

Análise Exploratória de Dados Docentes para o Design de um Módulo Inteligente de Feedback Adaptativo em AVAs

Gabrielle Barbosa Corteze, Nathália Vieira Kamimura, Clênio Eduardo da Silva

Campus Via Centro - Universidade de Uberaba (UNIUBE)
Caixa Postal 38.400-706 – Uberlândia – MG – Brasil

{gabriellecorteze,nathaliakamimura}@edu.uniube.br,
clenio.silva@uniube.br

Abstract. *Educational feedback is central to teaching and learning processes, but providing individualized feedback in Virtual Learning Environments remains a challenge for instructors. This paper presents partial results of an exploratory investigation aimed at developing an intelligent adaptive feedback module based on Generative Artificial Intelligence. We analyzed 27 responses from instructors to a questionnaire addressing feedback practices, use of automation, reported difficulties, and desired features in support systems. The data were examined using descriptive statistics, cross-variable analysis, and exploratory analysis of open-ended responses. The results indicate a predominance of oral and written feedback, low adoption of automated systems, lack of time as the main barrier, and strong appreciation for student-level personalization. As a contribution, the study derives initial requirements for the design of an intelligent adaptive feedback module integrable with Virtual Learning Environments.*

Resumo. *O feedback educacional é central para os processos de ensino e aprendizagem, mas sua oferta individualizada em Ambientes Virtuais de Aprendizagem ainda representa um desafio para os docentes. Este artigo apresenta resultados parciais de uma investigação exploratória voltada ao desenvolvimento de um módulo inteligente de feedback adaptativo baseado em Inteligência Artificial Generativa. Foram analisadas 27 respostas de docentes a um questionário sobre práticas de feedback, uso de automação, dificuldades enfrentadas e funcionalidades desejadas em sistemas de apoio. Os dados foram examinados por estatísticas descritivas, cruzamentos entre variáveis e análise exploratória de respostas abertas. Os resultados indicam predominância de feedback oral e textual, baixa adoção de sistemas automatizados, falta de tempo como principal barreira e valorização da personalização por aluno. Como contribuição, o estudo deriva requisitos iniciais para o design de um módulo inteligente de feedback adaptativo integrável a AVAs.*

1. Introdução

O feedback educacional é um elemento central nos processos de ensino e aprendizagem, pois permite ao estudante compreender seu desempenho, identificar dificuldades e orientar estratégias de melhoria. Quando oferecido de forma clara, específica e oportuna, o feedback pode favorecer a aprendizagem e apoiar o desenvolvimento do estudante ao

indicar não apenas erros ou lacunas, mas também caminhos para avançar [Hattie and Timperley 2007; Shute 2008].

Nesse contexto, o feedback adaptativo surge como uma estratégia capaz de ajustar a devolutiva às necessidades do estudante, considerando aspectos como desempenho, dificuldades recorrentes, histórico de interação e características da atividade. Em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs), embora existam recursos como comentários em tarefas, rubricas, questionários e mensagens automáticas, tais funcionalidades nem sempre são suficientes para produzir devolutivas personalizadas, contextualizadas e pedagogicamente orientadas. Esse desafio torna-se mais evidente em turmas numerosas, disciplinas com alta demanda de atividades e contextos em que o docente dispõe de tempo limitado para acompanhar individualmente os estudantes.

A ampliação do uso de AVAs intensificou a produção de dados educacionais, como registros de desempenho, tentativas, interações e históricos de aprendizagem. Embora áreas como Mineração de Dados Educacionais e Learning Analytics forneçam fundamentos para o uso desses dados em decisões pedagógicas [Baker and Inventado 2014; Siemens 2013], este estudo adota uma análise exploratória e descritiva de respostas docentes. Nesse contexto, a IA generativa amplia as possibilidades de apoio à personalização, à avaliação e à produção de feedback, mas seu uso exige atenção à confiabilidade, aos vieses, à supervisão humana, à privacidade e à integração pedagógica [Zawacki-Richter et al. 2019; Kasneci et al. 2023].

Diante desse cenário, este artigo apresenta resultados parciais de um estudo exploratório voltado ao desenvolvimento de um módulo inteligente de feedback adaptativo, integrável a AVAs e baseado em IA generativa. Como etapa inicial, foram analisados dados categóricos e textuais coletados por meio de questionário aplicado a docentes, com o objetivo de caracterizar práticas atuais de feedback, identificar dificuldades enfrentadas e derivar requisitos iniciais para o módulo proposto.

O estudo foi orientado pelas seguintes perguntas de pesquisa:

QP1: Quais práticas e formatos de feedback são mais utilizados pelos docentes?

QP2: Quais dificuldades os docentes enfrentam para oferecer feedback individualizado?

QP3: Quais requisitos iniciais podem ser derivados das percepções docentes para orientar o desenvolvimento de um módulo inteligente de feedback adaptativo?

Assim, este trabalho apresenta uma análise exploratória e descritiva das percepções docentes, visando identificar práticas, dificuldades e funcionalidades desejadas para subsidiar a elicitação inicial de requisitos de um módulo inteligente de feedback adaptativo.

2. Trabalhos relacionados

O feedback formativo apoia a aprendizagem ao indicar o desempenho atual, os objetivos esperados e possíveis caminhos de melhoria, devendo ser específico, oportuno e compreendido pelo estudante [Hattie and Timperley 2007; Shute 2008]. Sua efetividade também depende da interação do estudante com a devolutiva recebida [Lipnevich and Smith 2022].

Em ambientes digitais, dados de desempenho, atividades e interações podem subsidiar mecanismos de personalização e decisões pedagógicas. A Mineração de Dados Educacionais e a Learning Analytics oferecem fundamentos para esse uso [Baker and Inventado 2014; Siemens 2013], embora, neste estudo, constituam apenas uma base conceitual, pois a investigação realizada é exploratória e descritiva.

Sistemas de feedback automático empregam regras, aprendizado de máquina, processamento de linguagem natural e, mais recentemente, LLMs. Revisões apontam avanços na geração de devolutivas, mas também limitações relacionadas à personalização, à integração pedagógica e à participação docente [Deeva et al. 2021; Cavalcanti et al. 2021]. Estudos recentes investigaram intervenções personalizadas em sistemas tutores inteligentes e o uso de LLMs para feedback contextualizado, identificando também riscos de respostas genéricas ou inadequadas [Kochmar et al. 2022; Reddig et al. 2025].

Diferentemente desses estudos, este trabalho concentra-se na elicitação de requisitos para um módulo integrado a AVAs, estabelecendo rastreabilidade entre dificuldades docentes, funcionalidades desejadas e requisitos iniciais a serem posteriormente validados por meio de um protótipo.

3. Metodologia

Este estudo exploratório e descritivo integra a etapa inicial de desenvolvimento de um módulo inteligente de feedback adaptativo para AVAs. Os dados foram coletados por meio de um questionário divulgado digitalmente entre novembro de 2025 e abril de 2026. Adotou-se amostragem não probabilística por conveniência, com docentes do ensino superior. Foram obtidas 27 respostas válidas e anônimas, com participação voluntária e uso dos dados exclusivamente para fins acadêmicos.

O questionário foi composto por 12 questões, sendo quatro fechadas de resposta única, duas de múltipla seleção e seis abertas, organizadas em quatro dimensões: perfil docente, práticas de feedback, dificuldades de individualização e funcionalidades esperadas em sistemas de apoio. O instrumento não foi submetido à validação formal de conteúdo ou a pré-teste, tendo sido realizada apenas uma revisão interna pelos pesquisadores quanto à clareza e à adequação das questões aos objetivos do estudo. Essa condição é reconhecida como uma limitação da pesquisa.

Os dados quantitativos foram analisados por meio de estatísticas descritivas, incluindo frequências absolutas, percentuais e cruzamentos exploratórios entre variáveis. Nas questões de múltipla seleção, adotou-se a contagem de menções como unidade de análise, podendo os totais superar o número de participantes.

As respostas abertas foram examinadas por análise temática descritiva, mediante leitura, padronização dos termos, identificação de recorrências e agrupamento de trechos semanticamente relacionados. As categorias emergiram das respostas e subsidiaram a interpretação dos resultados e a derivação dos requisitos iniciais. A categorização foi realizada por um pesquisador e revisada pelos demais autores, com divergências resolvidas por consenso.

4. Resultados parciais

Esta seção apresenta os resultados parciais da análise exploratória, organizados de acordo com as três perguntas de pesquisa. Inicialmente, descreve-se brevemente o perfil dos participantes. Em seguida, são discutidos os formatos de feedback utilizados, as dificuldades enfrentadas na oferta de feedback individualizado e os requisitos iniciais derivados para o módulo inteligente de feedback adaptativo.

4.1 Perfil dos participantes

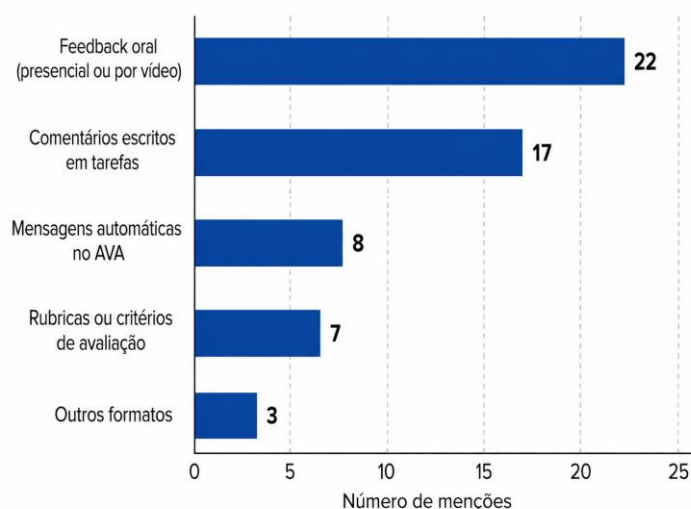
A amostra foi composta por 27 docentes. A maioria dos participantes possuía mais de 10 anos de experiência docente, correspondendo a 74,1% da amostra. Em relação à frequência de oferta de feedback, 66,7% dos respondentes afirmaram oferecer feedback frequentemente, enquanto 22,2% declararam fazê-lo sempre. Esses dados indicam que a amostra é formada predominantemente por docentes experientes e com prática recorrente de devolutivas aos estudantes.

4.2 Práticas e formatos de feedback — QP1

A primeira pergunta de pesquisa buscou identificar os formatos de feedback mais utilizados pelos docentes. Como a questão permitia múltiplas respostas, foram contabilizadas 57 menções entre os 27 participantes.

O feedback oral, presencial ou por vídeo, foi o formato mais citado, com 22 menções, correspondendo a 81,5% dos respondentes. Em seguida, aparecem os comentários escritos em tarefas, com 17 menções, equivalentes a 63,0% dos participantes. Também foram mencionadas mensagens automáticas no AVA, com 8 menções, e rubricas ou critérios de avaliação, com 7 menções.

Figura 1. Formatos de feedback utilizados pelos docentes.



Fonte: elaboração própria (2026).

A Figura 1 evidencia a predominância de práticas tradicionais de feedback, especialmente devolutivas orais e comentários escritos. Embora recursos automatizados estejam presentes nas respostas, sua frequência é menor, o que sugere que a automação ainda é utilizada de forma limitada pelos docentes participantes. Esse resultado sugere uma

possível oportunidade para o desenvolvimento de sistemas de apoio à elaboração de feedback.

4.3 Dificuldades de individualização — QP2

A segunda pergunta de pesquisa investigou as principais dificuldades enfrentadas pelos docentes na oferta de feedback individualizado. A análise das respostas abertas indicou que o termo “tempo” foi o mais recorrente, com 15 menções. Também apareceram termos relacionados a volume de trabalho, dificuldades dos estudantes, interesse, falta de acompanhamento e conhecimento.

Além da contagem de termos, as respostas foram agrupadas em categorias temáticas. A categoria mais evidente foi “sobrecarga de tempo e volume de trabalho”, associada à dificuldade de oferecer devolutivas individualizadas em turmas numerosas ou em contextos de alta demanda. Também foram identificadas as categorias “personalização do feedback”, relacionada à necessidade de adaptar a devolutiva às dificuldades específicas de cada estudante, e “engajamento discente”, relacionada à preocupação com a forma como os estudantes recebem, compreendem e utilizam o feedback.

Esses resultados sugerem que a principal barreira à individualização do feedback não está apenas na ausência de recursos tecnológicos, mas na relação entre tempo disponível, volume de atividades e esforço necessário para elaborar devolutivas pedagogicamente úteis. Portanto, o módulo proposto deve apoiar o professor na geração inicial de feedback, mantendo a possibilidade de revisão, adaptação e validação humana.

Tabela 1. Categorias das dificuldades relacionadas ao feedback individualizado.

Categoria temática	Evidências nas respostas	Implicação para o Módulo
Sobrecarga de tempo e volume de trabalho	Tempo, aula, volume, demanda	Apoiar a geração inicial de feedback

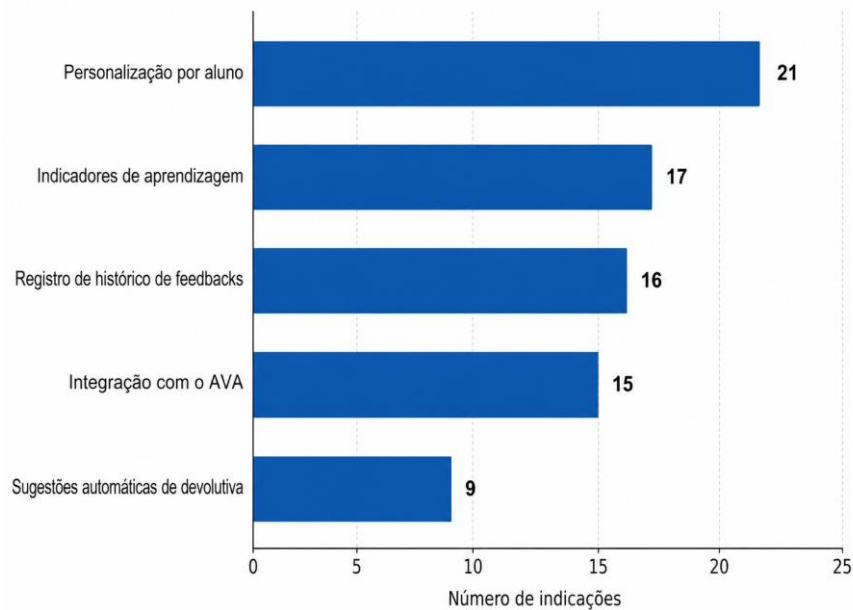
Personalização do feedback	Aluno, dificuldade, individual, específico	Adaptar a devolutiva ao perfil e desempenho do estudante
Engajamento discente	Interesse, participação, retorno	Apoiar a elaboração de feedback compreensível e orientado a ações
Apoio tecnológico	Sistema, AVA, automação	Integrar recursos inteligentes ao fluxo de trabalho docente

4.4 Requisitos iniciais do módulo — QP3

A terceira pergunta de pesquisa buscou derivar requisitos iniciais para o módulo proposto a partir dos achados empíricos. Os resultados sugerem, como diretriz inicial, que o sistema priorize a geração semiautomática de sugestões de feedback, com foco na redução da sobrecarga docente e na personalização das devolutivas.

A funcionalidade mais citada pelos participantes foi a personalização por aluno, com 21 menções, correspondendo a 77,8% dos respondentes. Em seguida, aparecem indicadores de aprendizagem, com 17 menções, registro de histórico de feedback, com 16 menções, e integração com o AVA, com 15 menções. Esses dados indicam que os docentes valorizam recursos capazes de apoiar o acompanhamento individual do estudante e, ao mesmo tempo, facilitar a gestão do processo de feedback.

Figura 2. Funcionalidades desejadas para o módulo.



Fonte: elaboração própria (2026).

A Figura 2 mostra que a personalização por aluno foi a funcionalidade mais valorizada pelos docentes. Esse resultado é coerente com as dificuldades relatadas na QP2, especialmente a falta de tempo para individualizar devolutivas. Assim, os dados sugerem que o módulo proposto deve gerar sugestões de feedback com base em informações sobre desempenho, histórico de interação, recorrência de erros e características da atividade realizada.

Além disso, a integração com AVAs deve ser compreendida como um meio para coletar dados educacionais, registrar históricos de feedback e facilitar o uso cotidiano da ferramenta. Considerando a natureza sensível dos dados educacionais, o módulo também deve incorporar princípios de privacidade, transparência, uso mínimo de dados e conformidade com a LGPD.

Tabela 2. Rastreabilidade entre achados empíricos e requisitos iniciais.

Achado empírico	Requisito derivado para o módulo
Falta de tempo como principal dificuldade relatada	Geração semiautomática de sugestões de feedback
Predominância de feedback oral e textual	Apoio à elaboração de comentários escritos claros e personalizados

Personalização por aluno como funcionalidade mais desejada	Adaptação do feedback ao desempenho, histórico e dificuldade do estudante
Valorização de indicadores de aprendizagem	Painel com informações sobre progresso, desempenho e recorrência de erros
Importância da integração com AVAs	Integração via plugin ou API com plataformas educacionais
Sensibilidade dos dados educacionais	Mecanismos de privacidade, transparência e conformidade com a LGPD

De forma complementar, observou-se que 18 dos 27 participantes declararam não utilizar sistemas automatizados de feedback, enquanto 9 relataram algum tipo de uso. Devido ao tamanho reduzido da amostra e à distribuição desigual entre as faixas de experiência docente, esses dados não permitem afirmar associação entre experiência docente e adoção de automação. Ainda assim, indicam que a adoção de sistemas automatizados permanece limitada entre os participantes, sugerindo, como diretriz preliminar, que o módulo apresente interface simples, funcionamento transparente e mantenha o professor no controle final da devolutiva.

5. Ameaças à validade

As principais ameaças à validade decorrem do tamanho reduzido da amostra, da seleção não probabilística por conveniência e da predominância de docentes com mais de 10 anos de experiência. A ausência de informações sobre área de atuação, tipo de instituição e AVA utilizado limita a análise de diferenças contextuais. O questionário não passou por validação formal, e a categorização das respostas abertas está sujeita à interpretação dos pesquisadores. Assim, os resultados são preliminares e não generalizáveis, embora adequados ao caráter exploratório do estudo.

6. Conclusão

Este artigo apresentou resultados parciais de um estudo exploratório voltado ao desenvolvimento de um módulo inteligente de feedback adaptativo para AVAs, baseado em IA generativa. A partir da análise de 27 respostas de docentes, foram identificadas práticas recorrentes de feedback, dificuldades na oferta de devolutivas individualizadas e requisitos iniciais para o módulo proposto.

Os resultados indicam predominância de feedback oral e comentários escritos, uso ainda limitado de sistemas automatizados e falta de tempo como principal dificuldade para a individualização das devolutivas. Também se observou que a personalização por aluno foi a funcionalidade mais valorizada pelos participantes, seguida por indicadores de aprendizagem, registro de histórico de feedback e integração com AVAs.

Como contribuição, o estudo deriva a diretriz inicial de que o módulo apoie a mediação docente e reduza o esforço de elaboração das devolutivas, preservando o controle e a

intencionalidade pedagógica do professor. Os achados permitiram derivar requisitos iniciais para o sistema, como geração semiautomática de feedback, adaptação ao desempenho do estudante, integração com AVAs, painel de indicadores, histórico de devolutivas e mecanismos de privacidade e transparência. Como próximos passos, pretende-se ampliar a amostra, desenvolver um protótipo funcional e avaliar sua efetividade em disciplinas com alta demanda de feedback.

Declaração sobre uso de Inteligência Artificial

Ferramentas de IA generativa foram utilizadas como apoio à revisão linguística, à organização textual e à síntese de trechos do manuscrito. Todos os conteúdos gerados foram revisados pelos autores, que assumem integral responsabilidade pela análise dos dados, interpretação dos resultados, conclusões e conteúdo final do artigo.

7. Referências

- Baker, R. S. J. D. and Inventado, P. S. (2014) “Educational Data Mining and Learning Analytics”, In: Larusson, J. A. and White, B. (eds.), *Learning Analytics: From Research to Practice*, Springer, New York, p. 61–75.
- Cavalcanti, A. P., Barbosa, A., Carvalho, R., Freitas, F., Tsai, Y.-S., Gašević, D. and Mello, R. F. (2021) “Automatic Feedback in Online Learning Environments: A Systematic Literature Review”, *Computers and Education: Artificial Intelligence*, v. 2, article 100027. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100027>.
- Deeva, G., Bogdanova, D., Serral, E., Snoeck, M. and De Weerd, J. (2021) “A Review of Automated Feedback Systems for Learners: Classification Framework, Challenges and Opportunities”, *Computers & Education*, v. 162, article 104094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.104094>.
- Hattie, J. and Timperley, H. (2007) “The Power of Feedback”, *Review of Educational Research*, v. 77, n. 1, p. 81–112. DOI: <https://doi.org/10.3102/003465430298487>.
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., Stadler, M., Weller, J., Kuhn, J. and Kasneci, G. (2023) “ChatGPT for Good? On Opportunities and Challenges of Large Language Models for Education”, *Learning and Individual Differences*, v. 103, article 102274. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>.
- Kochmar, E., Vu, D. D., Belfer, R., Gupta, V., Serban, I. V. and Pineau, J. (2022) “Automated Data-Driven Generation of Personalized Pedagogical Interventions in Intelligent Tutoring Systems”, *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, v. 32, p. 323–349. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00267-x>.
- Lipnevich, A. A. and Smith, J. K. (2022) “Student–Feedback Interaction Model: Revised”, *Studies in Educational Evaluation*, v. 75, article 101208. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2022.101208>.
- Reddig, J. M., Arora, A. and MacLellan, C. J. (2025) “Generating In-Context, Personalized Feedback for Intelligent Tutors with Large Language Models”,

International Journal of Artificial Intelligence in Education, v. 35, p. 3459–3500. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40593-025-00505-6>.

Shute, V. J. (2008) “Focus on Formative Feedback”, Review of Educational Research, v. 78, n. 1, p. 153–189. DOI: <https://doi.org/10.3102/0034654307313795>.

Siemens, G. (2013) “Learning Analytics: The Emergence of a Discipline”, American Behavioral Scientist, v. 57, n. 10, p. 1380–1400. DOI: <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>.

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. and Gouverneur, F. (2019) “Systematic Review of Research on Artificial Intelligence Applications in Higher Education: Where Are the Educators?”, International Journal of Educational Technology in Higher Education, v. 16, article 39. DOI: <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>.