

Ponderação de Notas e Frequência no Ensino a Distância e Híbrido: Simulação de Cenários e Efeitos nas Trajetórias Acadêmicas

Davi Lopes Silva, Corneli Gomes Furtado Junior, Guilherme Pereira de Souza¹

¹ Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE)
CEP 61.939-140 – Maracanaú – CE – Brasil

{davi.lopes00, guilherme.souza07}@aluno.ifce.edu.br, cjunior@ifce.edu.br

Abstract. *Uniform accounting of grades and attendance in hybrid/distance education courses may ignore qualitative differences between meetings and activities, affecting academic outcomes. This work investigates the effects of weighting these dimensions on students' performance. To this end, a Moodle plugin was developed to manage assessment weights. Through simulations with different student profiles, the impact of weighting on approval and failure rates was evaluated. The results indicate overall stability, but show that recovery-oriented profiles tend to benefit, while students with declining performance or instability are more sensitive to weights. Thus, weighting is not pedagogically neutral.*

Resumo. *A contabilização uniforme de notas e frequência em disciplinas híbridas/EaD pode ignorar diferenças qualitativas entre encontros e atividades, afetando os resultados acadêmicos. Este trabalho investiga os efeitos da ponderação dessas dimensões sobre o desempenho dos alunos. Para isso, foi desenvolvido um plugin Moodle para gerenciar pesos avaliativos. Por meio de simulações com diferentes perfis discentes, avaliou-se o impacto da ponderação nas taxas de aprovação e reprovação. Os resultados indicam estabilidade global, mas mostram que perfis com recuperação tendem a ser beneficiados, enquanto estudantes com queda de rendimento ou instabilidade apresentam maior sensibilidade aos pesos. Assim, a ponderação não é pedagogicamente neutra.*

1. Introdução

A internet e as novas tecnologias transformaram os processos de ensino e aprendizagem. Essas mudanças criaram novas formas de interação no mundo e provocaram uma inversão no modelo tradicional, anteriormente centrado no ensino presencial. Com o passar dos anos, o ensino presencial apresentou crescimento reduzido de público, enquanto a Educação a Distância (EaD) registrou aumento significativo no número de estudantes. Esse crescimento ampliou a demanda por soluções tecnológicas capazes de viabilizar o ensino remoto, destacando-se os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA), plataformas que disponibilizam recursos para a mediação dos processos de ensino e de aprendizagem online [Cecílio and Reis 2016].

Os AVAs podem ser compreendidos como ferramentas capazes de reduzir distâncias e limitações espaciais, uma vez que transferem a sala de aula para o ambiente virtual. Entre as plataformas mais adotadas por instituições de ensino para intermediar o processo de ensino e aprendizagem online, destacam-se o Moodle, o Open edX, o Sakai e

o Chamilo [Alves et al. 2011] e [Farias 2025]. Tanto ferramentas de código aberto, como o Moodle, quanto soluções comerciais ou de licença mista, como o Blackboard e o Canvas, são amplamente utilizadas por instituições públicas. Entretanto, nem sempre essas plataformas conseguem atender integralmente às regras de negócio e às especificidades metodológicas das instituições que as adotam [Farias 2025].

Diante desse cenário, duas situações costumam ocorrer. Na primeira, a instituição adapta seus processos às funcionalidades nativas do AVA, suprimindo parte de suas próprias regras de negócio. Na segunda, surge a necessidade do desenvolvimento de funcionalidades específicas, demandando a construção de plugins¹ ou modificações na plataforma adotada. Essas customizações podem representar custos elevados de desenvolvimento e manutenção, levando muitas instituições a optar pela conformidade com os processos nativos da plataforma em detrimento de suas especificidades institucionais.

É nesse contexto que se insere o problema enfrentado pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - IFCE, instituição pública federal que adota o Moodle como AVA e oferta cursos na modalidade híbrida, com carga horária distribuída entre encontros presenciais e atividades a distância. Nessa modalidade, tanto o cálculo da nota final quanto o cômputo das frequências levam em consideração ambas as modalidades de encontro, e a aprovação do aluno exige, simultaneamente, frequência mínima de 75% e nota igual ou superior a 6,0. A limitação manifesta-se pela ausência de mecanismos nativos no Moodle para distinguir atividades presenciais das virtuais e para atribuir pesos diferenciados, em nota ou em frequência, a cada tipo de encontro. Na prática, todas as atividades são tratadas com a mesma importância e contabilizadas de forma idêntica, inviabilizando a ponderação diferenciada conforme os critérios metodológicos e regulatórios da instituição.

Este trabalho apresenta esse problema, a metodologia adotada para sua resolução e o desenvolvimento do plugin **EaD Notas** para o Moodle como solução tecnológica, além da análise dos resultados obtidos por meio de simulações de cenários que reproduzem o contexto institucional.

O artigo está estruturado da seguinte forma: após esta introdução, a Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados. A Seção 3 descreve o plugin **EaD Notas**, desenvolvido para estender as funcionalidades nativas do Moodle. A Seção 4 detalha a modelagem de simulação avaliativa. A Seção 5 discute os resultados obtidos a partir da simulação da funcionalidade em ambiente controlado. A Seção 6 apresenta as considerações finais. Por fim, a Seção 7 contém a Declaração do Uso de Inteligência Artificial para correções gramaticais pontuais.

2. Trabalhos Relacionados

Diversas iniciativas buscam ampliar as funcionalidades dos AVA com o objetivo de adaptá-los às metodologias pedagógicas e às demandas institucionais específicas. Nesse contexto, a metodologia Learning Vectors (LV) foi integrada à ferramenta Wiki do Moodle, visando minimizar as dificuldades associadas à avaliação qualitativa e à elevada carga de trabalho manual envolvida nesse processo. A proposta permitiu automatizar feedbacks e avaliações individuais e coletivas [Sales et al. 2011].

¹Plugins são extensões de software desenvolvidas para ampliar ou personalizar as funcionalidades de uma plataforma sem alterar seu núcleo original.

Em relação às metodologias de ensino remoto, foi desenvolvido o modelo “Co-labIn”, fundamentado na alternância entre exposições breves e microatividades colaborativas. A proposta surgiu em resposta à baixa interação e à fadiga frequentemente observadas em aulas remotas, buscando favorecer maior dinamismo e participação discente [Mourão et al. 2021].

No campo da aprendizagem adaptativa, foi desenvolvido um plugin de Sequenciamento Curricular Adaptativo para o Moodle, motivado pela limitada integração de mecanismos adaptativos em AVAs. A solução automatiza recomendações de aprendizagem a partir do histórico acadêmico dos estudantes, promovendo percursos formativos mais personalizados [Silva et al. 2022]. Sob a perspectiva da integração institucional, o ambiente Sakai foi utilizado como estratégia para unificar serviços acadêmicos e automatizar processos administrativos e educacionais, buscando superar limitações relacionadas à interoperabilidade e ao suporte em múltiplas plataformas [Alves et al. 2011].

No âmbito do suporte pedagógico automatizado, foi desenvolvido o chatbot “Alfa”, integrado ao Moodle, com capacidade de responder dúvidas frequentes e automatizar recomendações pedagógicas com base no histórico acadêmico dos estudantes. A solução busca reduzir a sobrecarga docente associada ao acompanhamento contínuo das interações no AVA [Santos et al. 2023].

Mais recentemente, foi proposto um painel de indicadores integrado ao Moodle, direcionado ao acompanhamento de desempenho, engajamento e risco de evasão discente. A iniciativa visa ampliar a capacidade de interpretação de métricas educacionais e apoiar processos de monitoramento acadêmico [Carvalho et al. 2025].

Em linha com essas iniciativas, este trabalho propõe o plugin **EaD Notas**, voltado à adaptação do cálculo de notas e frequência em cursos híbridos. Diferentemente dos trabalhos analisados, a proposta concentra-se na ponderação simultânea ou não de atividades, modalidades e frequência, permitindo que o Moodle represente regras avaliativas institucionais específicas.

3. Plugin EaD Notas

O Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - IFCE estrutura sua matriz de design educacional para cursos a distância e híbridos contemplando três categorias de participação: atividades assíncronas (tarefas, fóruns e questionários), atividades síncronas (encontros virtuais e debates) e aulas presenciais.

Embora o Moodle disponha de recursos gerais para avaliação, sua instalação padrão não contempla, de forma integrada, a possibilidade de ponderação entre nota, frequência, modalidade do encontro e carga horária, conforme a matriz de design educacional adotada pela instituição.

Essa limitação tem implicações concretas. Considerando, por exemplo, uma disciplina com carga horária de 80 h distribuída em oito aulas, a ausência em qualquer encontro resulta automaticamente em 10 h de falta, independentemente do peso pedagógico daquela aula. Da mesma forma, o cálculo de notas é realizado sem distinção por tipo ou relevância de atividade: ao aluno é atribuída uma nota entre 0 e 10 com base no cumprimento das atividades cadastradas, sem qualquer ponderação. Esse tratamento uniforme compromete a representação fiel da matriz de design educacional na plataforma e motiva

o desenvolvimento do plugin **EaD Notas**.

O **EaD Notas** possibilita a gestão de notas e frequência em todas as categorias mencionadas, ampliando a capacidade de personalização do processo avaliativo. Com isso, momentos de maior relevância pedagógica, como avaliações presenciais ou atividades síncronas de consolidação, podem receber pesos superiores aos de aulas introdutórias de apresentação do curso ou de outras atividades secundárias.

Cada etapa de uma matriz de design educacional é composta por passos como preparação das atividades, transmissão de conhecimento (mediação), consolidação e avaliação. A implementação dessa lógica em plataformas EaD ou híbridas exige que os mecanismos de frequência e nota estejam alinhados às diretrizes pedagógicas, alinhamento que o **EaD Notas** viabiliza.

O plugin permite ao professor conteudista atribuir pesos diferenciados às notas e à modalidade de cada encontro, bem como ajustar a carga horária considerada no cômputo da frequência, de forma conjunta ou isolada, possibilitando que atividades de maior relevância pedagógica tenham impacto proporcionalmente maior nos resultados acadêmicos do aluno. Em cursos híbridos, é possível ainda aplicar ponderação por modalidade, atribuindo maior ou menor peso a encontros presenciais ou virtuais conforme as diretrizes institucionais.

Visando simplificar a gestão de pesos em avaliações e modalidades, desenvolveu-se uma interface que centraliza a visualização e a edição dos pesos de todas as atividades do curso, apresentada na Figura 1. O painel de indicadores implementado exibe o progresso da carga horária por modalidade, acompanhado do detalhamento das atividades.

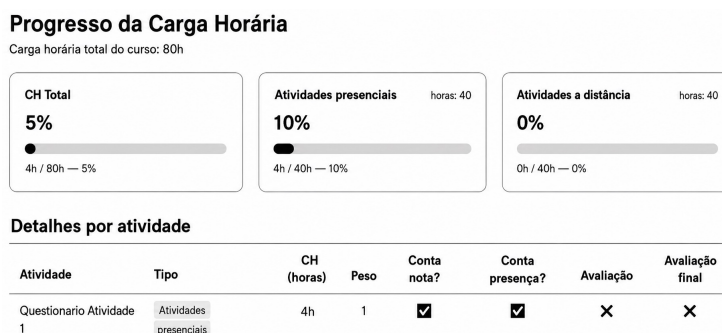


Figura 1. Painel do Progresso da Carga Horária

Outra limitação nativa do Moodle endereçada pelo plugin diz respeito às atividades substitutivas. Na instalação padrão, quando um professor insere uma avaliação de recuperação para estudantes ausentes, a nova atividade permite apenas a recuperação da nota, mantendo o registro de falta associado à atividade original. O **EaD Notas** supera essa restrição ao permitir a associação entre a atividade substitutiva e a atividade original, possibilitando a recuperação simultânea da nota e da frequência para os estudantes que dela necessitam, sem exigir a reaplicação da atividade para toda a turma.

Durante a configuração do curso na plataforma, o plugin solicita informações sobre a carga horária total e sua distribuição por modalidade (presencial e a distância), permitindo verificar a coerência entre as atividades cadastradas e a matriz de design edu-

cacional. Dessa forma, evita-se a criação de atividades além da carga horária prevista, contribuindo para o alinhamento entre planejamento e execução do curso.

Complementando as ferramentas de gestão, o sistema gera relatórios em PDF para o monitoramento contínuo do desempenho e da assiduidade dos estudantes. Com essas funcionalidades, o **EaD Notas** permite que o Moodle reflita fielmente as diretrizes pedagógicas e as regras de negócio da instituição, superando as restrições impostas pela instalação padrão da plataforma.

4. Modelagem da Simulação Avaliativa

Para a realização das simulações, o plugin **EaD Notas** foi instalado em um ambiente Moodle e alimentado com uma base de dados de frequências e notas, construída a partir da modelagem de diferentes perfis discentes. Essa integração permitiu testar a ponderação em cenários variados e analisar, de forma controlada, seus efeitos sobre as taxas de aprovação e reprovação. Para analisar os resultados dos cenários avaliativos, foram utilizados os indicadores de desempenho acadêmico adotados pela instituição IFCE. A Aprovação por Média (AM) representa os estudantes aprovados sem necessidade de realização de avaliação final.

A Aprovação por Média Final (AMF) corresponde aos estudantes que obtiveram média parcial igual ou superior a 3,0 nas avaliações presenciais e a distância, realizaram a avaliação final e alcançaram média final igual ou superior a 5,0 após o cálculo entre média parcial e nota da avaliação final. A Reprovação por Média (RM) representa os estudantes que obtiveram média parcial inferior a 3,0, enquanto a Reprovação por Falta (RF) corresponde aos estudantes que atingiram percentual igual ou superior a 25% de faltas durante o curso.

4.1. Metodologia de Simulação dos Perfis Discentes

Para representar o cenário acadêmico investigado, foram definidos cinco perfis discentes: Alto Desempenho, Bom Desempenho, Desempenho Intermediário, Desempenho Oscilante e Baixo Desempenho. O total de 3.000 estudantes simulados foi definido de forma intencional, por constituir um volume suficiente para analisar variações nos resultados acadêmicos entre diferentes perfis, reduzindo a influência de casos isolados nos indicadores agregados de aprovação e reprovação.

Para fins de organização dos cenários, as Aulas 1 a 4 correspondem aos encontros presenciais, enquanto as Aulas 5 a 8 representam as atividades a distância. As notas foram geradas por distribuições normais, com média e desvio-padrão definidos para cada perfil. Em seguida, cada estudante recebeu um dos oito padrões comportamentais. As notas foram limitadas entre 0 e 10 e arredondadas para uma casa decimal. A nota zero representou a não realização da atividade, com o registro da falta correspondente.

Conforme a Tabela 1 a distribuição entre os perfis foi relativamente equilibrada, com percentuais entre 17,6% e 23,2%, evitando concentração excessiva em um único grupo e favorecendo a comparação entre cenários avaliativos.

Os perfis discentes representam diferentes níveis de rendimento e participação acadêmica. O perfil **Alto Desempenho** reúne estudantes com regularidade acadêmica e forte tendência à aprovação direta. O perfil **Bom Desempenho** também apresenta trajetória positiva e rendimento suficiente para aprovação, embora com médias inferiores.

Tabela 1. Distribuição dos estudantes simulados por perfil discente

Perfil discente	Total	Percentual
Alto Desempenho	566	18,9%
Bom Desempenho	540	18,0%
Desempenho Intermediário	696	23,2%
Desempenho Oscilante	529	17,6%
Baixo Desempenho	669	22,3%
Total	3000	100,0%

O perfil **Desempenho Intermediário** corresponde a alunos com participação parcialmente regular e notas medianas, oscilando entre Aprovação por Média (AM), Aprovação por Média Final (AMF) e Reprovação por Média (RM) conforme os pesos avaliativos. O perfil **Desempenho Oscilante** diferencia-se do intermediário pela maior instabilidade acadêmica, alternando períodos de bom rendimento com quedas e faltas. Por fim, o **Baixo Desempenho** agrupa alunos com notas reduzidas, menor realização de atividades e maior risco de reprovação por média ou por falta.

Para simular trajetórias acadêmicas distintas, os perfis discentes foram combinados com padrões de comportamento ao longo da disciplina. Essa combinação não foi fixa, de modo que um mesmo perfil pôde conter estudantes associados a diferentes formas de participação e evolução acadêmica. Conforme a Tabela 2, a base simulada distribuiu os 3.000 estudantes entre oito padrões: constante, foco presencial, foco remoto, inconstante, ingresso tardio, queda de rendimento, recuperação e evasão.

Tabela 2. Distribuição dos estudantes simulados por padrão de comportamento

Padrão de comportamento	Total	Percentual
Constante	730	24,3%
Foco Presencial	351	11,7%
Foco Remoto	385	12,8%
Inconstante	226	7,5%
Ingresso Tardio	98	3,3%
Queda de Rendimento	385	12,8%
Recuperação	378	12,6%
Evasão	447	14,9%
Total	3000	100,0%

Os estudantes constantes mantêm frequência e desempenho estáveis, enquanto os perfis com foco presencial ou remoto apresentam maior participação em uma das modalidades. Os inconstantes alternam momentos de participação e ausência, e os estudantes com ingresso tardio iniciam sua participação após o começo das atividades. Já os perfis de queda de rendimento, recuperação e evasão representam, respectivamente, redução gradual do desempenho, melhora progressiva após baixo rendimento inicial e diminuição contínua da participação, com acúmulo de ausências e atividades não realizadas.

4.2. Cenários de Ponderação de Notas e frequência

Para a construção dos cenários avaliativos, considerou-se uma disciplina com carga horária total de 80 horas, organizada em oito aulas de 10 horas cada. Essa estrutura foi baseada na matriz de design educacional do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - IFCE, utilizada na organização de cursos híbridos, na qual as aulas

podem envolver atividades presenciais e a distância, com ou sem atribuição de nota. Em todos os cenários simulados, adotou-se peso de 0,5 para a modalidade presencial e 0,5 para a modalidade a distância, mantendo distribuição equilibrada entre as modalidades de ensino.

Em seguida, aplicaram-se diferentes configurações de pesos para nota e frequência, com o objetivo de analisar como distintas estratégias avaliativas impactam os indicadores de aprovação e reprovação. Os pesos de nota por aula são apresentados na Tabela 3, enquanto os pesos de frequência são apresentados na Tabela 4.

Tabela 3. Pesos de nota por aula nos cenários simulados

Cenário	Aula 1	Aula 2	Aula 3	Aula 4	Aula 5	Aula 6	Aula 7	Aula 8
Referência	1	1	1	1	1	1	1	1
Evolutivo	1	2	3	4	1	2	3	4
Decisivo	1	1	1	4	1	1	1	4
Decisivo (Freq. Aten.)	1	1	1	4	1	1	1	4
Foco Presencial	2	2	2	3	1	1	1	1

O cenário **Referência** representa o modelo aplicado pela instituição IFCE e foi utilizado como base comparativa, com peso igual a 1 em todas as aulas. O cenário **Evolutivo** foi estruturado com aumento gradual dos pesos ao longo da disciplina, atribuindo maior relevância às atividades posteriores. O cenário **Decisivo** manteve pesos equivalentes nas aulas iniciais e concentrou maior relevância nas etapas finais. O cenário **Foco Presencial** representa uma estratégia com maior valorização das atividades presenciais em relação às atividades a distância.

Tabela 4. Pesos de frequência por aula nos cenários simulados

Cenário	Aula 1	Aula 2	Aula 3	Aula 4	Aula 5	Aula 6	Aula 7	Aula 8
Referência	1	1	1	1	1	1	1	1
Evolutivo	1	2	3	4	1	2	3	4
Decisivo	1	1	1	4	1	1	1	4
Decisivo (Freq. Aten.)	0,1	0,5	2	4	0,1	0,5	2	4
Foco Presencial	2	2	2	3	1	1	1	1

A partir do cenário **Decisivo**, foi desenvolvido o cenário **Decisivo (Frequência Atenuada)**, no qual os pesos de frequência das duas primeiras aulas de cada modalidade foram reduzidos para 0,1 e 0,5, respectivamente. Esse cenário possui caráter mais exploratório, pois reduz o efeito da carga horária no controle de frequência e pode diminuir a correspondência entre a carga horária prevista pela instituição e sua incidência efetiva sobre a frequência do estudante. Assim, sua adoção em contexto real exigiria validação pedagógica e institucional específica.

Para mensurar os efeitos da ponderação, as variações apresentadas nas Figuras 2 a 6 foram calculadas pela diferença entre o número de estudantes em cada indicador no cenário analisado e o valor correspondente no cenário de Referência. Valores positivos indicam aumento no indicador, enquanto valores negativos representam redução.

5. Resultados

O cenário **Referência** foi adotado como base comparativa para avaliar os efeitos dos modelos **Decisivo**, **Evolutivo**, **Foco Presencial** e **Decisivo (Frequência Atenuada)** so-

bre os indicadores de aprovação e reprovação. De modo geral, os cenários simulados apresentaram comportamento global semelhante ao modelo de referência, mas produziram variações relevantes em perfis específicos, especialmente nos grupos associados à recuperação, queda de rendimento e instabilidade acadêmica.

A Tabela 5 apresenta o total de estudantes aprovados e reprovados em cada cenário. Observa-se que os modelos **Decisivo**, **Evolutivo** e **Foco Presencial** apresentaram leve redução no total de aprovados em relação ao cenário **Referência**. Em contrapartida, o cenário **Decisivo (Frequência Atenuada)** apresentou o maior percentual de aprovação geral, com 59,5% de estudantes aprovados.

Tabela 5. Total de aprovação e reprovação por cenário simulado

Cenário	Aprovados (AM + AMF)	Reprovados (RM + RF)
Referência	1754 (58,5%)	1246 (41,5%)
Decisivo	1717 (57,2%)	1283 (42,8%)
Decisivo (Freq. Atenuada)	1784 (59,5%)	1216 (40,5%)
Evolutivo	1735 (57,8%)	1265 (42,2%)
Foco Presencial	1731 (57,7%)	1269 (42,3%)

5.1. Impacto na Aprovação por Média (AM)

A Figura 2 apresenta variações fortes, moderadas e residuais entre os cenários, evidenciando uma redistribuição dos índices de Aprovação por Média (AM) entre os perfis comportamentais simulados.

A Figura 2 mostra que os maiores efeitos sobre a Aprovação por Média (AM) ocorreram nos perfis **Recuperação** e **Queda de Rendimento**. O perfil **Recuperação** apresentou aumento expressivo, com variação de +65 no cenário **Decisivo** e +64 no **Evolutivo**, indicando que estudantes com melhora progressiva ao longo da disciplina passaram a alcançar aprovação direta. Em sentido oposto, o perfil **Queda de Rendimento** apresentou redução de -18 nos cenários **Decisivo** e **Evolutivo**. Os demais perfis tiveram variações reduzidas, indicando impacto moderado ou residual.

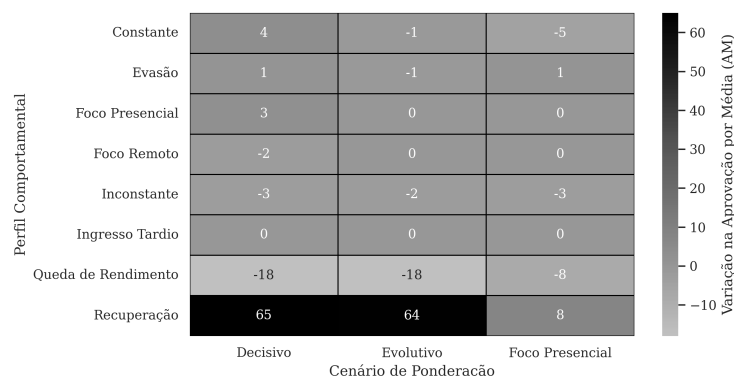


Figura 2. Impacto na Aprovação por Média (AM) em relação ao cenário Referência

5.2. Impacto na Aprovação por Média Final (AMF)

Na Aprovação por Média Final (AMF), apresentada na Figura 3, as maiores reduções ocorreram nos perfis **Recuperação** e **Constante**. O perfil **Recuperação** registrou

variação de -41 no cenário **Decisivo** e -35 no **Evolutivo**, comportamento associado à migração de parte desses estudantes para aprovação direta por média, conforme observado na Figura 2. Já o perfil **Constante** apresentou redução de -21 em AMF no cenário **Decisivo**, acompanhada de aumento em Reprovação por Média (RM), sugerindo que modelos com maior concentração de pesos podem tornar mesmo perfis estáveis mais sensíveis a atividades específicas.

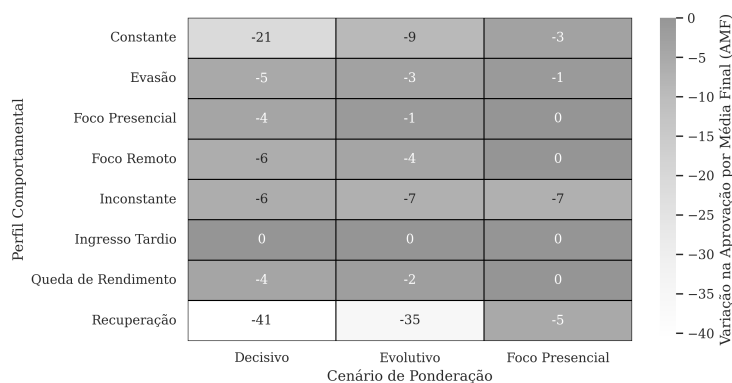


Figura 3. Impacto na Aprovação por Média Final (AMF) em relação ao cenário Referência

5.3. Impacto na Reprovação por Falta (RF)

Conforme a Figura 4, os cenários de ponderação apresentaram baixo impacto sobre os índices de Reprovação por Falta (RF) entre os perfis comportamentais simulados. As variações concentraram-se no perfil **Inconstante**, que registrou aumento de +2 no cenário **Decisivo**, +5 no cenário **Evolutivo** e +9 no cenário **Foco Presencial**. Os demais perfis permaneceram estáveis em relação ao cenário **Referência**, indicando que, nos cenários tradicionais, a redistribuição de pesos afetou pouco a reprovação por frequência.

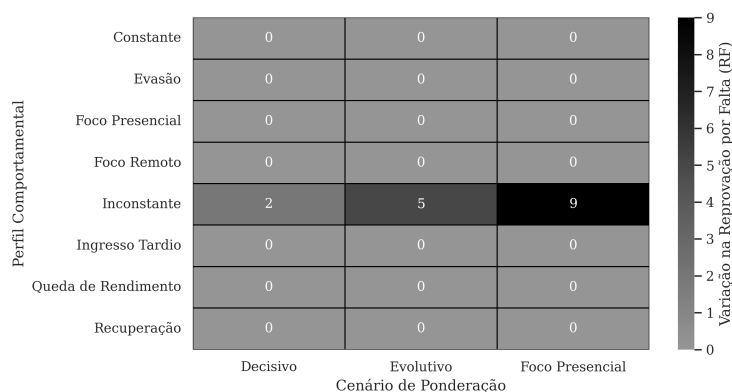


Figura 4. Impacto na Reprovação por Falta (RF) em relação ao cenário Referência

5.4. Impacto na Reprovação por Média (RM)

A Figura 5 evidencia que os maiores aumentos em Reprovação por Média (RM) ocorreram nos perfis **Queda de Rendimento** e **Constante**. No perfil **Queda de Rendimento**, foram registradas variações de +22 no cenário **Decisivo** e +20 no **Evolutivo**, indicando que modelos com maior peso em etapas posteriores penalizam estudantes que reduzem

o desempenho ao longo da disciplina. O perfil **Constante** também apresentou aumento em RM, sugerindo maior sensibilidade a atividades específicas nos cenários com maior concentração de pesos. Em contrapartida, o perfil **Recuperação** apresentou redução em RM, com -24 no cenário **Decisivo** e -29 no **Evolutivo**, reforçando que estudantes com melhora progressiva podem ser beneficiados por esses modelos.

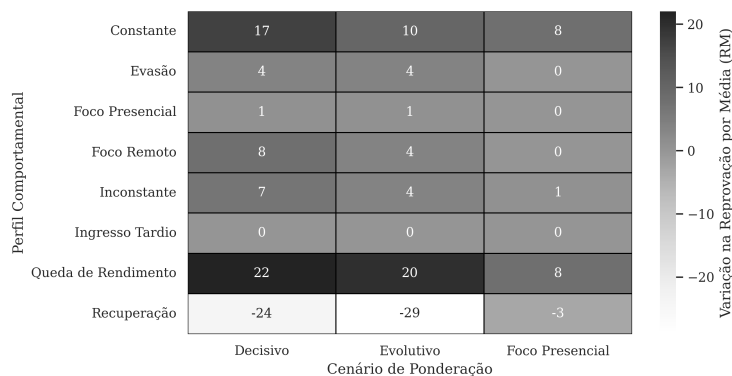


Figura 5. Impacto na Reprovação por Média (RM) em relação ao cenário Referência

5.5. Comparativo entre Decisivo Frequência Atenuada e Referência

A Figura 6 apresenta o impacto do cenário **Decisivo (Frequência Atenuada)** em relação ao cenário **Referência**. Esse cenário produziu redistribuições mais acentuadas entre os indicadores acadêmicos, especialmente nos perfis **Evasão**, **Ingresso Tardio**, **Inconstante** e **Recuperação**. Os maiores aumentos em Reprovação por Média (RM) ocorreram nos perfis **Evasão** (+215), **Ingresso Tardio** (+61) e **Inconstante** (+48), enquanto houve forte redução em Reprovação por Falta (RF), especialmente em **Evasão** (-211), **Ingresso Tardio** (-98) e **Inconstante** (-69).

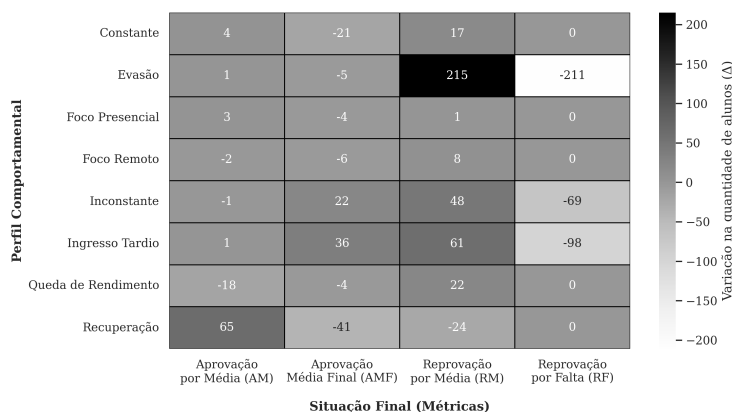


Figura 6. Comparativo dos indicadores acadêmicos no cenário Decisivo (Freq. Atenuada) em relação ao cenário Referência

Esse comportamento indica que a atenuação da frequência reduziu parte das reprovações por falta, mas deslocou estudantes para categorias associadas ao desempenho insuficiente nas avaliações. Já o perfil **Recuperação** apresentou aumento em AM (+65), redução em AMF (-41) e redução em RM (-24), sugerindo migração de parte dos estudantes da recuperação final para aprovação direta.

6. Considerações Finais

Este trabalho investigou os impactos da ponderação de notas e frequência em ambientes híbridos/EaD, considerando a limitação do Moodle em representar, de forma integrada, diferentes níveis de relevância pedagógica entre atividades, modalidades de encontro e carga horária. Para isso, foi desenvolvido o plugin **EaD Notas**, capaz de implementar pesos associados às notas e às modalidades, além de permitir ajustes na carga horária considerada no cômputo da frequência, permitindo maior aderência entre o ambiente virtual e as regras avaliativas institucionais.

Os resultados das simulações indicaram estabilidade nos indicadores globais de aprovação e reprovação, mas revelaram efeitos seletivos entre os perfis simulados. Os perfis simulados de recuperação foram beneficiados por modelos que atribuem maior peso às etapas posteriores, apresentando maior migração para aprovação direta por média. Em contrapartida, perfis com queda de rendimento, constância ou instabilidade acadêmica mostraram maior sensibilidade à redistribuição dos pesos, especialmente nos cenários **Decisivo e Evolutivo**.

O cenário **Decisivo (Frequência Atenuada)** produziu redistribuições mais expressivas, reduzindo reprovações por falta em alguns perfis, mas deslocando parte dos estudantes para categorias associadas ao desempenho insuficiente. Esse resultado indica que o uso de pesos inferiores a 1 pode provocar dissociação entre a carga horária institucional prevista e seu impacto efetivo no controle de frequência, exigindo critérios pedagógicos e validação institucional antes de sua adoção em contextos reais.

Os resultados também sugerem que as trajetórias estudantis com tendência à evasão são pouco beneficiados pela redistribuição de pesos, uma vez que a redução progressiva da participação e a não realização de atividades limitam os efeitos positivos da ponderação. Assim, embora o **EaD Notas** amplie a flexibilidade avaliativa, a ponderação não substitui estratégias pedagógicas de acompanhamento, intervenção e permanência estudantil.

Como limitação, os resultados foram obtidos a partir de uma base sintética e representam os efeitos da ponderação sobre os perfis e cenários simulados. Portanto, não devem ser generalizados diretamente para estudantes reais, cuja resposta aos pesos avaliativos pode envolver fatores comportamentais não contemplados na simulação.

Como trabalhos futuros, pretende-se aplicar o plugin em bases reais de estudantes, submeter os cenários de ponderação à avaliação de docentes e especialistas da instituição e monitorar continuamente seus efeitos em turmas reais, visando tornar os processos avaliativos mais equilibrados e coerentes com a proposta pedagógica institucional.

7. Declaração sobre uso de Inteligência Artificial

O desenvolvimento do plugin, a elaboração do conteúdo, a definição da estrutura, bem como a análise e a interpretação dos resultados, foram integralmente realizados pelos autores, que assumem total responsabilidade pelo trabalho. Ferramentas de Inteligência Artificial foram utilizadas pontualmente para auxiliar na revisão ortográfica, gramatical e auxiliar na organização textual deste artigo.

Referências

- Alves, P., Miranda, L., Moraes, C., and Alves, E. (2011). Apreciação de ferramentas do ambiente colaborativo de aprendizagem sakai por alunos e professores do ensino superior. In *6ª Conferência Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, pages 122–127, Chaves. Acesso em: 02 abr. 2026.
- Carvalho, G., de O. Silva, J. H. N., Carvalho, Á. M., de A. Fonseca, Y. M., Beccari, J. B., Veloso, R. R., de Souza, J. F., and Barrere, E. (2025). Análise de aprendizagem no moodle: Construção de um painel de dados com indicadores educacionais. In *Anais do XXXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2025)*, pages 85–98.
- Cecílio, S. and Reis, B. (2016). Trabalho docente na era digital e saúde de professores universitários. *Teoria e Prática*, 26(52):295–311. Acesso em: 30 mar. 2026.
- Farias, E. S. O. (2025). Ambientes de aprendizagem no e-learning: Desafios, tipologias e metodologias educacionais. *Revista Tópicos*, 3(25):1–15.
- Mourão, É., Dias, M., Pinheiro, E., Viterbo, J., and Maciel, C. (2021). Colabin: Modelo de colaboração interativa de aula fracionada para o ensino remoto na educação superior. In *Anais do XXXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2021)*, pages 68–79.
- Sales, G. L., Prestes, P. A. N., Barroso, G. C., and Soares, J. M. (2011). Aplicação do modelo de avaliação formativa learning vector (lv) à ferramenta wiki do lms moodle. In *Anais do IX Ciclo de Palestras sobre Novas Tecnologias na Educação (RENOTE)*, Porto Alegre, RS, Brasil.
- Santos, V., Sousa, M., Medeiros, F., Lira, H., and Rodrigues, N. (2023). Alfa - um chatbot do tipo perguntas e respostas como assistente virtual no ava moodle. In *Anais do Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE)*, João Pessoa, PB, Brasil.
- Silva, J. P. R. P. d., Barrere, E., and Souza, J. F. d. (2022). Integração de soluções de sequenciamento curricular adaptativo ao moodle. In *Anais do XXXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2022)*, Juiz de Fora, MG, Brasil.