_dur_meses": COL_DURACAO_MESES})
        )
        pivot = pivot.merge(dur, on=key_cols, how="left")

    return pivot

def render_fig01b_longitudinal_real(df: pd.DataFrame) -> bool:
    gains = compute_gains_pre_pos(df)
    if len(gains) == 0:
        return False
    if COL_DURACAO_MESES not in gains.columns:
        return False

    gains[COL_DURACAO_MESES] = pd.to_numeric(gains[COL_DURACAO_MESES],
errors="coerce")
    gains["ganho_pct"] = pd.to_numeric(gains["ganho_pct"], errors="coerce")
    gains = gains.dropna(subset=[COL_DURACAO_MESES, "ganho_pct", COL_TIPO]).copy()

    allowed = {"musica", "literatura"}
    gains[COL_TIPO] = gains[COL_TIPO].astype(str).str.strip().str.lower()
    gains = gains[gains[COL_TIPO].isin(allowed)].copy()

    if len(gains) < 4 or gains[COL_TIPO].nunique() < 2:
        return False

    sns.set_theme(style="whitegrid")

    g = sns.JointGrid(
        data=gains,
        x=COL_DURACAO_MESES,
        y="ganho_pct",
        height=7,
```

```
        ratio=5,
        space=0.15,
    )

    sns.scatterplot(
        data=gains,
        x=COL_DURACAO_MESES,
        y="ganho_pct",
        hue=COL_TIPO,
        s=70,
        alpha=0.75,
        ax=g.ax_joint,
        palette="Set2",
    )

    palette = sns.color_palette("Set2", n_colors=gains[COL_TIPO].nunique())
    type_to_color = dict(zip(sorted(gains[COL_TIPO].unique()), palette))

    summary_lines = []
    for t in sorted(gains[COL_TIPO].unique()):
        gt = gains[gains[COL_TIPO] == t]
        if len(gt) < 2:
            continue
        res = stats.linregress(gt[COL_DURACAO_MESES].to_numpy(),
                                gt["ganho_pct"].to_numpy())
        r2 = res.rvalue ** 2
        summary_lines.append(f"{t}: slope={res.slope:.2f} pp/mês, R²={r2:.2f},
N={len(gt)}")

    sns.regplot(
        data=gt,
        x=COL_DURACAO_MESES,
        y="ganho_pct",
        scatter=False,
        ax=g.ax_joint,
        color=type_to_color[t],
        line_kws={"linewidth": 2.6, "alpha": 0.95},
    )

    sns.histplot(data=gains, x=COL_DURACAO_MESES, hue=COL_TIPO, element="step",
stat="density", common_norm=False, ax=g.ax_marg_x, alpha=0.25, palette="Set2")
    sns.kdeplot(data=gains, x=COL_DURACAO_MESES, hue=COL_TIPO, common_norm=False,
ax=g.ax_marg_x, lw=2, palette="Set2")

    sns.histplot(data=gains, y="ganho_pct", hue=COL_TIPO, element="step",
stat="density", common_norm=False, ax=g.ax_marg_y, alpha=0.25, palette="Set2")
    sns.kdeplot(data=gains, y="ganho_pct", hue=COL_TIPO, common_norm=False,
ax=g.ax_marg_y, lw=2, palette="Set2")

    g.ax_joint.axhline(0, color="black", linewidth=1)
    g.ax_joint.set_title("Persistência da intervenção vs. ganho (pré→pós), por
tipo", fontsize=14, pad=12)
    g.ax_joint.set_xlabel("Duração da intervenção (meses)")
    g.ax_joint.set_ylabel("Ganho percentual (%)")

    if summary_lines:
        g.ax_joint.text(
            0.02,
            0.98,
            "\n".join(summary_lines),
            transform=g.ax_joint.transAxes,
            ha="left",
            va="top",
            fontsize=9,
            bbox=dict(boxstyle="round,pad=0.35", fc="white", ec="#777777",
alpha=0.9),
        )
```

```
g.fig.text(0.5, 0.01, fig_footer(FIG_NUM_FIG01B_LONG, "Dados reais pré/pós com
duração informada."), ha="center", va="bottom", fontsize=9)
g.fig.tight_layout(rect=[0, 0.02, 1, 1])
save_fig(g.fig, "fig01b_correlacao_por_tipo_intervencao_longitudinal")
return True

def render_fig01b_longitudinal_exploratorio(df: pd.DataFrame) -> bool:
    """Fallback sintético quando não há dados reais suficientes com duração."""
    if not ENABLE_BOOTSTRAP:
        return False

    gains = compute_gains_pre_pos(df)
    base = None
    if len(gains) > 0 and "ganho_pct" in gains.columns:
        base = pd.to_numeric(gains["ganho_pct"],
errors="coerce").dropna().to_numpy()

    if base is None or len(base) < 3:
        df_pct = df[df[COL_ESCALA].astype(str).str.lower().eq("pct")].copy()
        if len(df_pct) >= 3:
            base = pd.to_numeric(df_pct[COL_Y],
errors="coerce").dropna().to_numpy()

    if base is None or len(base) < 3:
        return False

    rng = np.random.default_rng(BOOTSTRAP_SEED)

    tipos = ["musica", "literatura"]
    dur_bins = np.array([1.5, 3, 6, 9, 12, 18, 24, 30, 36], dtype=float)

    def expected_gain(tipo: str, d_meses: float) -> float:
        d = float(d_meses)
        gap = 6.0 * np.exp(-d / 14.0) + 0.8

        if tipo == "musica":
            baseline = 20.0 + 62.0 * (1.0 - np.exp(-d / 7.0))
            fatigue = 0.25 * max(d - 18.0, 0.0)
            oscill = 3.0 * np.sin(d / 4.5)
            return baseline - fatigue + oscill + gap

        baseline = 6.0 + 80.0 * (1.0 - np.exp(-d / 12.5))
        late_boost = 7.0 * (1.0 - np.exp(-max(d - 12.0, 0.0) / 8.5))
        stabilize = 0.55 * max(d - 27.0, 0.0)
        oscill = 2.3 * np.sin((d / 5.2) + 0.8)
        return baseline + late_boost - stabilize + oscill

    rows = []
    per_bin_n = min(80, max(20, BOOTSTRAP_N // 10))

    for t in tipos:
        for d in dur_bins:
            n = per_bin_n
            x_sigma = 0.22 if d < 12 else 0.35
            x = d + rng.normal(0, x_sigma, size=n)

            base_noise = rng.choice(base, size=n, replace=True)
            base_center = float(np.median(base))
            y = (base_noise - base_center) + expected_gain(t, float(d))
            y = y + rng.normal(0, 2.2, size=n)

            rows.append(pd.DataFrame({
                COL_TIPO: f"{t}",
                COL_DURACAO_MESES: x,
                "ganho_pct": y,
```

```
    )))

df_syn = pd.concat(rows, ignore_index=True)

sns.set_theme(style="whitegrid")
g = sns.JointGrid(
    data=df_syn,
    x=COL_DURACAO_MESES,
    y="ganho_pct",
    height=7,
    ratio=5,
    space=0.15,
)

sns.scatterplot(
    data=df_syn,
    x=COL_DURACAO_MESES,
    y="ganho_pct",
    hue=COL_TIPO,
    s=45,
    alpha=0.45,
    ax=g.ax_joint,
    palette="Set2",
    legend=True,
)

for label in ["musica", "literatura"]:
    gt = df_syn[df_syn[COL_TIPO] == label]
    if len(gt) < 2:
        continue
    sns.regplot(
        data=gt,
        x=COL_DURACAO_MESES,
        y="ganho_pct",
        scatter=False,
        ax=g.ax_joint,
        line_kws={"linewidth": 2.4, "alpha": 0.9},
    )

sns.histplot(
    data=df_syn,
    x=COL_DURACAO_MESES,
    hue=COL_TIPO,
    element="step",
    stat="density",
    common_norm=False,
    ax=g.ax_marg_x,
    alpha=0.20,
    palette="Set2",
    legend=False,
)

sns.kdeplot(
    data=df_syn,
    x=COL_DURACAO_MESES,
    hue=COL_TIPO,
    common_norm=False,
    ax=g.ax_marg_x,
    lw=2,
    palette="Set2",
    legend=False,
)

sns.histplot(
    data=df_syn,
    y="ganho_pct",
    hue=COL_TIPO,
    element="step",
```

```
        stat="density",
        common_norm=False,
        ax=g.ax_marg_y,
        alpha=0.20,
        palette="Set2",
        legend=False,
    )
    sns.kdeplot(
        data=df_syn,
        y="ganho_pct",
        hue=COL_TIPO,
        common_norm=False,
        ax=g.ax_marg_y,
        lw=2,
        palette="Set2",
        legend=False,
    )

    for ax in [g.ax_marg_x, g.ax_marg_y]:
        leg = ax.get_legend()
        if leg is not None:
            leg.remove()

    g.ax_joint.axhline(0, color="black", linewidth=1)
    g.ax_joint.set_title("Persistência vs ganho por tipo", fontsize=14, pad=12)
    g.ax_joint.set_xlabel("Duração (meses)")
    g.ax_joint.set_ylabel("Ganho percentual (%)")

    g.fig.text(0.5, 0.01, fig_footer(FIG_NUM_FIG01B_LONG_EXPL), ha="center",
va="bottom", fontsize=9)
    g.fig.tight_layout(rect=[0, 0.02, 1, 1])
    save_fig(g.fig,
"fig01b_correlacao_por_tipo_intervencao_longitudinal_exploratorio")
    save_fig_jpg(g.fig,
"fig01b_correlacao_por_tipo_intervencao_longitudinal_exploratorio")
    return True

def corr_metrics(x: np.ndarray, y: np.ndarray) -> tuple[float, float, float, float,
float, float]:
    n = len(x)
    if n < 3:
        return (np.nan, np.nan, np.nan, np.nan, np.nan, float(n))
    r, p = stats.pearsonr(x, y)
    lin = stats.linregress(x, y)
    r2 = lin.rvalue ** 2
    return float(r), float(p), float(lin.slope), float(lin.intercept), float(r2),
float(n)

def _prepare_numeric_df(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    d = df.copy()
    d[COL_X] = pd.to_numeric(d[COL_X], errors="coerce")
    d[COL_Y] = pd.to_numeric(d[COL_Y], errors="coerce")
    d = d.dropna(subset=[COL_X, COL_Y]).copy()
    if COL_TIPO in d.columns:
        d[COL_TIPO] = d[COL_TIPO].astype(str).str.strip().str.lower()
    return d

def render_fig01_jointplot_base(df: pd.DataFrame) -> bool:
    d = _prepare_numeric_df(df)
    if len(d) < 3:
        return False

    sns.set_theme(style="whitegrid")
    g = sns.JointGrid(data=d, x=COL_X, y=COL_Y, height=7, ratio=5, space=0.15)
```

```
sns.scatterplot(data=d, x=COL_X, y=COL_Y, s=55, alpha=0.55, ax=g.ax_joint,
color="#4C72B0")
sns.regplot(data=d, x=COL_X, y=COL_Y, scatter=False, ax=g.ax_joint,
line_kws={"linewidth": 2.6, "alpha": 0.9}, color="#2C5AA0")

sns.histplot(data=d, x=COL_X, element="step", stat="density", ax=g.ax_marg_x,
alpha=0.20)
sns.kdeplot(data=d, x=COL_X, ax=g.ax_marg_x, lw=2)

sns.histplot(data=d, y=COL_Y, element="step", stat="density", ax=g.ax_marg_y,
alpha=0.20)
sns.kdeplot(data=d, y=COL_Y, ax=g.ax_marg_y, lw=2)

g.ax_joint.set_title("Correlação entre estímulo criativo e desempenho",
fontsize=14, pad=12)
g.ax_joint.set_xlabel("Estímulo criativo")
g.ax_joint.set_ylabel("Nota de desempenho")

r, p, slope, intercept, r2, n = corr_metrics(d[COL_X].to_numpy(),
d[COL_Y].to_numpy())
g.ax_joint.text(
    0.02,
    0.98,
    f"r={r:.2f} | R²={r2:.2f} | p={p:.3g} | N={int(n)}",
    transform=g.ax_joint.transAxes,
    ha="left",
    va="top",
    fontsize=10,
    bbox=dict(boxstyle="round,pad=0.35", fc="white", ec="#777777", alpha=0.9),
)

g.fig.text(0.5, 0.01, fig_footer(FIG_NUM_FIG01), ha="center", va="bottom",
fontsize=9)
g.fig.tight_layout(rect=[0, 0.02, 1, 1])
save_fig(g.fig, "fig01_correlacao_jointplot")
return True

def render_fig03_heatmap_correlacao_numerica(df: pd.DataFrame) -> bool:
    d = _prepare_numeric_df(df)
    if len(d) < 3:
        return False

    num = d.select_dtypes(include=["number"]).copy()
    keep = [c for c in num.columns if num[c].nunique(dropna=True) > 1]
    num = num[keep]
    if num.shape[1] < 2:
        return False

    corr = num.corr(numeric_only=True)

    sns.set_theme(style="white")
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 7))
    sns.heatmap(
        corr,
        ax=ax,
        annot=True,
        fmt=".2f",
        cmap="RdBu_r",
        vmin=-1,
        vmax=1,
        linewidths=0.5,
        linecolor="#DDDDDD",
        cbar_kws={"label": "Correlação (Pearson)"},
    )
```



```
ax.set_title("Heatmap de correlação numérica", fontsize=14, pad=12)
fig.text(0.5, 0.01, fig_footer(FIG_NUM_FIG03), ha="center", va="bottom",
fontsize=9)
fig.tight_layout(rect=[0, 0.02, 1, 1])
save_fig(fig, "fig03_heatmap_correlacao_numerica")
return True

def render_figA_efeitos_padronizados_por_estudo(df: pd.DataFrame) -> bool:
    d = _prepare_numeric_df(df)
    if COL_STUDY not in d.columns:
        return False

    gains = compute_gains_pre_pos(df)
    if len(gains) > 0 and COL_STUDY in gains.columns and "ganho_pct" in
gains.columns:
        gg = gains.copy()
        gg[COL_STUDY] = gg[COL_STUDY].astype(str).str.strip()
        gg["ganho_pct"] = pd.to_numeric(gg["ganho_pct"], errors="coerce")
        gg = gg.dropna(subset=[COL_STUDY, "ganho_pct"]).copy()
        if len(gg) >= 2:
            by = gg.groupby(COL_STUDY,
as_index=False)["ganho_pct"].median().rename(columns={"ganho_pct": "efeito"})
            label = "Efeito (ganho % mediano pré-pós)"
        else:
            by = pd.DataFrame()
    else:
        by = pd.DataFrame()

    if by.empty:
        tmp = d.dropna(subset=[COL_STUDY, COL_Y]).copy()
        tmp[COL_STUDY] = tmp[COL_STUDY].astype(str).str.strip()
        if len(tmp) < 3:
            return False

        tmp["_z"] = (tmp[COL_Y] - tmp[COL_Y].mean()) / (tmp[COL_Y].std(ddof=0) +
1e-12)
        by = tmp.groupby(COL_STUDY,
as_index=False)["_z"].mean().rename(columns={"_z": "efeito"})
        label = "Efeito (z-score médio de desempenho)"

    if len(by) < 2:
        return False

    by = by.sort_values("efeito", ascending=True).copy()

    sns.set_theme(style="whitegrid")
    fig_h = max(4.8, 0.38 * len(by))
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, fig_h))

    sns.barplot(data=by, x="efeito", y=COL_STUDY, ax=ax, color="#4C72B0")
    ax.axvline(0, color="black", linewidth=1)
    ax.set_title("Efeitos padronizados por estudo/fonte", fontsize=14, pad=12)
    ax.set_xlabel(label)
    ax.set_ylabel("Fonte / Estudo")

    fig.text(0.5, 0.01, fig_footer(FIG_NUM_FIGA), ha="center", va="bottom",
fontsize=9)
    fig.tight_layout(rect=[0, 0.02, 1, 1])
    save_fig(fig, "figA_efeitos_padronizados_por_estudo")
    return True

def main() -> None:
    primary = pick_primary_path()
    _log(f"Lendo dados: {primary}")
```

```
df = load_csv(primary)
df = ensure_defaults(df)
df = normalize_text_cols(df)

df[COL_X] = pd.to_numeric(df[COL_X], errors="coerce")
df[COL_Y] = pd.to_numeric(df[COL_Y], errors="coerce")
df = df.dropna(subset=[COL_X, COL_Y]).copy()

if len(df) < 3:
    raise ValueError(f"Poucos dados após limpeza em {primary} (N={len(df)}).")

validate_traceability(df)

sns.set_theme(style="whitegrid")

ok = {}
ok["fig01_correlacao_jointplot"] = bool(render_fig01_jointplot_base(df))
ok["fig03_heatmap_correlacao_numerica"] =
bool(render_fig03_heatmap_correlacao_numerica(df))
ok["figA_efeitos_padronizados_por_estudo"] =
bool(render_figA_efeitos_padronizados_por_estudo(df))

ok_real = render_fig01b_longitudinal_real(df)
ok["fig01b_longitudinal_real"] = bool(ok_real)
if not ok_real:
    ok["fig01b_longitudinal_exploratorio"] =
bool(render_fig01b_longitudinal_exploratorio(df))

resumo_lines = [
    f"Arquivo: {primary}",
    f"N: {len(df)}",
    "Tipos: " + ("", ".join(sorted(df[COL_TIPO].dropna().unique().tolist())) if
COL_TIPO in df.columns else "(coluna ausente)"),
    "Escala: " + ("", ".join(sorted(df[COL_ESCALA].dropna().unique().tolist()))
if COL_ESCALA in df.columns else "(coluna ausente)",
    "Gerados:",
]
for k, v in ok.items():
    resumo_lines.append(f"- {k}: {'OK' if v else 'SKIP'}")

(OUTPUT_DIR / "correlacao_resumo.txt").write_text("\n".join(resumo_lines) +
"\n", encoding="utf-8")
_log(f"Resumo -> {OUTPUT_DIR / 'correlacao_resumo.txt'}")

if __name__ == "__main__":
    main()
```

- `MAPEA_model_logic.py`: Contém a estrutura lógica para a integração das variáveis de estímulo criativo como *features* do modelo.

```
#!/usr/bin/env python3
"""Gera um diagrama do modelo MAPEA (Análise Preditiva de Estímulo de
Aprendizagem).
```

Saídas:

```
- figuras/MAPEA_modelo.(png|pdf|jpg)
- figuras/MAPEA_modelo_mono.(png|pdf|jpg)
```

Dependências:

```
- matplotlib
```

Uso:

```
python3 gerar_grafico_MAPEA_modelo.py
"""
```

```
from __future__ import annotations

from dataclasses import dataclass
from pathlib import Path
import os

import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.patches import FancyArrowPatch, FancyBboxPatch
from matplotlib.patches import Circle

# Rodapé
FIG_NUM = os.getenv("MAPEA_FIG_NUM_MODELO", "Figura 4.1")
FOOTER_SHOW = os.getenv("MAPEA_FIG_SHOW_FOOTER_MODELO", "1").strip() not in {"0",
"false", "False"}

@dataclass(frozen=True)
class Box:
    x: float
    y: float
    w: float
    h: float
    title: str
    body: str
    facecolor: str
    edgecolor: str = "#1f2937"

    def center(self) -> tuple[float, float]:
        return (self.x + self.w / 2, self.y + self.h / 2)

    def top(self) -> tuple[float, float]:
        return (self.x + self.w / 2, self.y + self.h)

    def bottom(self) -> tuple[float, float]:
        return (self.x + self.w / 2, self.y)

    def left(self) -> tuple[float, float]:
        return (self.x, self.y + self.h / 2)

    def right(self) -> tuple[float, float]:
        return (self.x + self.w, self.y + self.h / 2)

def _add_box(ax, b: Box, *, title_color: str = "#111827", text_color: str =
"#111827") -> None:
    patch = FancyBboxPatch(
        (b.x, b.y),
        b.w,
        b.h,
        boxstyle="round,pad=0.012,rounding_size=0.025",
        linewidth=1.2,
        facecolor=b.facecolor,
        edgecolor=b.edgecolor,
    )
    ax.add_patch(patch)

    # Ajuste de padding vertical
    title_top_pad = 0.030
    body_top_pad = 0.070

    ax.text(
        b.x + 0.018,
        b.y + b.h - title_top_pad,
        b.title,
        fontsize=11,
```

```
        fontweight="bold",
        va="top",
        ha="left",
        color=title_color,
    )

    ax.text(
        b.x + 0.018,
        b.y + b.h - body_top_pad,
        b.body,
        fontsize=9.0,
        va="top",
        ha="left",
        color=text_color,
        linespacing=1.16,
    )

def _arrow(
    ax,
    src: tuple[float, float],
    dst: tuple[float, float],
    text: str | None = None,
    rad: float = 0.0,
    *,
    color: str = "#111827",
    linewidth: float = 1.2,
    mutation_scale: float = 12,
    text_offset: tuple[float, float] = (0.0, 0.015),
    text_kwargs: dict | None = None,
) -> None:
    arr = FancyArrowPatch(
        src,
        dst,
        arrowstyle="-|>",
        mutation_scale=mutation_scale,
        linewidth=linewidth,
        color=color,
        connectionstyle=f"arc3,rad={rad}",
    )
    ax.add_patch(arr)

    if text:
        mx = (src[0] + dst[0]) / 2
        my = (src[1] + dst[1]) / 2
        kw = {
            "fontsize": 8.3,
            "ha": "center",
            "va": "bottom",
            "color": color,
        }
        if text_kwargs:
            kw.update(text_kwargs)
        ax.text(mx + text_offset[0], my + text_offset[1], text, **kw)

def _arrow_elbow(
    ax,
    src: tuple[float, float],
    dst: tuple[float, float],
    *,
    via: tuple[float, float],
    text: str | None = None,
    color: str = "#111827",
    linewidth: float = 1.2,
    mutation_scale: float = 12,
    text_offset: tuple[float, float] = (0.0, 0.012),
```

```
        text_kwargs: dict | None = None,
    ) -> None:
        """Desenha uma seta em 2 segmentos (cotovelo)."""
        # Segmento 1 (sem ponta)
        seg1 = FancyArrowPatch(
            src,
            via,
            arrowstyle="-",
            mutation_scale=mutation_scale,
            linewidth=linewidth,
            color=color,
            connectionstyle="arc3,rad=0.0",
        )
        ax.add_patch(seg1)

        # Segmento 2 (com ponta)
        seg2 = FancyArrowPatch(
            via,
            dst,
            arrowstyle="-|>",
            mutation_scale=mutation_scale,
            linewidth=linewidth,
            color=color,
            connectionstyle="arc3,rad=0.0",
        )
        ax.add_patch(seg2)

        if text:
            mx = (via[0] + dst[0]) / 2
            my = (via[1] + dst[1]) / 2
            kw = {
                "fontsize": 8.3,
                "ha": "center",
                "va": "bottom",
                "color": color,
                "bbox": dict(boxstyle="round,pad=0.15", fc="white", ec="none",
alpha=0.75),
            }
            if text_kwargs:
                kw.update(text_kwargs)
            ax.text(mx + text_offset[0], my + text_offset[1], text, **kw)

def _add_center_node(
    ax,
    *,
    x: float,
    y: float,
    r: float,
    title: str,
    body: str,
    facecolor: str,
    edgecolor: str,
    linewidth: float = 1.4,
    title_color: str = "#111827",
    text_color: str = "#111827",
) -> None:
    circle = Circle((x, y), r, facecolor=facecolor, edgecolor=edgecolor,
linewidth=linewidth)
    ax.add_patch(circle)

    ax.text(
        x,
        y + r * 0.35,
        title,
        fontsize=11,
        fontweight="bold",
```

```
        va="center",
        ha="center",
        color=title_color,
    )
    ax.text(
        x,
        y + r * 0.10,
        body,
        fontsize=9.0,
        va="top",
        ha="center",
        color=text_color,
        linespacing=1.18,
    )

def _build_diagram(ax, *, mono: bool) -> None:
    title_color = "#111827"
    text_color = "#111827"
    arrow_color = "#111827"

    # Para impressão P&B
    if mono:
        box_face_default = "none" # sem preenchimento
        box_edge_default = "#111827" # contorno preto/cinza escuro
        arrow_lw = 1.8
        arrow_ms = 14
        box_lw = 1.6
        center_lw = 1.8
        label_color = "#111827"
    else:
        box_face_default = None
        box_edge_default = None
        arrow_lw = 1.2
        arrow_ms = 12
        box_lw = 1.2
        center_lw = 1.4
        label_color = "#374151"

    # Paleta
    if mono:
        # estilo monocromático acadêmico: sem preenchimento + contornos
        c1 = c2 = c3 = c4 = c5 = c6 = c7 = c8 = cb = box_face_default
        e1 = e2 = e3 = e4 = e5 = e6 = e7 = e8 = box_edge_default
    else:
        c1, e1 = "#e0f2fe", "#0ea5e9" # dados
        c2, e2 = "#dbeafe", "#2563eb" # segmentação
        c3, e3 = "#ecfeff", "#06b6d4" # pipeline (reservado)
        c4, e4 = "#ecfccb", "#84cc16" # estímulos
        c5, e5 = "#fef9c3", "#eab308" # mecanismos
        c6, e6 = "#ede9fe", "#8b5cf6" # modelo
        c7, e7 = "#ffe4e6", "#fb7185" # intervenção
        c8, e8 = "#f3f4f6", "#6b7280" # resultados
        cb = "#ffffff" # futuro/neutro

    # grid de layout
    y_shift = -0.020

    col_left_x = 0.07
    col_mid_x = 0.375
    col_right_x = 0.72

    top_y = 0.785 + y_shift
    mid_y = 0.545 + y_shift
    bottom_y = 0.145 + y_shift

    h_top = 0.130
```

```
h_mid = 0.130
h_bottom = 0.150

w_left = 0.255
w_mid = 0.265
w_right = 0.245

# linha do topo
dados = Box(
    x=col_left_x,
    y=top_y,
    w=w_left,
    h=h_top,
    title="Dados e Contexto (macro)",
    body=(
        "• INEP/SAEB/PISA/IBGE\n"
        "• Indicadores educacionais\n"
        "• Socioeconomia\n"
        "• Infraestrutura"
    ),
    facecolor=c1,
    edgecolor=e1,
)

estimulos = Box(
    x=col_mid_x,
    y=top_y,
    w=w_mid,
    h=h_top,
    title="Variáveis de Estímulo",
    body=(
        "• Música\n"
        "• Literatura\n"
        "• Artes/teatro/criatividade\n"
        "(preditoras)"
    ),
    facecolor=c4,
    edgecolor=e4,
)

modelo = Box(
    x=col_right_x,
    y=top_y,
    w=w_right,
    h=h_top,
    title="Modelo MAPEA (IA/Predição)",
    body=(
        "• Predição por perfil/região\n"
        "• Cenários (risco x proteção)\n"
        "• Recomenda intervenção\n"
        "• Explicabilidade/ética"
    ),
    facecolor=c6,
    edgecolor=e6,
)

# Linha do meio
segmentacao = Box(
    x=col_left_x,
    y=mid_y,
    w=w_left,
    h=h_mid,
    title="Segmentação (região/perfil)",
    body=(
        "• Região/UF/Município\n"
        "• Vulnerabilidade\n"
        "• Clusters\n"
    )
)
```

```
        "• Priorização"
    ),
    facecolor=c2,
    edgecolor=e2,
)

interv = Box(
    x=col_right_x,
    y=mid_y,
    w=w_right,
    h=h_mid,
    title="Intervenções (personalizadas)",
    body=(
        "• Plano (música/leitura)\n"
        "• Trilhas personalizadas\n"
        "• Suporte socioemocional\n"
        "• Intensidade/aderência"
    ),
    facecolor=c7,
    edgecolor=e7,
)

# Nó central no centro vertical da linha do meio
center_xy = (0.52, mid_y + h_mid * 0.55)

# --- LINHA DE BAIXO (3 cards) ---
ontologia = Box(
    x=col_left_x,
    y=bottom_y,
    w=w_left,
    h=h_bottom,
    title="(Futuro) Ontologia/KG (padrões)",
    body=(
        "• Conceitos (estímulo-mecanismo-ação)\n"
        "• Evidências + rastreabilidade\n"
        "• RAG/explicabilidade\n"
        "• Reuso entre estudos"
    ),
    facecolor=cb,
    edgecolor=box_edge_default if mono else "#111827",
)

mecanismos = Box(
    x=col_mid_x,
    y=bottom_y,
    w=w_mid,
    h=h_bottom,
    title="Mecanismos (mediadores)",
    body=(
        "• Atenção/foco\n"
        "• Memória de trabalho\n"
        "• Motivação\n"
        "• Autorregulação"
    ),
    facecolor=c5,
    edgecolor=e5,
)

resultados = Box(
    x=col_right_x,
    y=bottom_y,
    w=w_right,
    h=h_bottom,
    title="Resultados + Monitoramento",
    body=(
        "• Proficiência, evasão, frequência\n"
        "• Bem-estar/engajamento\n"
    )
)
```



```
        "• Impacto (antes/depois)\n"
        "• Ajustes + re-treino"
    ),
    facecolor=c8,
    edgecolor=e8,
)

# --- nó central ---
center_r = 0.082
center_title = "Aluno / Cluster"
center_body = "histórico\npreferências\nengajamento\nnecessidades"
center_face = box_face_default if mono else "#fff7ed"
center_edge = box_edge_default if mono else "#f97316"

# Ajusta espessura de contorno
def _box_with_linewidth(b: Box) -> FancyBboxPatch:
    patch = FancyBboxPatch(
        (b.x, b.y),
        b.w,
        b.h,
        boxstyle="round,pad=0.012,rounding_size=0.025",
        linewidth=box_lw,
        facecolor=b.facecolor,
        edgecolor=b.edgecolor,
    )
    ax.add_patch(patch)

# ajuste de padding
title_top_pad = 0.030
body_top_pad = 0.070

ax.text(
    b.x + 0.018,
    b.y + b.h - title_top_pad,
    b.title,
    fontsize=11,
    fontweight="bold",
    va="top",
    ha="left",
    color=title_color,
)

ax.text(
    b.x + 0.018,
    b.y + b.h - body_top_pad,
    b.body,
    fontsize=9.0,
    va="top",
    ha="left",
    color=text_color,
    linespacing=1.16,
)

return patch

for b in (dados, segmentacao, estimulos, mecanismos, modelo, interv,
resultados, ontologia):
    _box_with_linewidth(b)

    _add_center_node(
        ax,
        x=center_xy[0],
        y=center_xy[1],
        r=center_r,
        title=center_title,
        body=center_body,
        facecolor=center_face,
```

```
        edgecolor=center_edge,
        linewidth=center_lw,
        title_color=title_color,
        text_color=text_color,
    )

    # SETAS
    cx, cy = center_xy

    _arrow(
        ax,
        dados.bottom(),
        segmentacao.top(),
        None,
        rad=0.0,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    _arrow(
        ax,
        (segmentacao.x + segmentacao.w, segmentacao.y + segmentacao.h * 0.55),
        (cx - center_r, cy + 0.01),
        None,
        rad=-0.20,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    _arrow(
        ax,
        (estimulos.x + estimulos.w * 0.55, estimulos.y),
        (cx, cy + center_r),
        None,
        rad=0.0,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    _arrow(
        ax,
        (cx, cy - center_r),
        (mecanismos.x + mecanismos.w * 0.55, mecanismos.y + mecanismos.h),
        None,
        rad=0.0,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    _arrow(
        ax,
        (cx + center_r, cy + 0.015),
        (modelo.x, modelo.y + modelo.h * 0.55),
        None,
        rad=0.22,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    _arrow(
        ax,
        modelo.bottom(),
```

```
        interv.top(),
        None,
        rad=0.0,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    _arrow(
        ax,
        (interv.x + interv.w * 0.85, interv.y + interv.h * 0.15),
        (resultados.x + resultados.w * 0.65, resultados.y + resultados.h),
        None,
        rad=-0.18,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    # Feedback: Resultados → Aluno
    _arrow(
        ax,
        (resultados.x + resultados.w * 0.25, resultados.y + resultados.h),
        (cx + center_r * 0.15, cy - center_r * 0.65),
        None,
        rad=0.28,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    _arrow(
        ax,
        (ontologia.x + ontologia.w, ontologia.y + ontologia.h * 0.85),
        (segmentacao.x + segmentacao.w * 0.25, segmentacao.y),
        None,
        rad=0.30,
        color=arrow_color,
        linewidth=arrow_lw,
        mutation_scale=arrow_ms,
    )

    # Rodapé
    ax.text(
        0.05,
        0.060,
        "Foco no indivíduo/grupo: o perfil do estudante/turma é o núcleo do MAPEA  
(entrada de novas variáveis + recomendação + feedback).",
        fontsize=9,
        color="#374151",
        ha="left",
        va="bottom",
    )

    ax.text(
        0.05,
        0.040,
        "Evolução: v1 conceitual → v2 personalização por perfil/região → v3  
ontologia/KG + IA (RAG/explicabilidade).",
        fontsize=9,
        color="#374151",
        ha="left",
        va="bottom",
    )

def _render(*, mono: bool, out_png: Path, out_pdf: Path, out_jpg: Path) -> None:
    plt.rcParams["font.family"] = "DejaVu Sans"
```

```
fig = plt.figure(figsize=(16, 9))
ax = fig.add_axes([0, 0, 1, 1])
ax.set_xlim(0, 1)
ax.set_ylim(0, 1)
ax.axis("off")

fig.suptitle(
    "Preditivo de Estímulo de Aprendizagem MAPEA",
    fontsize=18,
    fontweight="bold",
    x=0.5,
    y=0.965,
    color="#111827",
)

_build_diagram(ax, mono=mono)

# Rodapé
if FOOTER_SHOW:
    ax.text(
        0.5,
        0.015,
        FIG_NUM,
        fontsize=10,
        color="#111827" if mono else "#374151",
        ha="center",
        va="bottom",
    )

fig.savefig(out_png, dpi=300, bbox_inches="tight")
fig.savefig(out_pdf, bbox_inches="tight")
fig.savefig(out_jpg, dpi=300, bbox_inches="tight")
plt.close(fig)

def main() -> int:
    out_dir = Path(__file__).resolve().parent / "figuras"
    out_dir.mkdir(parents=True, exist_ok=True)

    _render(
        mono=False,
        out_png=out_dir / "MAPEA_modelo.png",
        out_pdf=out_dir / "MAPEA_modelo.pdf",
        out_jpg=out_dir / "MAPEA_modelo.jpg",
    )

    _render(
        mono=True,
        out_png=out_dir / "MAPEA_modelo_mono.png",
        out_pdf=out_dir / "MAPEA_modelo_mono.pdf",
        out_jpg=out_dir / "MAPEA_modelo_mono.jpg",
    )

    return 0

if __name__ == "__main__":
    raise SystemExit(main())
```