

Análise de Aprendizagem no Moodle: Construção de um Painel de Dados com Indicadores Educacionais

Gabriella Carvalho¹, Joel Henrique N. de O. Silva¹, Ágata M. Carvalho¹,
Yan M. de A. Fonseca¹, Julia B. Beccari¹, Renê R. Veloso³,
Jairo F. de Souza^{1,2}, Eduardo Barrere^{1,2}

¹ LApIC Research Group – Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF)
Juiz de Fora -- MG — Brazil

² Departamento de Ciência da Computação – Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF)
Juiz de Fora -- MG — Brazil

³ Departamento de Ciências da Computação, Centro de Ciências Exatas e
Tecnológicas Universidade Estadual de Montes Claros – MG

carvalho.gabriella, joel.henrique, agata.meireles@estudante.ufjf.br ,
fonseca.yan, julia.beccari@estudante.ufjf.br ,
rene.veloso@unimontes.br ,
jairo.souza, eduardo.barrere@ufjf.br

Abstract. *Although the use of Learning Management Systems (LMS) allows for the collection of diverse information about students and courses, leveraging this data to generate relevant management indicators remains an ongoing challenge in Learning Analytics. Moreover, the lack of a free platform that consolidates different indicators limits the extensive use of LMS data in university management. This paper presents the development of an educational indicators dashboard for the Moodle environment, focusing on the analysis of students' academic trajectories across six dimensions. The proposed solution integrates theoretical and functional contributions identified in the literature and existing tools, organizing the data in a clear and accessible manner through discretizations.*

Resumo. *Embora o uso de Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) permita capturar informações diversas sobre estudantes e cursos, o uso desses dados para geração de indicadores pertinentes à gestão é um desafio ativo em Learning Analytics. Ainda, a falta de uma plataforma gratuita que agregue diferentes indicadores é um limitador para o uso extensivo de dados dos AVAs na gestão universitária. Este artigo apresenta o desenvolvimento de um painel de indicadores educacionais para o ambiente Moodle, com foco na análise da trajetória estudantil em seis dimensões. A proposta integra contribuições teóricas e funcionais identificadas na literatura e em soluções existentes, organizando os dados de forma clara e acessível por meio de discretizações.*

1. Introdução

A expansão da educação a distância, impulsionada pelos avanços tecnológicos, tem transformado a forma como os estudantes aprendem [Scheller et al. 2014]. Nesse cenário, os

Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) consolidaram-se como ferramentas essenciais no processo educacional, permitindo não apenas a disponibilização de conteúdos, mas também a personalização da aprendizagem, o monitoramento do progresso dos alunos e a identificação de necessidades pedagógicas específicas [Einhard et al. 2016].

Dentre os AVAs disponíveis, o Moodle, uma plataforma de código aberto, destaca-se por sua ampla adoção em instituições de ensino e organizações [Einhard et al. 2016]. Com a disseminação dos AVAs, cresce também a disponibilidade de dados sobre as interações dos estudantes nesses ambientes. Esses registros, quando explorados, oferecem oportunidades para compreender como os alunos aprendem, em que contexto a aprendizagem ocorre e quais fatores influenciam seu desempenho [Ramos et al. 2020]. Além disso, podem revelar padrões que auxiliam gestores e professores na sua tomada de decisões pedagógicas [Santos 2024]. Contudo, o volume e a complexidade desses dados exigem o uso de técnicas específicas de análise [Schwendimann et al. 2017].

Alguns estudos utilizam Mineração de Dados Educacionais (*Educational Data Mining – EDM*) e a Análise da Aprendizagem (*Learning Analytics – LA*) para a extração de indicadores a partir de grandes volumes de dados gerados em contextos educacionais [Menezes 2024, Santos 2024], provando ser possível acompanhar métricas como frequência de acesso, tempo de sessão e *ranking* de participação para monitorar o engajamento dos alunos [Einhard et al. 2016]. Nessa linha, diversas soluções têm explorado dimensões específicas do comportamento do discente, propondo interfaces voltadas ao apoio à gestão pedagógica.

Entretanto, muitos desses painéis apresentam conjuntos disjuntos de métricas, dificultando uma visão integrada do processo de aprendizagem dos alunos. Embora existam diversas soluções de painéis de aprendizagem desenvolvidas especificamente para o Moodle, essas ferramentas carecem de integração entre as diferentes dimensões do comportamento discente, restringindo-se a aspectos isolados da experiência educacional. Além disso, as soluções mais completas são pagas, como o Intelliboard¹ e o Dropout Detective², o que limita seu acesso por parte de instituições de ensino públicas.

Neste artigo, apresenta-se um mapeamento das principais funcionalidades existentes nas soluções de painéis de aprendizagem baseados em LA. A partir dessa análise comparativa, foi desenvolvida uma proposta de painel descritivo que integre as funcionalidades mais relevantes exploradas individualmente por diferentes ferramentas. Dessa forma, o trabalho contribui para o aprimoramento do acompanhamento pedagógico por meio de uma ferramenta acessível e abrangente para as instituições.

Além desta seção introdutória, o artigo está estruturado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados; a Seção 3 detalha a metodologia adotada, o desenvolvimento dos indicadores, os resultados obtidos e a proposta de redesign; por fim, a Seção 4 discute as considerações finais, os desafios encontrados e sugestões para trabalhos futuros.

¹<https://intelliboard.net>

²https://moodle.org/plugins/local_aspiredu

2. Trabalhos Relacionados

O uso de registros educacionais extraídos de AVAs tem possibilitado novas abordagens de análise de aprendizagem. Entre suas aplicações mais comuns, destaca-se o uso de painéis de aprendizagem, que consistem em visões agregadas de múltiplos indicadores [Schwendimann et al. 2017]. Esses dados, ao serem analisados por meio de métodos descriptivos, possibilitam a compreensão tanto do histórico quanto do comportamento atual dos estudantes [Costas-Jauregui et al. 2021], viabilizando a construção de métricas de acompanhamento.

Diversas propostas exploram esse potencial intrínseco dos dados de AVAs. [Rezende 2019] propôs um modelo de painel, baseado em requisitos levantados com os usuários, que utiliza gráficos de tendência e alertas pedagógicos para sinalizar desvios de desempenho. De forma complementar, [El-khalili et al. 2024] propõem um sistema descriptivo de acompanhamento do progresso do aluno, cuja eficácia pode auxiliar os professores tanto na avaliação dos resultados dos alunos quanto na promoção de uma aprendizagem mais centrada no aluno.

Ampliando o escopo dos dados, [Santos 2024] integrou informações acadêmicas, demográficas e sociais em um painel voltado a gestores e professores, enriquecendo as análises contextualizadas para diferentes usuários. Além disso, [Fleur et al. 2023] demonstraram que a comparação do desempenho de um aluno com o de seus colegas, baseada em dados extraídos dos AVAs, pode impulsionar o rendimento acadêmico por meio do mecanismo de comparação social.

No contexto do Moodle, [Einhardt et al. 2016] demonstraram, por meio do *Moodle Analytics Dashboard* (MAD), que esse AVA disponibiliza dados relevantes sobre frequência de acesso, desempenho em atividades e recursos mais acessados. De forma similar, [Ong and Singh 2021] apresentaram uma interface para acompanhamento individual do progresso em tarefas e questionários ao longo de períodos semanais, evidenciando o potencial informacional dos registros atômicos de uso. Já [Menezes 2024] explorou a consolidação de taxa de acerto e tempo de uso em um indicador composto de desempenho para sistemas tutores inteligentes.

Apesar das contribuições relevantes dessas iniciativas, observa-se que elas se concentram em aspectos isolados da trajetória estudantil ou se limitam a um subconjunto de dados. Visando ampliar essa abordagem fragmentada, este trabalho realiza uma sistematização das soluções identificadas na literatura, com o objetivo de propor uma abordagem unificada e abrangente. Para isso, integram-se os indicadores em seis dimensões centrais da trajetória estudantil: engajamento, desempenho, motivação, relação aluno-professor, evasão escolar e necessidade de reforço.

A fundamentação teórica da escolha dessas dimensões se apoia em referências que propõem categorias para análise da aprendizagem, como aprendizagem ativa e interação estudante–professor [Chaney et al. 2009], processos avaliativos [Ribeiro et al. 2013], e os eixos aluno, conteúdo, contexto e aspectos sociais [Schwendimann et al. 2017]. Ademais, uma revisão sistemática conduzida por [Oliveira et al. 2022] evidenciou a recorrência de temas como engajamento, evasão, emoção, motivação e dificuldade nos painéis de aprendizagem, reforçando a pertinência dos eixos adotados.

Dessa forma, o presente trabalho não apenas se inspira em abordagens anteriores,

mas busca consolidá-las em uma solução ampla e integrada, capaz de apoiar a gestão pedagógica por meio de um painel de indicadores que sistematiza diferentes aspectos da trajetória do aluno com base em dados do Moodle.

3. Metodologia

A metodologia aplicada nesse estudo foi inspirada nas etapas do *Design Science Research* (DSR), um método de pesquisa que busca sistematizar processos para a produção de artefatos. As fases adotadas são: (i) definição do problema, (ii) proposta de solução, (iii) desenvolvimento, (iv) avaliação e (v) proposta de *redesign*, em conformidade com o modelo metodológico proposto por [Peffers et al. 2007].

3.1. Definição do problema

Propostas de análise descritiva são as mais populares entre o desenvolvimento da análise de aprendizagem, fundamentadas a partir dos dados gerados nos AVAs [Costas-Jauregui et al. 2021]. Com o objetivo de sintetizar os trabalhos desenvolvidos, fizeram-se buscas estruturadas (Tabela 1) com palavras-chave em português, com o intuito de compreender as demandas específicas do contexto educacional brasileiro, e em inglês, visando ampliar o alcance. As buscas foram conduzidas no Google Scholar, por sua ampla cobertura e por capturar literatura cinzenta.

Tabela 1. Strings de busca utilizadas

Português	("painel de aprendizagem" OR "painel educacional" OR "dashboard educacional" OR "visualização de dados") AND ("ambiente virtual de aprendizagem" OR AVA OR Moodle OR "educação a distância") AND ("indicadores educacionais" OR "análise de aprendizagem" OR "suporte ao professor" OR "informática e educação")
Inglês	("learning dashboard" OR "educational dashboard" OR "student dashboard" OR "dashboard") AND ("learning management system" OR LMS OR Moodle) AND ("learning analytics" OR "educational indicators")

A partir da análise dos artigos selecionados, foi possível identificar diversas funcionalidades implementadas nas soluções propostas, tais como visualização de desempenho, análise de engajamento, alertas personalizados, predição de notas e análise de sentimento, entre outras. Essas funcionalidades visam apoiar principalmente professores e alunos na tomada de decisão e no acompanhamento do processo de aprendizagem. No entanto, observou-se que, apesar da diversidade funcional, a maioria das soluções concentra-se em apenas uma ou duas dimensões educacionais. A Tabela 2 apresenta um resumo da dimensão ou dimensões atendidas por cada artigo, bem como o público-alvo a que se destinam, sintetizando a comparação entre os trabalhos analisados.

Analisaram-se também os *plug-ins* identificados para o Moodle voltados à análise de aprendizagem, conforme detalhado na Tabela 3. A seleção dos *plug-ins* foi realizada a partir de uma busca pelo termo “dashboard” no repositório oficial de *plug-ins* do Moodle³, com o objetivo de identificar ferramentas que ofereçam visualizações e métricas relevantes para o acompanhamento do discente.

³<https://moodle.org/plugins/>

Tabela 2. Funcionalidades dos artigos analisados

Artigo	Dimensão(es) atendida(s)	Público alvo
[Einhardt et al. 2016]	Engajamento	Professores e alunos
[Rezende 2019]	Desempenho e necessidade de reforço (indiretamente)	Professores
[Ong and Singh 2021]	Evasão escolar	Professores
[Fleur et al. 2023]	Desempenho e motivação (indiretamente)	Alunos
[El-khalili et al. 2024]	Desempenho	Professores e alunos
[Menezes 2024]	Desempenho	Professores
[Santos 2024]	Engajamento	Professores e gestores

Tabela 3. Comparativo dos plug-ins de análise de aprendizagem para o Moodle.

Plug-in	Descrição	Funcionalidades relevantes	Dimensão atendida	Público alvo
Completion Progress ⁴	Exibe a conclusão de atividades por aluno, apresentando uma visão global do progresso do aluno.	Monitoramento da participação dos alunos.	Desempenho	Alunos
Dropout Detective ⁵	Analisa risco de evasão com base em dados como nota, atrasos e acessos.	Funcionalidade preditiva; e alertas automáticos baseados em risco.	Evasão escolar	Professores
IntelliBoard ⁶	Solução comercial com múltiplos painéis analíticos para docentes e gestores.	Visual moderno; e rastreamento de tempo, comunicação e progresso do aluno.	Engajamento e Desempenho	Professores e alunos
Learning Analytics ⁷	Apresenta dados de interação e participação por meio de mapas de calor.	Boa visualização de engajamento e acessos.	Engajamento	Professores e alunos
MyStats ⁸	Exibe estatísticas simples de participação e acesso do aluno.	Uso de gráficos de barra e pizza.	Engajamento	Alunos
SmartKlass ⁹	Painel com visualizações sobre comportamento dos alunos.	Gráficos com categorização do desempenho dos alunos; permite comparação com outros cursos; e apresenta números absolutos.	Desempenho	Professores

Os *plug-ins* do Moodle são, em sua maioria, voltados ao público docente, oferecendo funcionalidades específicas com objetivos pontuais. Assim, esses levantamentos revelaram que, apesar da abundância de soluções disponíveis, elas não atendem a múltiplas dimensões, dificultando a extração de informações integradas e de correlações, nem às demandas simultâneas dos alunos, professores e gestores.

Ademais, diversos painéis apresentam informações que podem ser de difícil interpretação para o usuário [Schwendimann et al. 2017] e, aliado a isso, frequente-

mente, usuários apresentam dificuldades em ler e interpretar dados em visualizações [Stoiber et al. 2022]. Por isso, o uso de discretizações dos dados, criando categorias, facilita o entendimento das informações e torna-se mais acessível para diferentes públicos.

Diante desse cenário, o desenvolvimento de uma solução que integre as diversas facetas do processo de aprendizagem em um painel unificado com métricas facilmente interpretáveis para diferentes públicos torna-se relevante para extrair as informações importantes existentes nos dados obtidos pelo Moodle.

3.2. Proposta de solução

A presente pesquisa propõe o desenvolvimento de um painel de indicadores multidimensionais fundamentado nas contribuições teóricas identificadas na revisão sistemática da Seção 2 e nas funcionalidades práticas levantadas na Seção 3.1. O objetivo é oferecer uma visão abrangente do perfil estudantil em AVAs, com foco no Moodle, a partir de seis dimensões que categorizam os alunos em níveis de: engajamento, desempenho, motivação, relação aluno-professor, necessidade de reforço e evasão escolar com foco em alunos, professores e gestores. A Tabela 4 sintetiza os eixos definidos, suas respectivas descrições e as referências teóricas que os fundamentam.

Tabela 4. Eixos dos indicadores propostos

Eixo	Descrição	Referências Teóricas
Desempenho	Responsável por mensurar a trajetória acadêmica em relação às notas do estudante no AVA.	[Ribeiro et al. 2013]
Engajamento	Responsável por mensurar o volume de participações ativa do estudante no AVA em atividades avaliativas.	[Chaney et al. 2009], [Ribeiro et al. 2013]
Evasão escolar	Responsável por detectar padrões comportamentais que indicam risco de abandono, como baixo desempenho, baixo engajamento e baixa motivação.	[Oliveira et al. 2022]
Motivação	Responsável por mensurar o volume de participações voluntárias do estudante no AVA em atividades não avaliativas.	[Oliveira et al. 2022]
Necessidade de reforço	Responsável por identificar estudantes que apresentam alto engajamento, mas baixo desempenho, sugerindo a necessidade possíveis intervenções pedagógicas.	[Oliveira et al. 2022]
Relação aluno-professor	Responsável por mensurar o nível de interação entre docentes e discentes, considerando a troca de mensagens entre eles.	[Ribeiro et al. 2013], [Chaney et al. 2009]

Além de proporcionar uma visão integrada do comportamento discente, a proposta dialoga com a necessidade de desenvolver soluções que atendam a diferentes perfis de usuários conforme sugerido por [Schwendimann et al. 2017]. Com a construção desses indicadores, é possível contemplar eixos principais propostos por [Oliveira et al. 2022, Schwendimann et al. 2017, Ribeiro et al. 2013, Chaney et al. 2009], onde cada indicador contribui para o mapeamento de diferentes dimensões da experiência de aprendizagem, promovendo uma visão integrada dos dados educacionais.

3.3. Desenvolvimento

Realizou-se uma análise exploratória a partir de uma instância de banco de dados do Moodle com o objetivo de identificar quais informações disponíveis poderiam ser utilizadas na construção dos indicadores propostos na Tabela 4. A partir disso, estabeleceram-se os dados que fundamentam os indicadores de desempenho, engajamento, relação aluno-professor e motivação - ditos primários, pois advêm diretamente da relação entre os dados da base.

- **Engajamento:** medido pelo número de interações em fóruns avaliativos.
- **Desempenho:** calculado a partir das notas parciais e totais das atividades avaliativas.
- **Relação aluno-professor:** quantificado pela quantidade de trocas de mensagens em fóruns entre alunos e docentes.
- **Motivação:** avaliado pelo número de interações em fóruns não avaliativos.

Esses atributos foram extraídos de diversas tabelas do modelo relacional do Moodle, que incluem informações sobre usuários, cursos, papéis, matrículas, módulos e atividades em fóruns, possibilitando a composição completa de cada indicador.

Para a construção dos indicadores primários, adotaram-se estratégias de discretização dos dados brutos, com o objetivo de representar os comportamentos estudantis de maneira clara e comparável. Essa abordagem busca mitigar um problema comum em muitos painéis de visualização, que apresentam representações pouco intuitivas e de difícil interpretação para os usuários finais [Stoiber et al. 2022]. Todas as métricas primárias desenvolvidas foram categorizadas em classes, que dividem uma distribuição ordenada em quatro partes iguais; o primeiro quartil ($Q1$) corresponde ao valor abaixo do qual estão 25% dos dados, enquanto o terceiro quartil ($Q3$) corresponde ao valor abaixo do qual estão 75% dos dados. A diferença entre esses dois valores é chamada de intervalo interquartil (IQR), calculada por:

$$IQR = Q3 - Q1$$

Com base no IQR, definem-se os seguintes limites para análise da dispersão:

$$\text{Limite inferior} = Q1 - 1,5 \times IQR$$

$$\text{Limite superior} = Q3 + 1,5 \times IQR$$

Esses limites permitem identificar valores significativamente abaixo ou acima do intervalo central da distribuição. No caso do indicador de engajamento, foi realizada uma contagem do número de postagens (*posts*) feitas por cada estudante nos fóruns avaliativos de uma turma. Esse processo origina gráficos com uma configuração semelhante ao da Figura 1.

Em seguida, os valores foram discretizados, permitindo uma categorização relativa ao grupo. Os alunos são classificados em cinco níveis:

- **Muito baixo:** abaixo do limite inferior da distribuição;
- **Baixo:** entre o limite inferior e o $Q1$;

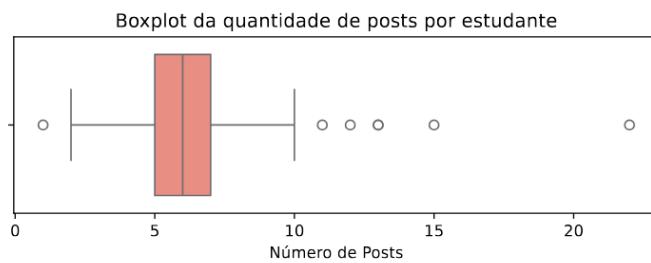


Figura 1. Boxplot da quantidade de posts por estudante em uma dada turma

- **Médio:** entre os Q1 e Q3;
- **Alto:** entre os Q3 e limite superior;
- **Muito alto:** acima do limite superior da distribuição.

Para o indicador de motivação, adotou-se uma metodologia análoga, com a contagem do número de postagens realizadas em fóruns não avaliativos. Assim, os alunos são igualmente classificados nos cinco níveis já descritos, com a interpretação voltada para a participação voluntária e o interesse espontâneo dos discentes em interações extracurriculares.

Já o indicador de desempenho foi calculado por meio de um *score* composto, considerando dois fatores principais: (i) classificação em quartis em relação à distribuição de notas da turma, e (ii) a nota absoluta do aluno em relação à nota total. A pontuação final foi gerada a partir da média aritmética desses dois aspectos, de modo a refletir tanto o resultado absoluto quanto o desempenho em comparação aos colegas.

Os pontos obtidos foram então discretizados em cinco categorias com base na mesma lógica de quartis, como registrado na Tabela 5.

Tabela 5. Categorias de desempenho segundo os critérios de nota absoluta e quartil da turma

Categoría de desempenho	Faixa de nota absoluta (%)	Posição relativa (quartis da turma)
Muito baixo	Abaixo de 39	Abaixo do limite inferior
Baixo	Entre 40 e 59	Entre o limite inferior e o Q1
Médio	Entre 60 e 79	Entre o Q1 e Q3
Bom	Entre 80 e 89	Entre o Q3 e o limite superior
Excelente	Acima de 90	Acima do limite supeior

A Figura 2 apresenta um exemplo da distribuição dos estudantes com base nesse indicador que foi normalizado para permitir a comparação.

Em seguida, definem-se os dois indicadores derivados: risco de evasão e necessidade de reforço. Tais indicadores são considerados derivados porque não resultam diretamente da interpretação dos dados, mas sim da combinação dos indicadores primários anteriormente descritos. O objetivo desses indicadores é antecipar situações críticas, auxiliando na tomada de decisão por parte de professores ou gestores.

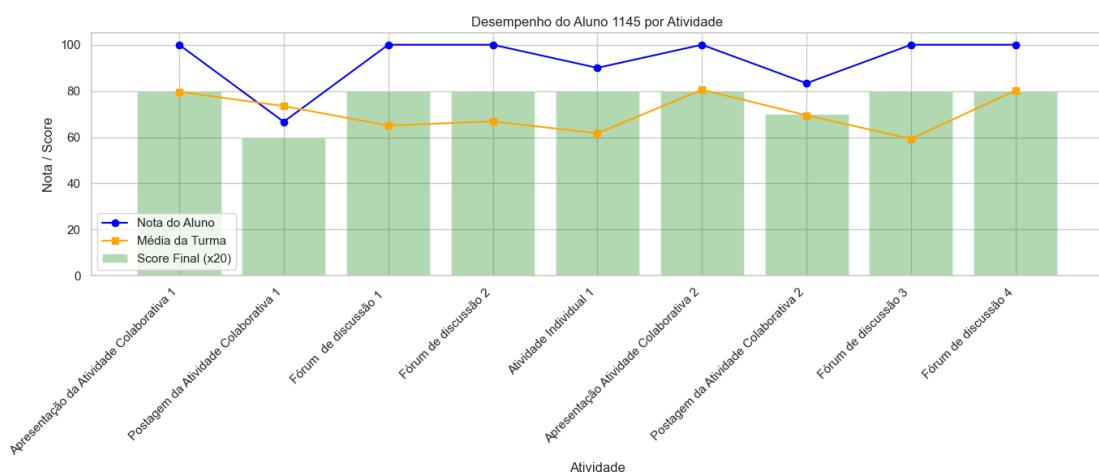


Figura 2. Notas, Médias e scores de um aluno por atividade em uma turma

O indicador de necessidade de reforço identifica estudantes com alto ou muito alto engajamento nas atividades avaliativas, mas com desempenho baixo ou muito baixo. Essa discrepância entre esforço e rendimento sugere dificuldades de aprendizagem, apontando para a necessidade de intervenções pedagógicas específicas. Já o indicador de risco de evasão considera estudantes com níveis baixos ou muito baixos nos quatro indicadores primários. A presença simultânea desses fatores indica um alto risco de abandono, exigindo ações imediatas de acompanhamento e retenção.

A exibição das métricas é segmentada por perfil: o aluno tem acesso apenas às suas próprias métricas; o professor pode visualizar as métricas de todos os alunos do curso; e o gestor tem acesso ao conjunto completo de métricas de todos os cursos sob sua supervisão, além da consolidação desses dados em uma métrica global. Essa divisão garante que cada perfil tenha acesso a informações relevantes para apoiar suas respectivas atribuições.

A Figura 3 apresenta um protótipo de tela com foco nos professores, elaborado para a aplicação, demonstrando a forma como as métricas são organizadas para exibição.

O protótipo voltado para gestores mantém o mesmo padrão visual, reunindo as métricas dos cursos em um panorama consolidado da instituição. Já a visualização destinada ao aluno exibe apenas suas próprias métricas individuais.

3.4. Avaliação

Para validar a cobertura dos indicadores propostos, realizou-se uma análise comparativa entre os aspectos frequentemente discutidos na literatura e os elementos contemplados nesta proposta. A Tabela 6 evidencia que os indicadores propostos neste trabalho têm respaldo na literatura e, em sua maioria, encontram correspondência em funcionalidades já implementadas por *plug-ins* do Moodle.

Verificou-se que dois dos indicadores primários - engajamento e desempenho - estão entre os mais recorrentes em estudos sobre comportamento estudantil em AVAs e são amplamente mensuráveis com os dados disponíveis no Moodle. Os demais indicadores também apresentam conexões relevantes com a literatura, portanto, a estrutura proposta demonstra coerência tanto conceitual quanto prática.

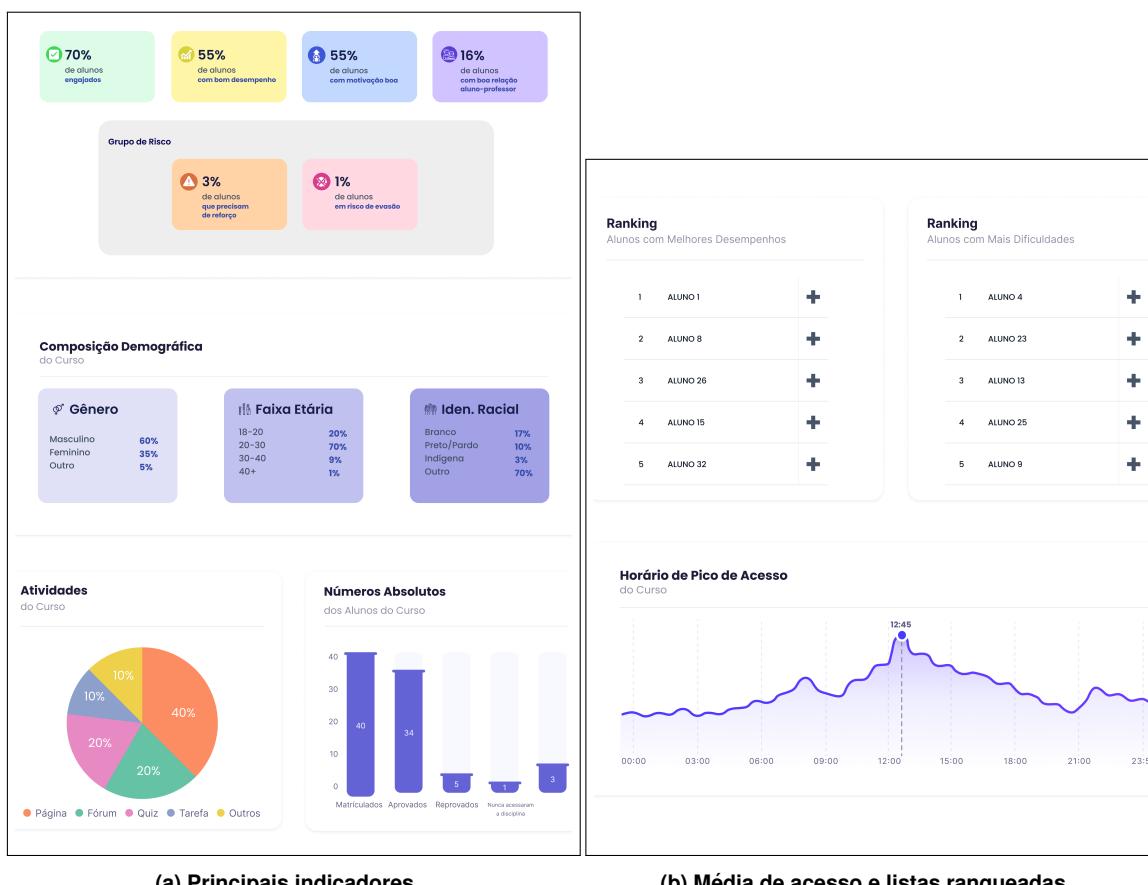


Figura 3. Protótipo da página de um curso

3.5. Proposta de *redesign*

Esta seção apresenta o planejamento para o próximo ciclo do DSR, com base nos resultados obtidos na primeira iteração. Nesse primeiro ciclo, a avaliação consistiu na verificação da viabilidade de construção dos indicadores de engajamento, motivação e desempenho a partir dos dados disponíveis no AVA, considerando os referenciais teóricos da literatura. Com os achados iniciais, esta etapa de *redesign* visa orientar as próximas ações do processo iterativo de desenvolvimento da solução.

O próximo ciclo do DSR será composto por quatro frentes principais. Primeiramente, será realizada a construção dos demais indicadores previstos, como o indicador de relação aluno-professor, que será obtido por meio da análise do volume de interações entre aluno e professor - tanto em mensagens privadas quanto em fóruns; os indicadores derivados serão implementados como alertas, sendo acionados apenas quando padrões de risco forem identificados. Essa abordagem busca otimizar a atenção de professores e gestores, reduzindo a sobrecarga informacional e promovendo uma tomada de decisão mais eficaz e orientada por dados.

A estratégia utilizada, além de diminuir o esforço cognitivo dos usuários, está alinhada aos princípios de usabilidade e design centrado no usuário, que reforçam a importância de fornecer as informações corretas no momento certo [Norman 2013]. Ao evitar a exposição constante de informações irrelevantes, busca-se direcionar o foco para

Tabela 6. Indicadores propostos e aspectos abordados na literatura

Indicador Proposto	Referência conceitual	Evidências na Literatura	Evidências em plug-ins Moodle
Desempenho	[Ribeiro et al. 2013]	Monitoramento de desempenho [Rezende 2019], [El-khalili et al. 2024], taxa de acerto [Menezes 2024], previsão de notas [Fleur et al. 2023]	Visão de desempenho por tarefa/curso (Smart-Klass, IntelliBoard, Completion Progress)
Engajamento	[Chaney et al. 2009] [Ribeiro et al. 2013]	Frequência de login e tempo de sessão [Einhard et al. 2016], participação e interações dos alunos [Menezes 2024][Santos 2024]	Gráficos de participação e tempo online (Learning Analytics, MyStats, IntelliBoard)
Evasão escolar	[Oliveira et al. 2022]	Identificação de alunos que abandonaram o curso [Ong and Singh 2021], predição de evasão com base em comportamento [Fleur et al. 2023]	Alertas automáticos e análise de risco de evasão (Dropout Detective, IntelliBoard)
Motivação	[Oliveira et al. 2022]	Uso de comparação entre alunos como estratégia de motivação (indiretamente) [Fleur et al. 2023]	-
Necessidade de reforço	[Oliveira et al. 2022]	Detecção de baixo desempenho persistente e atividades com maior taxa de erro [Rezende 2019]	-
Relação aluno-professor	[Chaney et al. 2009] [Ribeiro et al. 2013]	Indiretamente através da análise de sentimento nas mensagens [Santos et al. 2019]	-

situações que necessitam de atenção imediata, otimizando o uso do tempo e os recursos à disposição para a gestão acadêmica.

Em segundo lugar, deseja-se construir indicadores compostos por diversas métricas distintas, de forma a sistematizar padrões comportamentais de forma direta. Depois, está prevista a validação dos indicadores construídos junto a gestores acadêmicos e professores, de forma a verificar sua aderência às necessidades práticas do contexto educacional. Por fim, será realizada a integração do painel com os sistemas de registro acadêmico institucionais, possibilitando a correlação entre dados do AVA e indicadores socioeconômicos dos estudantes.

Espera-se, ao final desse ciclo, obter uma solução gratuita, acessível e robusta, capaz de fornecer suporte à gestão educacional por meio da análise de dados.

4. Considerações finais

Este trabalho apresentou o desenvolvimento de um painel de indicadores multidimensionais voltado à análise da trajetória estudantil em AVAs, com foco na plataforma Moodle. Fundamentada em uma revisão da literatura e na análise de funcionalidades de soluções existentes, a proposta busca integrar diferentes dimensões frequentemente tratadas de forma isolada em painéis educacionais: engajamento, desempenho, motivação, relação aluno-professor, evasão escolar e necessidade de reforço.

Embora os AVAs armazenem uma grande quantidade de informações sobre a interação dos alunos, o volume e a complexidade desses dados dificultam a extração de conhecimento relevante. No caso do Moodle, o modelo de dados é particularmente intrincado, exigindo consultas robustas à base para obtenção de informações, o que representa uma barreira para usuários sem conhecimento técnico. Nesse cenário, torna-se relevante o uso de técnicas de *Learning Analytics* para identificar padrões e correlações entre diferentes registros de interação.

Outro desafio enfrentado foi a ausência de uma padronização que permitisse mapear, de forma clara, a grade curricular e a trajetória dos estudantes entre as disciplinas. Enquanto algumas instituições adotam taxonomias e convenções que facilitam essa vinculação, outras apresentam estruturas desorganizadas, dificultando o rastreio do percurso acadêmico do aluno. Assim, mesmo que o Moodle registre uma ampla gama de dados, o aproveitamento eficaz desses dados depende diretamente de uma boa gestão da informação e de uma estrutura lógica que permita relacioná-los.

O Moodle oferece uma ampla variedade de funcionalidades, mas muitas delas acabam sendo subutilizadas, principalmente devido à baixa adesão por parte dos docentes. Isso resulta em dados esparsos e pontuais, dificultando análises mais precisas sobre determinadas práticas pedagógicas. Por outro lado, justamente por ser uma plataforma flexível e generalista, ele possibilita múltiplas formas de aplicação didática, o que abre espaço para a investigação de como diferentes metodologias de ensino ou o uso de recursos específicos por parte dos professores impactam na motivação ou em outra dimensão estudantil.

Ademais, a forma com que os docentes e discentes utilizam a plataforma influencia diretamente na qualidade dos indicadores extraídos. Quando os recursos são explorados de maneira estratégica, é possível capturar sinais mais ricos sobre a aprendizagem. Em contrapartida, o uso superficial ou despadronizado limita o potencial analítico da plataforma, uma vez que muitos dados relevantes deixam de ser gerados ou se tornam de difícil interpretação.

Ao propor essa solução, buscou-se apoiar a gestão pedagógica por meio de visualizações mais claras e integradas, promovendo uma compreensão aprofundada do comportamento estudantil. A adoção de estratégias de discretização contribui para tornar os dados mais acessíveis, superando limitações de soluções que apresentam gráficos excessivamente complexos ou de baixa interpretabilidade, ampliando o alcance a usuários com diferentes níveis de familiaridade com análise de dados.

A proposta não visa substituir abordagens existentes, mas consolidá-las em uma única ferramenta que atenda a diferentes perfis de usuários. Como contribuição, o estudo avança no sentido de tornar os dados educacionais mais comprehensíveis e acionáveis para a tomada de decisão. Além disso, os indicadores definidos, as dimensões estabelecidas e os métodos de discretização apresentados neste trabalho fornecem a base para o desenvolvimento de um *framework* que permita a criação e personalização de indicadores educacionais de forma flexível, sem a necessidade de conhecimentos técnicos em programação ou sobre o modelo relacional de dados.

Agradecimentos

Este trabalho foi apoiado em parte pelas agências brasileiras CNPq, FAPEMIG e CAPES.

Referências

- Chaney, B. H., Eddy, J. M., Dorman, S. M., Glessner, L. L., Green, B. L., and Lara-Alecio, R. (2009). A primer on quality indicators of distance education. *Health Promotion Practice*, 10(2):222–231.
- Costas-Jauregui, V., Oyelere, S., Caussin-Torrez, B., Barros-Gavilanes, G., Agbo, F., Toivonen, T., Motz, R., and Tenesaca, J. (2021). Descriptive analytics dashboard for an inclusive learning environment. In *IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*, pages 1–9.
- Einhardt, L., Tavares, T. A., and Cechinel, C. (2016). Moodle analytics dashboard: a learning analytics tool to visualize users' interactions in Moodle. In *XI Latin American Conference on Learning Objects and Technology (LACLO)*, pages 1–6.
- El-khalili, N., Arqoub, M. A., shaikh Hasan, M. A., Banna, A. A., and Arafah, M. (2024). Empowering learning analytics with business intelligence. In *2nd International Conference on Cyber Resilience (ICCR)*, pages 1–6.
- Fleur, D. S., van den Bos, W., and Bredeweg, B. (2023). Social comparison in learning analytics dashboard supporting motivation and academic achievement. *Computers and Education Open*, 4:100130.
- Menezes, M. F. d. (2024). Proposta de um dashboard para análise e visualização de dados educacionais de sistemas tutores inteligentes. *Universidade Federal do Amazonas*.
- Norman, D. A. (2013). *The design of everyday things*. MIT Press, revised and expanded edition.
- Oliveira, P. d., Rodrigues, R., and Maciel, A. (2022). Revisão sistemática da literatura sobre modelos de visualizações utilizados para analisar fenômenos educacionais em plataformas de LMS. In *Anais do XXXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, pages 1006–1015.
- Ong, K. X. and Singh, D. (2021). Development of learning analytics dashboard based on Moodle learning management system. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(7).
- Peffers, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M. A., and Chatterjee, S. (2007). A design science research methodology for information systems research. *Journal of Management Information Systems*, 24(3):45–77.
- Ramos, J., Rodrigues, R., Silva, J., and Oliveira, P. (2020). Crisp-edm: uma proposta de adaptação do modelo CRISP-DM para mineração de dados educacionais. In *Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, pages 1092–1101.
- Rezende, R. F. (2019). Modelo de criação de dashboards para apoio à avaliação de estudantes em ambiente de ensino a distância.
- Ribeiro, G., Silva, T., Nunes, A., Pinto, F., and Vasconcelo, F. H. (2013). Avaliação da efetividade do ensino em um curso de formação continuada semipresencial. *Anais do Workshop de Informática na Escola*, 19(1):369–378.
- Santos, J., Pimentel, E., Dotta, S., and Botelho, W. (2019). Estudo comparativo de plugins Moodle para análise e acompanhamento da aprendizagem. *Brazilian Symposium on Computers in Education (SBIE)*, 30(1):189.

- Santos, T. C. B. d. (2024). Lumilab: um dashboard de learning analytics para apoio a gestores e professores de moocs da plataforma lúmina. In *Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação (UFRGS)*.
- Scheller, M., Viali, L., and Lahm, R. A. (2014). A aprendizagem no contexto das tecnologias: uma reflexão para os dias atuais. *RENOTE. Revista Novas Tecnologias na Educação*.
- Schwendimann, B. A., Rodríguez-Triana, M. J., Vozniuk, A., Prieto, L. P., Boroujeni, M. S., Holzer, A., Gillet, D., and Dillenbourg, P. (2017). Perceiving learning at a glance: a systematic literature review of learning dashboard research. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(1):30–41.
- Stoiber, C., Wagner, M., Grassinger, F., Pohl, M., Stitz, H., Streit, M., Potzmann, B., and Aigner, W. (2022). Visualization onboarding grounded in educational theories. In *arXiv*.