Dashboards Educacionais Adaptativos: Uma Arquitetura Baseada em Perfilamento e IA para Redução da Carga Cognitiva de Professores

Deivinson Severino da Silva[1], **Christian Fabbro**[1], **José Oséas de Oliveira Filho**[1], **Diego Dermeval Medeiros da Cunha Matos**[1], **Ranilson Oscar Araújo Paiva**[1]

[1]Instituto da Computação (IC) – Universidade Federal de Alagoas (UFAL)
Maceió – AL – Brazil

{dsds, chf, joof, ddmcm, ranilsonpaiva}@ic.ufal.br

Abstract. *An exploratory study with 13 teachers from Alagoas, Brazil, revealed a trade-off between usability and perceived usefulness in educational dashboards: V3 was preferred by 38% of participants, despite lower usability (3.2 on SUS) and higher perceived workload (5.7 on NASA-TLX). We propose a four-layer intelligent dashboard architecture combining profiling, static rules, and AI-based mechanisms. A functional prototype (V4) with simulated AI was implemented and evaluated through persona-based scenarios. The proposal targets educational contexts with limited connectivity. Contributions include empirical evidence of the trade-off, a reference architecture, and a functional prototype.*
Keywords: *Educational dashboards, Cognitive load, Adaptive systems, Large Language Models, Brazilian basic education.*

Resumo. *Um estudo exploratório com 13 professores de Alagoas revelou um trade-off entre usabilidade e utilidade percebida em dashboards educacionais: a V3 foi preferida por 38% dos participantes, apesar da menor usabilidade (3,2 no SUS) e maior carga de trabalho percebida (5,7 no NASA-TLX). Propõe-se uma arquitetura de dashboard inteligente com quatro camadas, combinando perfilamento, regras estáticas e mecanismos de IA. Um protótipo funcional (V4) com IA simulada foi implementado e avaliado por cenários baseados em personas. A proposta visa contextos educacionais com conectividade limitada. As contribuições incluem evidências empíricas do trade-off, uma arquitetura de referência e um protótipo funcional.*
Palavras-chave: *Dashboards educacionais, Carga cognitiva, Sistemas adaptativos, Large Language Models, Educação básica brasileira.*

1. Introdução

O uso de *dashboards* educacionais tem se consolidado como ferramenta estratégica para apoiar a tomada de decisão pedagógica, consolidando dados de desempenho, frequência e engajamento dos estudantes [Nguyen et al. 2024]. No entanto, a crescente complexidade dessas ferramentas pode impor carga de trabalho excessiva aos professores, reduzindo sua utilidade prática [Karademir et al. 2024]. Para investigar este dilema, foi conduzido um estudo exploratório com 13 professores da rede estadual de Alagoas, no qual três versões de um *dashboard* (simples, intermediário e complexo) foram avaliadas por meio do National Aeronautics and Space Administration Task Load Index (NASA-TLX), Subjective

Workload Assessment Technique (SWAT) e System Usability Scale (SUS). Os resultados revelaram um *trade-off*: a versão mais complexa (V3) foi a mais escolhida, por 5 dos 13 professores (38%), apesar da menor usabilidade (média 3,2 no SUS) e maior carga de trabalho percebida (média 5,7 no NASA-TLX).

Este achado motivou a pergunta de pesquisa: como conciliar a riqueza informacional de *dashboards* complexos com a redução da carga cognitiva do professor, por meio de mecanismos de personalização apoiados por inteligência artificial (IA)? A hipótese é que uma arquitetura de *dashboard* inteligente, integrando adaptação baseada em perfil e *Large Language Models* (LLMs), pode contribuir para enfrentar esse *trade-off*. Ao monitorar interações e oferecer recomendações contextualizadas, o sistema busca preservar a profundidade analítica sem impor o mesmo custo cognitivo a todos os usuários.

Assim, este artigo tem como objetivos: (i) apresentar os resultados do estudo exploratório; (ii) propor uma arquitetura de referência para *dashboards* inteligentes com integração de LLM em quatro camadas; (iii) descrever um protótipo funcional (V4) com simulação de IA; e (iv) posicionar a proposta em relação ao estado da arte.

A relevância do estudo reside em três aspectos: aborda uma lacuna ainda pouco explorada na educação básica brasileira [Lemes et al. 2023]; alinha-se às diretrizes da Rede de Inovação para Educação Híbrida (RIEH) [MEC 2025] e do Plano Brasileiro de Inteligência Artificial (PBIA) [MCTI 2024]; e apresenta uma implementação funcional baseada em tecnologias *web* acessíveis, com potencial para operação local em contextos escolares com recursos limitados.

O artigo está estruturado em 7 seções: a Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados; a Seção 3 descreve o estudo exploratório; a Seção 4 detalha a arquitetura proposta; a Seção 5 apresenta o protótipo V4; a Seção 6 discute os resultados; e a Seção 7 traz as considerações finais.

2. Trabalhos Relacionados

A literatura sobre *dashboards* educacionais, carga de trabalho e sistemas adaptativos fornece o arcabouço teórico deste estudo. A revisão contempla *dashboards* para professores, instrumentos de avaliação de carga de trabalho e sistemas adaptativos com IA.

2.1. *Dashboards* Educacionais para Professores

O TEADASH foi desenvolvido com *co-design* e avaliação em cinco cursos, mostrando redução no tempo de análise, mas uso parcial das funcionalidades pelos professores [Nguyen et al. 2024]. Em estudo com 16 professores alemães, foram identificados 16 requisitos para um *Learning Analytics Cockpit*, destacando automação com controle docente e minimização da carga de trabalho [Karademir et al. 2024]. No Brasil, uma revisão sistemática revelou concentração de estudos no ensino superior e lacuna na educação básica [Lemes et al. 2023]. Um *dashboard* de *learning analytics* avaliado em uma instituição de ensino superior na América Latina reduziu a variabilidade nas recomendações de planos de estudo, mas sem mecanismos de adaptação implícita [De Laet et al. 2020]. Outros estudos incluem *dashboards* com tecnologias *web* acessíveis [Gomes et al. 2024] e *dashboards* multimodais que apontam desafios de sobrecarga cognitiva em interfaces densas [Lee-Cultura et al. 2024].

2.2. Avaliação de Carga Cognitiva e Sistemas Adaptativos

O NASA-TLX [Hart and Staveland 1988] e o SWAT [Reid and Nygren 1988] são instrumentos consolidados para avaliar carga de trabalho subjetiva, podendo ser utilizados de forma complementar para triangulação [Rubio et al. 2004]. O SUS [Brooke 1996] é amplamente utilizado para avaliação de usabilidade, com versões reduzidas propostas para estudos com restrições de tempo [Ghanbari et al. 2025]. Sistemas adaptativos personalizam experiências de aprendizagem [Dermeval et al. 2017], enquanto estudos recentes investigam IA e automação para apoiar atividades docentes e reduzir tarefas operacionais [Karademir et al. 2024]. Também são investigadas abordagens de IA para recuperação da aprendizagem em contextos públicos brasileiros [Portela et al. 2023] e elicitação de preferências em *dashboards* [Ahn et al. 2021]. Contudo, na literatura analisada, poucos estudos combinam adaptação implícita baseada em perfil com IA aplicada a *dashboards* para a educação básica brasileira.

2.3. Tabela Comparativa

A Tabela 1 compara a proposta deste artigo com estudos relevantes segundo seis critérios: adaptação implícita, customização explícita, uso de IA/LLM, avaliação de carga cognitiva, contexto brasileiro e público-alvo.

Tabela 1. Comparação entre estudos de dashboards educacionais

Critério	Nguyen	Karademir	Lee-Cultura	De Laet	Gomes	Este artigo
Adaptação implícita	Não	Não	Não	Não	Não	**Sim**
Customização explícita	Não	Não	Manual	Não	Não	**Sim**
Uso de IA/LLM	Não	Sugerido	Não	Não	Não	**Sim**
Carga cognitiva avaliada	Não	Não	Sim	Não	Não	**Sim**
Contexto brasileiro	Não	Não	Não	Não	Não	**Sim**
Público-alvo	Superior	Médio	Superior	Superior	Superior	**Médio (BR)**

Fonte: elaborado pelos autores.

A análise sugere que a proposta combina características ainda pouco exploradas conjuntamente na literatura analisada, especialmente adaptação implícita baseada em perfil, integração com LLMs e foco na educação básica brasileira em contextos com recursos limitados [Lemes et al. 2023].

3. Estudo Exploratório: Diagnóstico do Problema

A pesquisa foi conduzida em duas etapas: (i) estudo exploratório com 13 professores para diagnóstico do *trade-off* entre usabilidade e utilidade percebida; e (ii) proposição de arquitetura e protótipo V4 para endereçar o problema.

3.1. Participantes e Instrumentos

Participaram 13 professores da rede estadual de Alagoas, atuantes no Ensino Médio. A maioria (61,5%) possui mais de 15 anos de experiência e utiliza plataformas digitais frequentemente (1–2 vezes/semana). O perfil dos participantes é compatível com características observadas em contextos da educação básica pública brasileira [Lemes et al. 2023].

Foram utilizados três instrumentos: NASA-TLX reduzido [Hart and Staveland 1988] (3 dimensões: Demanda Mental, Desempenho e Frustração; escala 0–10), SWAT [Reid and Nygren 1988] (3 dimensões: Tempo, Esforço Mental e Estresse; escala 1–3) e SUS reduzido [Brooke 1996] (3 perguntas; escala Likert de 5 pontos), além de utilidade percebida e preferência geral.

3.2. Os Três Dashboards (V1, V2, V3)

Foram desenvolvidas três versões com HTML5, Tailwind CSS e Chart.js [Gomes et al. 2024], utilizando dados simulados de 45 alunos distribuídos em 9 turmas, gerados com *seed* fixa para reprodutibilidade [Ghanbari et al. 2025].

A V1 (Simples) apresentava dois cartões de média (frequência e nota) e tabela com nome, frequência e nota. A V2 (Intermediário) adicionava filtro de turma, gráfico de linha com evolução das notas, tabela expandida com engajamento e destaque para alunos com nota abaixo da média. A V3 (Complexo) implementava múltiplos filtros, gráfico de dispersão, *heatmap* e painel de alertas para alunos em risco.

3.3. Procedimento de Coleta e Análise

A coleta ocorreu entre maio e junho de 2026 via Google Forms. Os participantes exploraram livremente as três versões, responderam às perguntas de avaliação de cada versão e indicaram, ao final, sua preferência e sugestões.

Os dados foram analisados por estatística descritiva (médias e desvios padrão) e pelo teste de Friedman, equivalente não paramétrico à ANOVA de medidas repetidas, aplicado separadamente às dimensões do NASA-TLX, SWAT e SUS. O teste considerou os mesmos 13 participantes nas três condições e adotou nível de significância de 5% ($p < 0,05$). Respostas abertas foram analisadas por análise de conteúdo categorial.

3.4. Resultados Principais

O NASA-TLX mostrou aumento da carga de trabalho percebida com a complexidade (V1: 5,0; V2: 5,3; V3: 5,7). A Demanda Mental aumentou 37% entre V1 e V3 (4,6 para 6,3), enquanto o teste de Friedman indicou diferença estatisticamente significativa entre as três versões ($\chi^2 = 6,48$, $p = 0,039$). O SWAT apontou V2 como menor carga (M = 1,9). O SUS revelou queda na usabilidade (V1: 4,0; V3: 3,2). A utilidade percebida foi maior para V2 e V3 (M = 3,8) que para V1 (M = 3,4). A V3 foi a versão mais escolhida, por 5 dos 13 participantes (38%), evidenciando o *trade-off* central (Tabela 2).

A análise qualitativa das 9 respostas abertas válidas revelou três categorias: clareza visual (4 ocorrências), personalização (2) e utilidade de gráficos (3), reforçando a necessidade de flexibilidade e adaptação.

4. Arquitetura do Dashboard Inteligente com IA

Com base no *trade-off* identificado, propõe-se uma arquitetura de referência para *dashboards* educacionais inteligentes, organizada em quatro camadas (Figura 1), que busca preservar a riqueza informacional da V3 e reduzir a carga cognitiva por meio de adaptação e suporte baseado em IA.

4.1. Arquitetura do Dashboard Inteligente

A arquitetura é organizada em quatro camadas, conforme ilustrado na Figura 1.

Tabela 2. Síntese dos resultados do estudo exploratório

Métrica	V1 (Simples)	V2 (Intermediário)	V3 (Complexo)
NASA-TLX (média geral)	5,0	5,3	5,7
Demanda Mental (NASA-TLX)	4,6	5,2	**6,3**
SWAT (média geral)	2,1	1,9	2,1
SUS reduzido (usabilidade)	4,0	3,7	3,2
Utilidade percebida	3,4	3,8	3,8
Preferência geral	31%	23%	**38%**

Fonte: elaborado pelos autores.

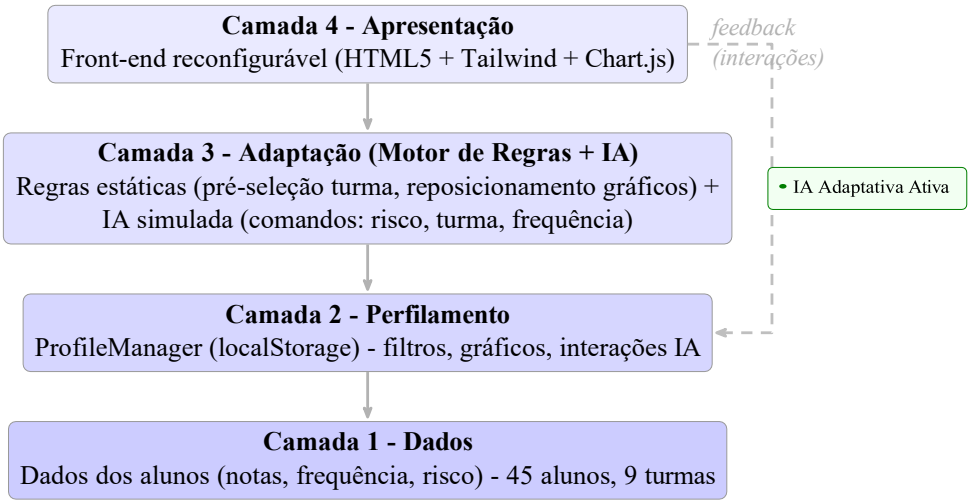


Figura 1. Arquitetura do dashboard inteligente com IA

Fonte: elaborado pelos autores.

4.2. Camada de Dados

Armazena informações dos alunos (notas, frequência, engajamento e risco), reutilizando a base simulada do estudo exploratório (45 alunos, 9 turmas) com *seed* fixa [Ghanbari et al. 2025]. Futuramente, poderá integrar sistemas de gestão escolar ou plataformas de *Learning Analytics*.

4.3. Camada de Perfilamento

Monitora e registra interações do professor via *localStorage*, por meio do *ProfileManager*, permitindo persistência entre sessões sem *backend*. São coletados dados de uso de filtros, cliques em gráficos e interações com IA. O armazenamento local foi adotado por sua simplicidade, baixo custo e adequação a contextos com recursos limitados.

4.4. Camada de Adaptação (Motor de Regras + IA)

A camada central opera em dois níveis. O primeiro consiste em um motor de regras estáticas que avalia interações e aplica transformações, como pré-selecionar a turma utilizada

mais de duas vezes ou reposicionar o gráfico mais acessado. São regras determinísticas, rápidas e independentes de conectividade.

O segundo corresponde a um sistema de IA para recomendações contextualizadas e interpretação de comandos em linguagem natural. No protótipo, esse mecanismo é simulado por reconhecimento de palavras-chave ("risco", "turma", "frequência", "gráficos") e geração de respostas predefinidas. Futuramente, poderá ser substituído por um LLM de menor porte executado localmente, conforme os requisitos computacionais disponíveis. A arquitetura é agnóstica ao modelo.

O fluxo da IA simulada compreende: (i) entrada do comando pelo professor; (ii) identificação de palavras-chave; (iii) geração da resposta; (iv) registro da interação no perfil; e (v) exibição da resposta na interface.

4.5. Camada de Apresentação

Front-end reconfigurável dinamicamente, construído a partir da V3, com componentes modulares (tabela, gráficos, filtros, alertas e *heatmap*) que podem ser mostrados, ocultados ou reordenados conforme as decisões da camada de adaptação. A camada inclui interface de interação com IA, com campo de comando e área de respostas.

4.6. Vantagens e Adequação ao Contexto

A arquitetura utiliza recursos locais do navegador, como *localStorage* e processamento no dispositivo, reduzindo a dependência de conectividade constante e servidores externos. Essa característica pode favorecer sua adoção em contextos escolares com infraestrutura limitada. A abordagem híbrida, combinando regras estáticas e IA, busca equilibrar eficiência, previsibilidade e flexibilidade.

A arquitetura permite evolução incremental, com expansão do motor de regras, substituição do componente de IA por um LLM real e enriquecimento do perfil do professor. A execução local de modelos de IA depende, contudo, da capacidade computacional dos equipamentos escolares e constitui questão para trabalhos futuros. A proposta alinha-se às diretrizes da RIEH [MEC 2025] e do PBIA [MCTI 2024], mantendo como foco a aplicabilidade em contextos educacionais com conectividade limitada.

5. Protótipo V4: Implementação e Funcionalidades

Para demonstrar a arquitetura proposta, foi implementado o protótipo V4 a partir da V3, incorporando mecanismos de perfilamento, adaptação e interação com IA simulada. O protótipo foi desenvolvido com HTML5, Tailwind CSS, Chart.js e JavaScript (*vanilla*).

5.1. Arquitetura do Protótipo

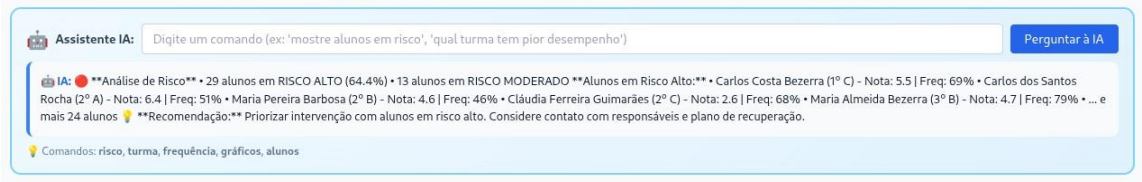
O protótipo implementa três módulos principais. O *ProfileManager* gerencia o perfil do professor via *localStorage*, registrando filtros, cliques em gráficos, interações com IA e histórico de adaptações. O *AdaptationEngine* aplica regras determinísticas, como pré-selecionar a turma utilizada mais de duas vezes e reposicionar o gráfico mais acessado após, no mínimo, três interações. O *IAProcessor* simula a interação em linguagem natural por meio do reconhecimento de palavras-chave e geração de respostas contextualizadas.

5.2. Funcionalidades Implementadas

A interface do protótipo (Figura 3) incorpora quatro funcionalidades principais: (i) comandos em linguagem natural com IA simulada, permitindo consultas como “mostre alunos em risco” (Figura 2); (ii) indicador visual de IA ativa, representado por *badge* no cabeçalho; (iii) sugestões automáticas acompanhadas de explicações, tornando as adaptações transparentes ao usuário; e (iv) exportação de relatório em formato *JSON*, contendo métricas agregadas, histórico de adaptações e recomendações contextuais.

O protótipo foi avaliado por meio de estudo de caso baseado em personas, seguindo recomendações de [Venable et al. 2016]. Três pesquisadores simularam perfis associados às preferências observadas no estudo exploratório: simplicidade (V1), uso intermediário (V2) e exploração da complexidade (V3). Cada avaliador interagiu com o protótipo durante 30 minutos, aplicando filtros e explorando gráficos conforme o perfil definido. A avaliação teve caráter funcional e exploratório, verificando a resposta dos mecanismos de adaptação aos diferentes padrões de interação.

Figura 2. Área de comando da IA simulada no protótipo V4: campo de texto para perguntas em linguagem natural e botão de envio



Fonte: elaborado pelos autores.

5.3. Mecanismos de Adaptação

O protótipo implementa dois mecanismos principais: adaptação baseada em filtros, que pré-seleciona a turma utilizada mais de duas vezes, e adaptação baseada em gráficos, que reposiciona o gráfico mais acessado após, no mínimo, três interações. As adaptações são acompanhadas por notificações explicativas da IA simulada (Figura 4).

Os comandos da IA simulada são processados por palavras-chave e abrangem consultas sobre risco, desempenho, frequência, gráficos, recomendações, resumo e adaptações ativas. O protótipo V4 está disponível em repositório público de código aberto e pode ser executado localmente em navegadores modernos, sem instalação adicional.

6. Discussão

Os resultados e a implementação do protótipo V4 permitem discutir o *trade-off* entre usabilidade e utilidade percebida, bem como o papel da adaptação baseada em perfil e da IA nesse contexto.

6.1. O *Trade-off* entre Usabilidade e Utilidade Percebida

Os resultados evidenciam um *trade-off* entre riqueza informacional e carga de trabalho percebida. A V3 foi preferida por 38% dos professores, apesar da menor usabilidade (3,2

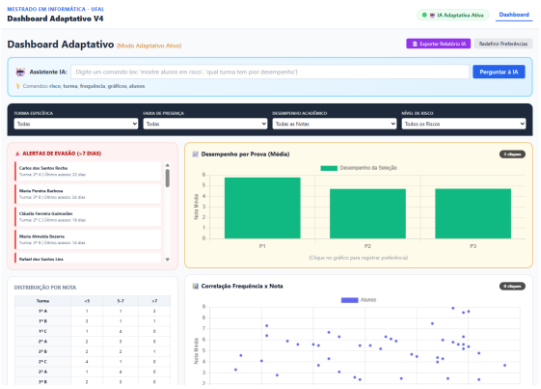


Figura 3. Interface completa do protótipo V4

Fonte: elaborado pelos autores.

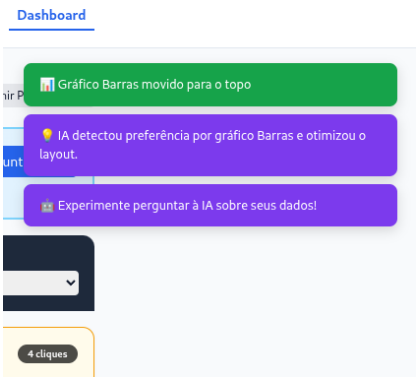


Figura 4. Exemplo de adaptação com notificação explicativa da IA

Fonte: elaborado pelos autores.

no SUS) e da maior carga de trabalho percebida (5,7 no NASA-TLX). Esse resultado sugere que a utilidade percebida das informações pode superar a facilidade de uso imediata, reforçando a necessidade de equilibrar profundidade analítica e simplicidade de interação.

A análise qualitativa reforça essa interpretação. As categorias identificadas — clareza visual, personalização e utilidade de gráficos — apontam para interfaces que combinem riqueza informacional e flexibilidade, convergindo com estudos que defendem a participação docente no projeto de *dashboards* e diferentes níveis de customização [Karademir et al. 2024, Ahn et al. 2021].

6.2. Contribuição da Arquitetura Proposta

A arquitetura contribui em três aspectos. Primeiro, incorpora adaptação implícita baseada no perfil de interação do professor, modificando a interface a partir do comportamento observado sem exigir configuração manual contínua. Segundo, integra uma camada de IA para interação em linguagem natural e recomendações contextualizadas. No V4, essa funcionalidade foi simulada por reconhecimento de palavras-chave, mas a arquitetura permite sua substituição futura por modelos reais. A execução local de modelos de IA é uma possibilidade a ser investigada, cuja viabilidade depende do hardware disponível, do modelo utilizado e de seus requisitos computacionais. Embora essa abordagem possa reduzir a dependência de servidores externos, são necessários experimentos em equipamentos utilizados por escolas públicas. Terceiro, a arquitetura foi concebida para contextos de conectividade limitada, utilizando tecnologias *web* e armazenamento local. Sua aplicabilidade em ambientes escolares reais, contudo, ainda necessita de avaliação empírica.

6.3. Implicações para Políticas Públicas

Os resultados reforçam a importância de políticas públicas que considerem as condições de infraestrutura das escolas na adoção de soluções tecnológicas, em consonância com iniciativas como a RIEH [MEC 2025] e o PBIA [MCTI 2024]. A proposta explora tecnologias *web*, armazenamento local e mecanismos adaptativos, mantendo o professor como usuário central do processo decisório.

A adoção de *dashboards* e *Learning Analytics* também demanda formação continuada e competências para interpretação de dados [Lee-Cultura et al. 2024]. Nesse contexto, mecanismos adaptativos podem contribuir para ajustar as interfaces a diferentes padrões de interação e necessidades dos usuários.

6.4. Limitações e Trabalhos Futuros

A principal limitação é a natureza simulada da IA no protótipo V4, que não permite avaliar o comportamento de um LLM real, a variabilidade de suas respostas ou sua capacidade de interpretar consultas complexas. A avaliação funcional, baseada em três pesquisadores que simularam personas, permitiu verificar o comportamento dos mecanismos de adaptação, mas não constitui validação com professores reais.

Além disso, a amostra reduzida (N=13), o uso de dados simulados e a realização do estudo em uma única rede estadual limitam a generalização dos resultados. Estudos futuros devem incluir experimentos controlados com professores reais utilizando NASA-TLX, SWAT e SUS; implementação de LLM real; avaliação de sua execução local; integração com dados reais; expansão das regras de adaptação; e estudo longitudinal da evolução do perfil de interação dos professores.

7. Considerações Finais

Este artigo apresentou um estudo exploratório com 13 professores da rede estadual de Alagoas, evidenciando um *trade-off* entre usabilidade e utilidade percebida em *dashboards* educacionais. A V3 foi preferida por 38% dos participantes, apesar da menor usabilidade (3,2 no SUS) e maior carga cognitiva média (5,7 no NASA-TLX), sugerindo que a riqueza informacional foi valorizada mesmo diante de maior esforço mental. Para endereçar esse *trade-off*, foi proposta uma arquitetura de *dashboard* inteligente com quatro camadas (Dados, Perfilamento, Adaptação com IA e Apresentação), combinando regras estáticas e IA para recomendações contextualizadas. O protótipo V4 demonstra a arquitetura por meio de mecanismos de perfilamento, adaptação e interação com IA simulada, com foco em contextos educacionais de conectividade limitada. As principais contribuições são: (i) evidências empíricas sobre o *trade-off* entre usabilidade e utilidade percebida; (ii) uma arquitetura de referência para *dashboards* inteligentes com IA em quatro camadas; (iii) um protótipo funcional V4 com IA simulada; e (iv) uma análise comparativa com trabalhos relacionados.

As limitações incluem a amostra reduzida (N=13), o uso de dados simulados, a IA simulada e a avaliação funcional do V4 sem participação direta de professores. Como trabalhos futuros, propõem-se a avaliação experimental com professores reais, a integração de LLM real, a utilização de dados educacionais reais e estudos longitudinais sobre a evolução dos perfis de interação. Espera-se que a proposta contribua para o desenvolvimento de *dashboards* educacionais mais alinhados às necessidades dos professores, explorando mecanismos adaptativos capazes de equilibrar riqueza informacional e carga cognitiva.

Referências

Ahn, J., Kim, H., and Lee, S. (2021). Preference elicitation in teacher dashboards. *British Journal of Educational Technology*, 52(3):1123–1141.

Brooke, J. (1996). Sus: A quick and dirty usability scale. *Usability Evaluation in Industry*, 189(194):4–7.

De Laet, T., Millecamp, M., Ortiz-Rojas, M., Jimenez, A., Maya, R., and Verbert, K. (2020). Adoption and impact of a learning analytics dashboard supporting the advisor—student dialogue in a higher education institute in latin america. *British Journal of Educational Technology*, 51(4):1002–1018.

Dermeval, D., Paiva, R., Bittencourt, I. I., Vassileva, J., and Borges, D. (2017). Authoring tools for designing intelligent tutoring systems: a systematic review of the literature. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 28:336–384.

Ghanbari, H., Tuunanen, T., and Kazan, E. (2025). Free simulation experiments and concept testing in design science research. SSRN Working Paper.

Gomes, C. V. C., Ramos, J. L. C., Silva, J. C. S., and Rodrigues, R. L. (2024). Um dashboard para a percepção dos professores sobre as atividades de estudantes em ambiente virtual de aprendizagem. *Anais do SBIE*.

Hart, S. G. and Staveland, L. E. (1988). Development of nasa-tlx (task load index): Results of empirical and theoretical research. In Hancock, P. A. and Meshkati, N., editors, *Human Mental Workload*, volume 52, pages 139–183. North-Holland.

Karademir, O., Di Mitri, D., Schneider, J., Jivet, I., Allmang, J., Gombert, S., Kubsch, M., Neumann, K., and Drachsler, H. (2024). Co-designing requirements for a learning analytics cockpit with teachers. *J. Comput. Assist. Learn.*, 40(6):2681–2699.

Lee-Cultura, S., Sharma, K., and Giannakos, M. N. (2024). Multimodal teacher dashboards: Challenges and opportunities of enhancing teacher insights through a case study. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 17:181–201.

Lemes, T. d. C., Dias, M. O. d. S., and Oliveira, T. (2023). Análise do uso de dashboard como ferramenta de apoio a tomada de decisão em instituições de ensino: uma revisão sistemática da literatura. *RENOTE*, 21(1):280–290.

MCTI (2024). Plano brasileiro de inteligência artificial (pbia) 2024-2028. Documento oficial do governo federal.

MEC (2025). *Educação Híbrida: Conceito e Orientações Pedagógicas*. Maceió. Publicação da Rede de Inovação para Educação Híbrida (RIEH).

Nguyen, N. B. C., Lithander, M., Östlund, C. M., Karunaratne, T., and Jobe, W. (2024). Teadash: Implementing and evaluating a teacher-facing dashboard using design science research. *Informatics*, 11(3).

Portela, C., Lisbôa, R., Yasojima, K., Cordeiro, T., Silva, A., Dermeval, D., Marques, L., Santos, J., Mello, R., Macário, V., et al. (2023). Aied unplugged applied to public policy for learning recovery in brazil. In *AIED 2023*, pages 788–796. Springer.

Reid, G. B. and Nygren, T. E. (1988). The subjective workload assessment technique: A scaling procedure for measuring mental workload. *Advances in Psychology*, 52:185–218.

Rubio, S., Díaz, E., Martín, J., and Puente, J. M. (2004). Evaluation of subjective mental workload: A comparison of swat, nasa-tlx, and workload profile methods. *Applied Psychology: An International Review*, 53(1):61–86.

Venable, J., Pries-Heje, J., and Baskerville, R. (2016). Feds: a framework for evaluation in design science research. *European Journal of Information Systems*, 25(1):77–89.