

APLICATIVO EDUCACIONAL GAMIFICADO BASEADO EM LÓGICA FUZZY PARA ADAPTAÇÃO DINÂMICA DO NÍVEL DE DIFICULDADE DE ATIVIDADES

Théo Limas Cucolotto¹, Merisandra Côrtes de Mattos², Luciano Antunes³

Resumo: O aplicativo educacional gamificado Zupt utiliza lógica fuzzy para adaptar dinamicamente o nível de dificuldade em atividades de Língua Portuguesa e Matemática voltadas aos anos iniciais do Ensino Fundamental. O mecanismo foi implementado por meio de um sistema de inferência fuzzy do tipo Mamdani, considerando como entradas o desempenho do estudante, representado pela porcentagem de acertos, e o tempo médio de resposta por questão. Como saída, o sistema gera um valor de ajuste para reduzir, manter ou aumentar a dificuldade das atividades seguintes. O comportamento do protótipo foi analisado por meio de testes funcionais com sessões simuladas por agentes sintéticos, totalizando 30 sessões e 300 questões respondidas. Os resultados indicaram predominância da decisão de manutenção do nível, sugerindo estabilidade funcional nos cenários simulados, com ocorrências pontuais de aumento e redução da dificuldade. Conclui-se que o protótipo permite explorar a integração entre lógica fuzzy e gamificação em um aplicativo educacional, embora ainda sejam necessários testes com estudantes do público-alvo para avaliar aprendizagem, motivação e experiência de uso.

Palavras-chave: Inteligência artificial na educação; Incerteza por imprecisão; Modelagem fuzzy; Personalização da aprendizagem; Gamificação.

ABSTRACT: The gamified educational application Zupt uses fuzzy logic to dynamically adapt the difficulty level of Portuguese Language and Mathematics activities aimed at the early years of Elementary School. The mechanism was implemented through a Mamdani fuzzy inference system, using student performance, represented by the percentage of correct answers, and the average response time per question as input variables. As output,

¹Curso de Ciência da Computação, Universidade do Extremo Sul Catarinense (Unesc), Criciúma - Santa Catarina - Brasil. theo.contato11@unesc.net

²Coorientadora, Grupo de Pesquisa em Inteligência Artificial Aplicada, Curso de Ciência da Computação, Universidade do Extremo Sul Catarinense (Unesc), Criciúma - Santa Catarina - Brasil.

³Orientador, Curso de Ciência da Computação, Universidade do Extremo Sul Catarinense (Unesc), Criciúma - Santa Catarina - Brasil. luc@unesc.net

the system generates an adjustment value to reduce, maintain, or increase the difficulty of subsequent activities. The prototype behavior was analyzed through functional tests with sessions simulated by synthetic agents, totaling 30 sessions and 300 answered questions. The results indicated a predominance of decisions to maintain the difficulty level, suggesting functional stability in the simulated scenarios, with occasional increases and reductions in difficulty. It is concluded that the prototype allows the exploration of the integration between fuzzy logic and gamification in an educational application, although tests with students from the target audience are still necessary to evaluate learning, motivation, and user experience.

Keywords: artificial intelligence in education; uncertainty due to imprecision; fuzzy modeling; learning personalization; gamification.

1 INTRODUÇÃO

A presença de tecnologias digitais na educação básica tem sido discutida como uma possibilidade de apoio à mediação pedagógica, especialmente quando esses recursos são planejados com objetivos educacionais definidos. No Ensino Fundamental I, etapa em que a Base Nacional Comum Curricular (BNCC) organiza habilidades relacionadas a componentes como Língua Portuguesa e Matemática, aplicativos educacionais podem ser utilizados como recursos complementares para propor atividades, oferecer devolutivas ao estudante e registrar dados gerados durante a interação com o sistema (Brasil, 2018).

Entre as estratégias utilizadas em ambientes digitais de aprendizagem, a gamificação destaca-se por incorporar elementos de jogos em contextos educacionais, como pontuação, medalhas, níveis, recompensas e indicadores de progresso. Esses elementos podem contribuir para o engajamento dos estudantes quando articulados a objetivos pedagógicos claros e ao acompanhamento da aprendizagem (Diniz; Merlin; Portela, 2024; Diniz et al., 2025; Vrcelj; Hoic-Bozic; Dlab, 2023).

Apesar de seu potencial, a gamificação, quando utilizada isoladamente, não garante que as atividades estejam adequadas ao nível de aprendizagem do aluno. Nos anos iniciais, estudantes podem apresentar ritmos diferentes de aprendizagem, o que torna pertinente considerar mecanismos de adaptação da dificuldade conforme o desempenho demonstrado durante a interação com o sistema (Bang; Li; Flynn, 2023; Diniz et al., 2025; Zhang; Huang, 2024). Nesse contexto, a adaptação dinâmica de

difficuldade permite modificar o nível de desafio com base em informações obtidas durante o uso da aplicação, como taxa de acerto e tempo de resposta. Assim, tem-se uma possibilidade de personalização da aprendizagem, a fim de que o ensino se adeque às necessidades de cada estudante.

A lógica *fuzzy* foi considerada uma alternativa para esse tipo de adaptação, pois permite lidar com informações graduais, aproximadas e imprecisas. Diferentemente da lógica clássica, baseada em classificações rígidas, a lógica *fuzzy* permite representar o raciocínio aproximado por meio de termos linguísticos, como baixo, médio e alto. Revisões recentes indicam que essa abordagem pode apoiar processos de avaliação, modelagem, personalização e tomada de decisão em cenários educacionais, embora sua aplicação na educação básica ainda esteja em desenvolvimento (Araújo Filho; Monteiro Júnior, 2025; Purwandari et al., 2025).

Entre os modelos de inferência *fuzzy*, o sistema do tipo Mamdani destaca-se por permitir a representação de decisões por meio de regras linguísticas do tipo *se-então*. Essa característica favorece a interpretação das decisões geradas pelo sistema, aspecto relevante em aplicações educacionais que buscam explicar seus critérios de adaptação (Carrasco-Garrido; Moreno-Cabezali; Raya, 2025; Pickering; Cohen; Baets, 2025).

Diante dos trabalhos correlatos, Chrysafiadi, Kamitsios e Virvou (2023) desenvolveram um jogo educacional em 3D voltado ao ensino de HTML, no qual a lógica fuzzy foi utilizada para realizar o ajuste dinâmico de dificuldade. No estudo, os dados obtidos a partir do desempenho do jogador são utilizados para identificar seu nível de habilidade e adequar os desafios apresentados durante a interação com o ambiente de aprendizagem. Dessa forma, o sistema busca evitar que as atividades permaneçam muito simples ou excessivamente difíceis para o usuário, realizando adaptações conforme o comportamento observado.

Outro trabalho relacionado é o de Esfahlani et al. (2017), que apresenta o ReHabGame, um jogo sério direcionado à reabilitação motora. Nesse caso, um controlador baseado em lógica fuzzy utiliza informações geradas durante a interação do usuário para definir o nível das atividades seguintes. Esses trabalhos demonstram a possibilidade de utilizar a lógica fuzzy como mecanismo de apoio à adaptação gradual de atividades. A partir dessa perspectiva, o presente trabalho aplica esse princípio em um aplicativo educacional gamificado voltado aos anos iniciais do Ensino Fundamental, considerando conteúdos de Matemática e Língua Portuguesa, além do desempenho e do tempo médio de resposta do estudante.

A partir da literatura analisada, observam-se avanços relacionados à gamificação personalizada, ao *feedback* adaptativo, à aprendizagem adaptativa e ao uso da lógica *fuzzy* em contextos educacionais. No entanto, ainda são pouco evidentes propostas que articulem, em uma mesma solução voltada ao Ensino Fundamental I, atividades de Língua Portuguesa e Matemática, elementos de gamificação, registro de desempenho do estudante e um mecanismo de inferência *fuzzy* do tipo Mamdani para ajustar automaticamente o nível das atividades (Bang; Li; Flynn, 2023; Diniz; Merlin; Portela, 2024; Diniz et al., 2025; Araújo Filho; Monteiro Júnior, 2025).

Dessa forma, este trabalho tem como objetivo geral analisar a aplicação do sistema de inferência *fuzzy* do tipo Mamdani em um aplicativo educacional gamificado para a adaptação dinâmica do nível de dificuldade em atividades no ensino de Língua Portuguesa e Matemática para estudantes do Ensino Fundamental I.

A justificativa deste trabalho está relacionada à busca por soluções educacionais digitais capazes de considerar diferentes ritmos de aprendizagem em atividades do Ensino Fundamental I. Como a BNCC orienta o desenvolvimento de habilidades relacionadas a componentes como Língua Portuguesa e Matemática, torna-se pertinente investigar recursos que apoiem a prática desses conteúdos em ambientes digitais (Brasil, 2018).

Além disso, a pesquisa relaciona-se ao Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 4 (ODS 4), apresentado na Agenda 2030 (Organização das Nações Unidas, 2015), que trata da educação inclusiva, equitativa e de qualidade, bem como da promoção de oportunidades de aprendizagem ao longo da vida. Essa relação ocorre porque o protótipo Zupt propõe atividades de Língua Portuguesa e Matemática com adaptação dinâmica do nível de dificuldade, considerando o desempenho e o tempo médio de resposta do estudante. Dessa forma, o trabalho busca investigar uma solução tecnológica voltada à personalização da aprendizagem em conteúdos escolares básicos, aproximando-se da perspectiva do ODS 4 ao considerar diferentes ritmos de aprendizagem e apoiar práticas educacionais mediadas por tecnologia (Organização das Nações Unidas, 2015).

O trabalho está organizado em quatro seções: introdução, materiais e métodos, resultados e discussão, e conclusão.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

Esta seção descreve os materiais, as etapas de desenvolvimento e os procedimentos utilizados na construção e verificação funcional do pro-

tótipo Zupt. A metodologia foi organizada em subseções que apresentam o delineamento da pesquisa, a organização das atividades educacionais, a modelagem do sistema *fuzzy*, a integração da lógica *fuzzy* ao aplicativo e os procedimentos de testes funcionais por meio de simulação com agentes sintéticos.

2.1 OBJETO DE ESTUDO E DELINEAMENTO DA PESQUISA

Esta pesquisa caracteriza-se como aplicada, de base tecnológica, com abordagem qualitativa e caráter exploratório-descritivo. O objeto de estudo foi o protótipo Zupt, desenvolvido para verificar funcionalmente um mecanismo de adaptação dinâmica do nível de dificuldade em atividades educacionais voltadas aos anos iniciais do Ensino Fundamental. O público-alvo considerado para a organização das atividades corresponde a estudantes do Ensino Fundamental I, faixa escolar geralmente associada a crianças entre 6 e 10 anos de idade.

O protótipo foi desenvolvido para a plataforma Android, utilizando o ambiente Android Studio, a linguagem Kotlin, um banco de dados local para armazenamento dos registros de progresso e dos *logs* das avaliações realizadas pelo sistema fuzzy, e a biblioteca jFuzzyLogic para implementação do sistema de inferência fuzzy. A prototipação visual das telas foi realizada no Canva antes da implementação funcional do aplicativo.

2.2 ORGANIZAÇÃO DAS ATIVIDADES EDUCACIONAIS E ELEMENTOS DE GAMIFICAÇÃO

As atividades educacionais foram organizadas em questões de Língua Portuguesa e Matemática, considerando conteúdos compatíveis com os anos iniciais do Ensino Fundamental. O banco de questões foi composto por 85 perguntas, distribuídas em três níveis de dificuldade: fácil, médio e difícil. Desse total, 45 questões foram direcionadas à Matemática e 40 à Língua Portuguesa. No nível fácil, foram organizadas 28 questões; no nível médio, 29 questões; e no nível difícil, 28 questões.

Cada questão foi composta por enunciado, alternativa correta, três alternativas incorretas, nível de dificuldade, matéria e uma explicação didática associada. A explicação foi utilizada para apresentar ao estudante uma orientação inicial antes da resolução da questão, relacionando a atividade ao conteúdo trabalhado.

As questões utilizadas no protótipo não foram retiradas de um banco de questões externo. Elas foram elaboradas especificamente para o

aplicativo Zupt, considerando conteúdos compatíveis com os anos iniciais do Ensino Fundamental e habilidades relacionadas aos componentes de Língua Portuguesa e Matemática previstos na BNCC (Brasil, 2018). Após a elaboração inicial, as questões foram organizadas por matéria e nível de dificuldade, sendo revisadas quanto ao enunciado, alternativas, explicação didática associada e adequação ao objetivo do protótipo.

O banco de questões foi estruturado em blocos pedagógicos, contemplando conteúdos de Matemática, como números e contagem, comparação de quantidades, adição, subtração, multiplicação, divisão, sequências numéricas, formas geométricas, medidas de tempo e leitura de dados. Em Língua Portuguesa, foram contemplados conteúdos como alfabeto, vogais, consoantes, sílabas, leitura e compreensão de frases, produção de frases, pontuação, ortografia, sinônimos, antônimos, dígrafos, concordância, sujeito, tempos verbais, aumentativo e diminutivo. Durante a execução das sessões, as questões foram filtradas conforme o nível atual do estudante e a matéria correspondente à fase selecionada. Em seguida, uma questão era escolhida aleatoriamente dentro do subconjunto filtrado, e as alternativas eram embaralhadas antes da exibição ao usuário.

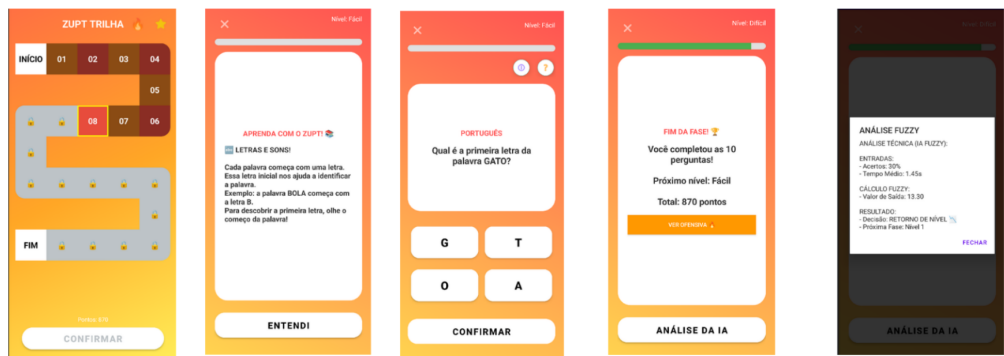
A gamificação do protótipo foi estruturada a partir de elementos de progressão, recompensa e continuidade de uso. A progressão foi representada pela trilha de 21 fases, sendo cada fase composta por uma sequência de questões selecionadas conforme a matéria e o nível de dificuldade atual do estudante. As recompensas foram organizadas por meio de medalhas vinculadas a critérios de participação, desempenho e avanço no aplicativo. Já a continuidade de uso foi representada pela ofensiva, que registra a sequência de dias em que o estudante acessa o protótipo. Esses elementos foram incorporados com a finalidade de tornar o percurso de aprendizagem mais visual, oferecer retorno ao estudante sobre seu progresso e incentivar a permanência nas atividades.

No contexto da gamificação, foi considerado o conceito de estado de fluxo, ou *flow*. Esse conceito refere-se a uma experiência psicológica em que o indivíduo se mantém envolvido na atividade, com atenção direcionada, sensação de controle e percepção positiva em relação à tarefa realizada. Norsworthy et al. (2023) apontam que o *flow* pode ser compreendido a partir de antecedentes, como desafio adequado, objetivos claros, retorno recebido durante a atividade e motivação, além de dimensões centrais como absorção na tarefa, controle com menor esforço e recompensa intrínseca (Norsworthy et al., 2023).

No protótipo Zupt, essa ideia foi considerada na organização das fases e no mecanismo de adaptação de dificuldade. A trilha de fases, a pontuação, as medalhas e o *feedback* após as respostas foram estruturados para oferecer ao estudante uma percepção de progresso durante a realização das atividades. Além disso, a adaptação baseada em desempenho e tempo médio de resposta busca evitar que o nível das questões permaneça distante das condições apresentadas pelo estudante, aproximando-se da proposta de equilíbrio entre desafio, progresso e envolvimento.

A Figura 1 apresenta o fluxo principal de interação do estudante com o aplicativo Zupt, contemplando: (a) a trilha de fases; (b) a explicação didática apresentada antes da questão; (c) a tela de resposta; (d) o *feedback* após a interação; e (e) a análise gerada ao final da sessão. Dessa forma, as telas ilustram como os elementos de progressão e *feedback* foram integrados à realização das atividades educacionais no protótipo.

Figura 1 - Telas de perguntas e respostas.



(a) Trilha de fases; (b) explicação didática; (c) tela de resposta; (d) *feedback*; (e) análise da sessão.

Fonte: Do autor.

Além do fluxo principal de perguntas e respostas, o protótipo também incluiu telas voltadas à entrada no aplicativo e aos elementos de gamificação. A Figura 2 apresenta: (a) a tela inicial, (b) a tela de ofensiva e (c) a tela de recompensas, utilizadas para representar conquistas, continuidade de uso e progressão do estudante.

Figura 2 - Telas de progresso.

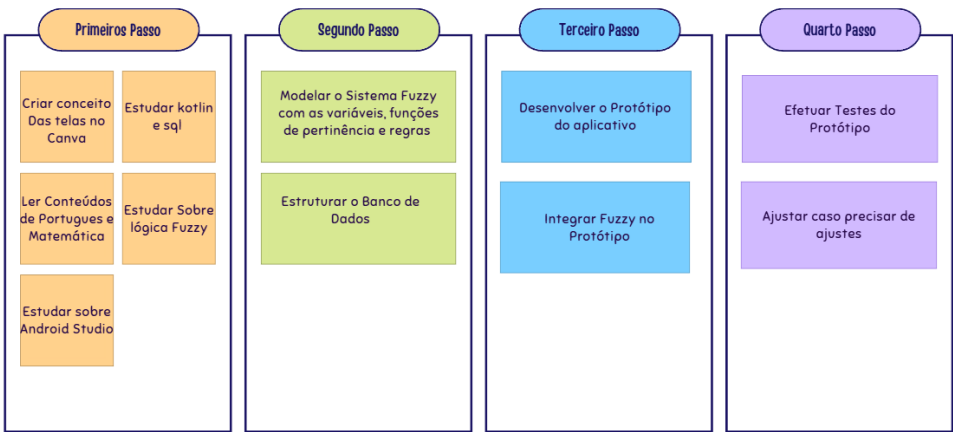


(a) Tela inicial; (b) ofensiva; (c) recompensas; (d) medalha conquistada.

Fonte: Do autor.

Para incentivar o engajamento e a continuidade das atividades, o protótipo incorporou elementos de gamificação, como o registro de ofensiva diária e um sistema de medalhas atrelado ao desempenho e progresso do usuário. O percurso metodológico de desenvolvimento do aplicativo Zupt, desde a concepção visual no Canva até a sua implementação final, é apresentado na Figura 3

Figura 3 - Processo de desenvolvimento do protótipo.



Fonte: Do autor.

A Figura 3 sintetiza as principais etapas de construção do aplicativo, desde a prototipação visual das telas até a implementação do protótipo Android. Esse processo envolveu a organização dos conteúdos de Língua Portuguesa e Matemática, a definição inicial dos níveis de dificuldade, a

modelagem do sistema *fuzzy* e a integração do mecanismo de adaptação ao aplicativo.

A definição dos níveis de dificuldade considerou a noção de progressão presente na BNCC, que define as aprendizagens essenciais como um conjunto orgânico e progressivo a ser desenvolvido ao longo da Educação Básica. Além disso, a BNCC compreende competência como a mobilização de conhecimentos e habilidades para resolver demandas complexas, o que permitiu organizar as questões conforme a complexidade exigida em sua resolução (Brasil, 2018). Dessa forma, questões mais diretas foram associadas ao nível fácil, enquanto questões que exigiam maior leitura, interpretação, aplicação de conceitos ou mais etapas de raciocínio foram classificadas nos níveis médio e difícil.

2.3 MODELAGEM DO SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY

O mecanismo de adaptação do nível de dificuldade do aplicativo Zupt foi implementado por meio de um sistema de inferência fuzzy do tipo Mamdani. Esse sistema foi utilizado para analisar dados gerados durante a interação do estudante com o aplicativo e indicar se o nível das próximas atividades deveria ser reduzido, mantido ou aumentado.

No protótipo desenvolvido, a avaliação fuzzy ocorre ao final de cada fase, composta por dez questões. Durante a execução da fase, o aplicativo registra o número de acertos e o tempo gasto em cada questão. Ao término da sessão, esses dados são processados para calcular duas informações principais: o desempenho do estudante, representado pela porcentagem de acertos; e o tempo médio de resposta, representado em segundos.

As variáveis de entrada do sistema fuzzy foram definidas como desempenho e atenção. A variável desempenho representa a taxa de acertos do estudante na fase, variando de 0 a 100. Essa variável foi dividida em três termos linguísticos: baixo, médio e alto. Já a variável atenção representa operacionalmente o tempo médio de resposta por questão, variando de 0 a 60 segundos. Essa variável foi dividida nos termos linguísticos rápido, normal e lento.

A variável de saída foi definida como *ajuste_dificuldade*, com domínio de 0 a 100. Essa variável indica a direção do ajuste a ser aplicado ao nível das próximas atividades. Para isso, foram definidos três termos linguísticos: *diminuir*, *manter* e *aumentar*. Resultados próximos ao termo *diminuir* indicam tendência de redução da dificuldade, enquanto a predomi-

nância do termo *manter* sugere a permanência no nível atual. Já quando o resultado se aproxima do termo *aumentar*, o sistema indica possibilidade de elevação da dificuldade das próximas atividades.

Como o sistema foi desenvolvido em nível de protótipo, a definição dos pontos das funções de pertinência foram realizados por meio do apoio da inteligência artificial generativa, não realizando-se a validação destes junto a especialistas humanos. Esses valores foram adotados para viabilizar a implementação e a verificação funcional do mecanismo de adaptação de dificuldade, não sendo considerados definitivos ou generalizáveis. Dessa forma, os parâmetros poderão ser refinados futuramente a partir da aquisição do conhecimento junto a especialistas do domínio de aplicação, da realização de testes com estudantes e da análise de dados reais de uso.

A Tabela 1 apresenta as variáveis utilizadas no sistema fuzzy, seus respectivos termos linguísticos e os pontos adotados para a construção das funções de pertinência trapezoidais. Esses pontos indicam as regiões de crescimento, pertinência máxima e decrescimento de cada conjunto fuzzy.

Tabela 1 - Variáveis do sistema fuzzy

Variável	Termo linguístico	Pontos da função de pertinência
<i>Desempenho</i>	<i>Baixo</i>	0, 20, 40, 50
<i>Desempenho</i>	<i>Médio</i>	40, 50, 70, 80
<i>Desempenho</i>	<i>Alto</i>	70, 80, 100, 100
<i>Atenção</i>	<i>Rápido</i>	0, 5, 15, 20 segundos
<i>Atenção</i>	<i>Normal</i>	15, 20, 40, 45 segundos
<i>Atenção</i>	<i>Lento</i>	40, 45, 55, 60 segundos
<i>Ajuste de dificuldade</i>	<i>Diminuir</i>	0, 0, 35, 40
<i>Ajuste de dificuldade</i>	<i>Manter</i>	35, 40, 60, 65
<i>Ajuste de dificuldade</i>	<i>Aumentar</i>	60, 65, 100, 100

Fonte: Do autor.

Observa-se que alguns conjuntos de uma variável apresentam sobreposição entre seus pontos de transição. Essa sobreposição é característica da lógica *fuzzy* e permite representar situações intermediárias. Por exemplo, um desempenho entre 40% e 50% pode estar parcialmente associado aos conjuntos *baixo* e *médio*, enquanto um desempenho entre 70% e 80% pode estar parcialmente associado aos conjuntos *médio* e *alto*. De modo semelhante, o tempo médio de resposta possui regiões de transição entre *rápido*, *normal* e *lento*, permitindo que o sistema evite decisões rígidas baseadas em transições abruptas entre conjuntos.

2.3.1 Definição das funções de pertinência

Para o funcionamento do sistema *fuzzy*, foram definidas funções de pertinência para as variáveis de entrada e para a variável de saída. Essas funções indicam o grau com que determinado valor pertence a um conjunto *fuzzy*, variando entre 0 e 1. No protótipo desenvolvido, foram utilizadas funções de pertinência trapezoidais, pois esse formato permite representar faixas de pertinência máxima e regiões graduais de transição entre conjuntos. Essa escolha foi apoiada no trabalho de Subbotin e Voskoglou (2014), que apresenta um modelo *fuzzy* trapezoidal voltado à avaliação da aprendizagem, utilizando trapézios com partes comuns para representar casos ambíguos entre níveis sucessivos (Subbotin; Voskoglou, 2014).

De modo geral, uma função trapezoidal é definida por quatro pontos principais, representados por γ_1 , α_1 , α_2 e γ_2 . Esses pontos correspondem aos valores apresentados na Tabela 1. O ponto γ_1 indica o início da região de crescimento da função; α_1 marca o início da faixa em que a pertinência é máxima; α_2 representa o fim dessa faixa de pertinência máxima; e γ_2 indica o término da região de decrescimento, quando a pertinência retorna a zero. A forma geral da função trapezoidal é apresentada na Equação 1.

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq \gamma_1 \\ \frac{x - \gamma_1}{\alpha_1 - \gamma_1}, & \gamma_1 < x < \alpha_1 \\ 1, & \alpha_1 \leq x \leq \alpha_2 \\ \frac{\gamma_2 - x}{\gamma_2 - \alpha_2}, & \alpha_2 < x < \gamma_2 \\ 0, & x \geq \gamma_2 \end{cases} \quad (1)$$

Na Equação 1, x representa o valor analisado da variável, enquanto $\mu(x)$ representa o grau de pertinência desse valor no conjunto fuzzy. Dessa forma, valores localizados nas regiões de crescimento ou decrescimento da função de pertinência pertencem parcialmente ao conjunto, enquanto valores localizados entre α_1 e α_2 pertencem totalmente ao conjunto, com grau de pertinência igual a 1.

Como as funções de pertinência utilizadas no protótipo seguem a mesma estrutura trapezoidal, optou-se por apresentar a forma geral da função e um exemplo aplicado à variável *atencao*, que representa operacionalmente o tempo médio de resposta do estudante por questão. Para essa variável, o conjunto *normal* foi definido pelos pontos 15, 20, 40 e 45 segundos, conforme apresentado na Tabela 1. Assim, sua função de pertinência

pode ser representada pela Equação 2.

$$\mu_{normal}(A) = \begin{cases} 0, & A \leq 15 \\ \frac{A - 15}{20 - 15}, & 15 < A < 20 \\ 1, & 20 \leq A \leq 40 \\ \frac{45 - A}{45 - 40}, & 40 < A < 45 \\ 0, & A \geq 45 \end{cases} \quad (2)$$

Na Equação 2, A representa o tempo médio de resposta do estudante por questão. O conjunto *normal* foi definido de modo que tempos entre 20 e 40 segundos apresentem grau de pertinência máximo. Já os intervalos entre 15 e 20 segundos e entre 40 e 45 segundos representam regiões de transição, nas quais o tempo médio passa gradualmente a pertencer ou deixa de pertencer ao conjunto *normal*. Tempos iguais ou inferiores a 15 segundos e iguais ou superiores a 45 segundos não pertencem a esse conjunto.

Esse mesmo procedimento foi utilizado para os demais conjuntos fuzzy da variável atenção Tabela 1, bem como para os conjuntos fuzzy das demais variáveis de entrada e de saída. Assim, não foi necessário apresentar uma equação para cada conjunto, pois todos seguem a mesma estrutura trapezoidal, diferenciando-se apenas pelos pontos utilizados em cada variável.

2.3.2 Regras de inferência fuzzy

Após a definição das funções de pertinência, foram elaboradas as regras de inferência fuzzy. As regras foram organizadas no formato sentença, relacionando as combinações entre desempenho e tempo médio de resposta ao ajuste de dificuldade. No sistema implementado, foram utilizadas sete regras fuzzy:

1. Se o *desempenho* é *baixo*, então o *ajuste_dificuldade* é *diminuir*.
2. Se o *desempenho* é *medio* e a *atencao* é *normal*, então o *ajuste_dificuldade* é *manter*.
3. Se o *desempenho* é *medio* e a *atencao* é *rapido*, então o *ajuste_dificuldade* é *manter*.
4. Se o *desempenho* é *medio* e a *atencao* é *lento*, então o *ajuste_dificuldade* é *diminuir*.

5. Se o *desempenho* é *alto* e a *atencao* é *rapido*, então o *ajuste_dificuldade* é *aumentar*.
6. Se o *desempenho* é *alto* e a *atencao* é *normal*, então o *ajuste_dificuldade* é *aumentar*.
7. Se o *desempenho* é *alto* e a *atencao* é *lento*, então o *ajuste_dificuldade* é *manter*.

As regras foram definidas para que o desempenho tivesse maior influência na decisão de adaptação, enquanto o tempo médio de resposta atuasse como critério de refinamento. Assim, quando o desempenho é baixo, o sistema tende a reduzir a dificuldade, independentemente do tempo médio. Quando o desempenho é médio, o tempo de resposta passa a influenciar a decisão: respostas em tempo rápido ou normal mantêm o nível, enquanto um tempo lento indica redução da dificuldade. Quando o desempenho é alto, o sistema aumenta a dificuldade caso o estudante responda em tempo rápido ou normal, mas mantém o nível quando o tempo é lento, evitando elevar a dificuldade em situações nas quais o estudante acertou, mas precisou de mais tempo para responder.

2.3.3 Inferência fuzzy e decisão de adaptação

Após a definição das funções de pertinência e das regras, os valores obtidos durante a interação do estudante com o aplicativo passam pela etapa de fuzzificação. Nessa etapa, o desempenho e o tempo médio de resposta são convertidos em graus de pertinência nos conjuntos fuzzy definidos. Assim, um mesmo valor pode pertencer parcialmente a mais de um conjunto, permitindo que o sistema trate situações intermediárias sem depender apenas de limites rígidos.

Esses graus de pertinência são utilizados pelas regras fuzzy para definir quais conjuntos de saída serão ativados. No sistema implementado, as regras relacionam as combinações entre *desempenho* e *atencao* com a variável *ajuste_dificuldade*. Dessa forma, as entradas do sistema são processadas pelas regras e resultam na ativação parcial ou total dos conjuntos de saída *diminuir*, *manter* ou *aumentar*.

Após a aplicação das regras, a saída fuzzy é convertida em um valor numérico por meio da defuzzificação. No protótipo, foi utilizado o método do centro de gravidade, representado pela Equação 3.

$$CG = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot \mu(x_i)}{\sum_{i=1}^n \mu(x_i)} \quad (3)$$

Na Equação 3, x_i representa os valores possíveis da variável de saída *ajuste_dificuldade*, enquanto $\mu(x_i)$ representa o grau de pertinência resultante após a aplicação das regras fuzzy. O valor final obtido é interpretado pelo aplicativo para decidir se o nível das próximas atividades será reduzido, mantido ou aumentado.

Após a obtenção do valor numérico de *ajuste_dificuldade*, o aplicativo aplica faixas de decisão para atualizar o nível do estudante. Quando o valor calculado é superior a 65 e o estudante ainda não está no nível máximo, o nível é aumentado. Quando o valor é inferior a 35 e o estudante não está no nível mínimo, o nível é reduzido. Nos demais casos, o nível é mantido. Dessa forma, a lógica fuzzy atua como mecanismo intermediário entre os dados coletados durante a fase e a decisão de adaptação da dificuldade das atividades seguintes.

2.4 PROCEDIMENTOS DE TESTES FUNCIONAIS E SIMULAÇÃO POR AGENTES SINTÉTICOS

A verificação do protótipo foi realizada por meio de testes funcionais, com o objetivo de observar se as funcionalidades implementadas respondiam conforme o comportamento esperado. Os testes de software podem ser organizados em diferentes níveis, como unidade, integração, sistema e aceitação pelo usuário final (Neves et al., 2024).

No Zupt, foram considerados testes de unidade, integração e sistema. Os testes de unidade verificaram funções específicas, como cálculo de desempenho, tempo médio de resposta, pontuação e retorno do sistema *fuzzy*. Os testes de integração observaram a comunicação entre o quiz, o mecanismo *fuzzy*, a atualização do nível de dificuldade e o banco local. Já os testes de sistema verificaram o fluxo completo da aplicação, desde o acesso à fase até a finalização da sessão e o armazenamento dos dados.

Como não houve participação de estudantes reais, a verificação foi conduzida por meio de simulação com agentes sintéticos. Essa estratégia permite representar perfis simulados de usuários para testar e validar sistemas em ambiente de simulação (Salza; Palma; Gall, 2022). No protótipo, os agentes sintéticos foram utilizados para representar diferentes combinações de desempenho e tempo médio de resposta, permitindo analisar a coerência das decisões geradas pelo sistema *fuzzy*.

Tabela 2 - Agentes sintéticos utilizados nos testes funcionais

Ag.	Perfil simulado	Acertos	Tempo médio	Decisão esperada	Qtd.
A1	Desempenho intermediário e tempo normal	6 a 8	18 a 35s	Manter nível	18
A2	Alto desempenho com tempo rápido ou normal	8 a 9	10 a 25s	Subir nível	6
A3	Alto desempenho no nível fácil	9 a 10	Até 15s	Salto de nível	2
A4	Desempenho reduzido com tempo elevado	4 a 5	40 a 55s	Descer nível	1
A5	Baixo desempenho no nível difícil	2 a 4	45 a 60s	Retorno de nível	3

Fonte: Do autor.

A partir dessa matriz, foram executadas 30 sessões simuladas, totalizando 300 questões respondidas. Os dados gerados permitiram verificar o registro das respostas, o cálculo de desempenho e tempo médio, o processamento das entradas no sistema *fuzzy*, a atualização do nível de dificuldade e o armazenamento dos registros. Testes de aceitação com usuários do público-alvo não foram realizados nesta etapa, sendo indicados como possibilidade para trabalhos futuros.

2.5 INTEGRAÇÃO DA LÓGICA FUZZY AO APLICATIVO

O protótipo Zupt foi desenvolvido para a plataforma Android, utilizando a linguagem Kotlin e o ambiente Android Studio. A interface foi construída por meio de arquivos XML de layout, com componentes nativos do Android e recursos visuais definidos na pasta *res*. Para a persistência local dos dados, foi utilizado SQLite, enquanto a implementação do sistema de inferência fuzzy foi realizada com apoio da biblioteca *jFuzzyLogic*, incorporada ao projeto por meio de um arquivo JAR local.

A estrutura do aplicativo foi organizada em classes com responsabilidades distintas, permitindo separar a navegação, a execução das atividades, a lógica de adaptação e o armazenamento dos dados. A *MenuActivity* foi utilizada como tela inicial do aplicativo, apresentando o acesso principal ao usuário. A partir dela, o usuário é direcionado para a *MainActivity*, responsável pela trilha de fases, pelo carregamento do progresso salvo e pelo acesso às telas complementares de medalhas e ofensiva. Dessa forma, a *MainActivity* funciona como a tela de acompanhamento do avanço do usuário no aplicativo.

A *QuizActivity* concentrou a execução das atividades educacionais. Nessa classe foram controladas a seleção das questões, a apresen-

tação das explicações didáticas, a exibição das alternativas, a verificação das respostas, o cálculo da pontuação e o registro dos dados utilizados na adaptação de dificuldade. Cada sessão foi composta por dez questões, selecionadas conforme a matéria da fase e o nível atual do usuário. Ao longo da sessão, a classe registrou o número de acertos e o tempo gasto em cada questão, informações posteriormente enviadas ao sistema fuzzy.

As questões utilizadas no aplicativo foram representadas pela classe de dados *Pergunta*, definida no arquivo *Modelos.kt*. Essa classe armazena as informações necessárias para a exibição de cada atividade, como enunciado, alternativa correta, alternativas incorretas, nível de dificuldade, matéria, explicação didática e dica. Além dela, o arquivo *Modelos.kt* também incluiu as classes de dados *ProgressoUsuario* e *LogIA*, utilizadas para representar, respectivamente, o estado de progresso do usuário e os registros das avaliações realizadas pelo sistema fuzzy.

A integração com a lógica fuzzy foi realizada por meio da classe *FuzzyEvaluator*. Essa classe atuou como intermediária entre a *QuizActivity* e a biblioteca *jFuzzyLogic*, carregando o arquivo *regras_tcc.fcl*, armazenado na pasta *assets* do projeto. Ao final de cada sessão, a *QuizActivity* envia para a *FuzzyEvaluator* os valores de desempenho e tempo médio de resposta. Em seguida, a biblioteca executa o sistema de inferência fuzzy e retorna o valor de saída utilizado pelo aplicativo para atualizar o nível das próximas atividades.

A persistência dos dados foi realizada pela classe *DatabaseHelper*, responsável por gerenciar o banco local SQLite. Foram utilizadas duas tabelas principais: *progresso* e *logs_ia*. A tabela *progresso* armazena informações relacionadas ao avanço do usuário no aplicativo, como pontuação acumulada, nível atual, maior fase desbloqueada, medalhas conquistadas, ofensiva e fases completadas. Já a tabela *logs_ia* registra o histórico das avaliações fuzzy, incluindo desempenho, tempo médio de resposta, valor de ajuste, nível anterior, novo nível e horário da avaliação.

Além das classes centrais, o aplicativo contou com telas complementares ligadas aos elementos de gamificação. A *AtividadeMedalhas* foi utilizada para apresentar as conquistas obtidas pelo usuário, enquanto a *OfensivaActivity* exibiu o contador de dias consecutivos de uso. Assim, o funcionamento geral do Zupt foi organizado em um fluxo no qual o usuário acessa a trilha de fases, realiza as atividades, tem seus dados processados pelo mecanismo fuzzy e mantém seu progresso salvo localmente para as próximas interações.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir dos procedimentos de testes funcionais descritos na seção anterior, foram analisados os registros de 30 sessões simuladas com agentes sintéticos, totalizando 300 questões respondidas. Durante as sessões, foram registrados o número de acertos, o desempenho percentual, o tempo médio de resposta, o valor de saída do sistema *fuzzy*, a decisão de adaptação de dificuldade, o nível antes e depois da avaliação, a pontuação acumulada e as medalhas conquistadas.

A análise concentrou-se em verificar como os dados simulados de desempenho e tempo médio de resposta foram processados pelo sistema *fuzzy* e como essas informações resultaram em decisões de manutenção, aumento, redução, salto ou retorno de nível. A Tabela 3 reúne os principais indicadores obtidos.

Tabela 3 - Síntese geral dos resultados obtidos

Indicador	Valor
Total de sessões simuladas	30
Total de questões respondidas	300
Média de acertos por sessão	6,73 de 10
Média geral de desempenho	67,33%
Tempo médio geral de resposta	21,85 segundos
Média do valor <i>fuzzy</i> de saída	56,76
Pontuação final acumulada	7.360 pontos
Tipos de medalhas conquistadas	4

Fonte: Do autor.

A Tabela 3 mostra média geral de desempenho de 67,33% e tempo médio geral de resposta de 21,85 segundos, indicando um cenário intermediário de uso. Esse comportamento permitiu observar diferentes respostas do sistema *fuzzy*, já que os dados de entrada variaram ao longo das sessões e resultaram em média de saída *fuzzy* de 56,76.

A Tabela 4 apresenta a distribuição das decisões tomadas pelo sistema *fuzzy* ao longo das 30 sessões simuladas.

Tabela 4 - Distribuição das decisões do sistema fuzzy

Decisão	Ocorrências	Percentual
Manter nível	18	60,0%
Subir nível	6	20,0%
Salto de nível	2	6,7%
Descer nível	1	3,3%
Retorno de nível	3	10,0%

Fonte: Do autor.

A Tabela 4 mostra que a decisão mais recorrente foi manter o nível, registrada em 18 sessões, correspondendo a 60,0% dos casos. Esse resultado indica que, na maior parte das simulações, os dados de desempenho e tempo médio permaneceram em faixas que não exigiram alteração imediata da dificuldade. As demais decisões ocorreram em situações específicas, quando as variações nas entradas indicaram necessidade de ajuste.

Para compreender melhor o comportamento das decisões adaptativas, também foi analisado o desempenho registrado em cada nível de dificuldade. A Tabela 5 apresenta a distribuição das sessões, o desempenho médio e o tempo médio de resposta em cada nível.

Tabela 5 - Desempenho por nível de dificuldade

Nível	Sessões	Desempenho médio	Tempo médio
Fácil	7	82,86%	11,84s
Médio	9	70,00%	18,21s
Difícil	14	58,57%	29,36s

Fonte: Do autor.

A Tabela 5 evidencia que, conforme a dificuldade aumentou, o desempenho médio diminuiu e o tempo médio de resposta aumentou. No nível fácil, o desempenho foi de 82,86%, com tempo médio de 11,84 segundos; no nível médio, 70,00% e 18,21 segundos; e, no nível difícil, 58,57% e 29,36 segundos. Essa diferença indica coerência funcional na organização dos níveis, pois as atividades classificadas como mais difíceis exigiram mais tempo e resultaram em menor taxa de acerto nas simulações.

Esse resultado também reforça a escolha do tempo médio de resposta como variável de entrada do sistema *fuzzy*. Como o tempo aumentou conforme o nível se tornou mais difícil, ele ajudou a representar o esforço necessário para resolver as questões. Assim, dois desempenhos

semelhantes podem ser interpretados de maneiras diferentes dependendo do tempo gasto: um acerto rápido pode indicar maior domínio, enquanto um acerto com tempo elevado pode indicar maior esforço.

Os elementos de gamificação também foram observados durante as sessões simuladas. A pontuação acumulada e as medalhas permitiram representar conquistas ao longo do uso do protótipo. A pontuação final de 7.360 pontos foi influenciada pela permanência em níveis mais avançados, nos quais os acertos possuem maior valor. Assim, o sistema de pontos esteve associado à progressão nas atividades e ao avanço para níveis mais desafiadores.

Em relação às medalhas, a recompensa Foco foi a mais frequente, seguida por Veloz, Mestre e Pontuador. A medalha Persistência não foi conquistada durante as simulações, o que pode indicar que seu critério de obtenção é mais restritivo ou menos compatível com o cenário avaliado. Esse resultado sugere a necessidade de revisar os critérios das recompensas em versões futuras, buscando maior equilíbrio entre medalhas mais comuns e mais raras.

De modo geral, os resultados permitiram observar o funcionamento do processo de adaptação implementado no Zupt, incluindo o registro de desempenho, o cálculo do tempo médio de resposta, a inferência *fuzzy* e a atualização da dificuldade das atividades. A predominância da decisão de manter nível, combinada com ocorrências de aumento e redução de dificuldade, indica que o mecanismo respondeu às variações registradas durante as sessões simuladas, utilizando as informações coletadas para definir o nível das atividades seguintes.

4 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo analisar a aplicação do sistema de inferência *fuzzy* do tipo Mamdani em um aplicativo educacional gamificado para a adaptação dinâmica do nível de dificuldade em atividades no ensino de Língua Portuguesa e Matemática para estudantes do Ensino Fundamental I. Como resultado, foi desenvolvido o protótipo Zupt, que utiliza lógica *fuzzy* para ajustar a dificuldade das atividades a partir do desempenho e do tempo médio de resposta.

Os testes funcionais realizados por meio de sessões simuladas com agentes sintéticos permitiram verificar o funcionamento da integração entre o aplicativo e o mecanismo *fuzzy*, incluindo o registro dos dados de desempenho, o processamento das regras de inferência e a atualização da

dificuldade das atividades. A principal contribuição do trabalho está na integração entre atividades educacionais, elementos de gamificação e lógica *fuzzy* em um protótipo móvel voltado a conteúdos escolares básicos. Os resultados obtidos indicam que o mecanismo implementado gerou diferentes decisões de adaptação conforme as condições simuladas de desempenho e tempo médio de resposta.

Como limitações, destacam-se a ausência de avaliações com estudantes do público-alvo, o número restrito de questões disponíveis e a necessidade de refinamento dos parâmetros *fuzzy* com dados reais. Como trabalhos futuros, sugere-se ampliar o banco de questões, revisar os critérios dos elementos de gamificação e realizar testes de aceitação com usuários do público-alvo, a fim de avaliar a utilização do aplicativo em contexto educacional.

DECLARAÇÃO DE USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Os autores declaram que ferramentas de Inteligência Artificial generativa foram utilizadas exclusivamente como apoio auxiliar à elaboração deste trabalho, incluindo assistência na revisão linguística, estruturação textual e organização de ideias. Nenhuma ferramenta de IA foi utilizada para substituição da autoria intelectual, análise científica, interpretação dos resultados ou tomada de decisões acadêmicas. A responsabilidade integral pelo conteúdo, originalidade, veracidade das informações e conformidade com os princípios de integridade científica permanece integralmente atribuída aos autores.

REFERÊNCIAS

ARAÚJO FILHO, J. V.; MONTEIRO JÚNIOR, F. N. **Revisão sistemática de literatura: uma busca de aplicações da lógica fuzzy em educação.** Ensino da Matemática em Debate, v. 12, n. 4, p. 181–199. 2025, Disponível em: <<https://doi.org/10.23925/2358-4122.71994>>. Acesso em: 13 maio 2026.

BANG, H. J.; LI, L.; FLYNN, K. **Efficacy of an adaptive game-based math learning app to support personalized learning and improve early elementary school students' learning.** Early Childhood Education Journal, v. 51, n. 4, p. 717–732. 2023, Disponível em:

<<https://doi.org/10.1007/s10643-022-01332-3>>. Acesso em: 13 maio 2026.

BRASIL. **Base Nacional Comum Curricular**. 2018. Disponível em: <https://cdn.mec.gov.br/basenacionalcomum.mec.gov.br/images/BNCC_EI_EF_110518_versaofinal_site.pdf>. Acesso em: 13 maio 2026.

CARRASCO-GARRIDO, C.; MORENO-CABEZALI, B. M.; RAYA, A. M. **New perspectives on university quality assessment: A Mamdani fuzzy inference system approach**. PLOS ONE, v. 20, n. 5, p. e0321013. 2025, Disponível em: <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0321013>>. Acesso em: 13 maio 2026.

CHRYSAFIADI, K.; KAMITSIOS, M.; VIRVOU, M. **Fuzzy-based dynamic difficulty adjustment of an educational 3D-game**. Multimedia Tools and Applications, v. 82, p. 27525–27549. 2023, Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11042-023-14515-w>>. Acesso em: 31 maio 2026.

DINIZ, P. et al. **Gamificação personalizada com feedback adaptativo no ensino de programação: uma abordagem baseada em perfis motivacionais e estilos de aprendizagem**. Revista Brasileira de Informática na Educação, v. 33, p. 1522–1543. 2025, Disponível em: <<https://journals-sol.sbc.org.br/index.php/rbie/article/view/6170>>. Acesso em: 13 maio 2026.

DINIZ, P.; MERLIN, B.; PORTELA, C. **Estratégias de Gamificação Personalizadas no Ensino de Programação: uma revisão sistemática da literatura**. 2024. In: Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, p. 774–790. Disponível em: <<https://sol.sbc.org.br/index.php/sbie/article/view/31284>>. Acesso em: 13 maio 2026.

ESFAHLANI, S. S. et al. **An Adaptive Self-Organizing Fuzzy Logic Controller in a Serious Game for Motor Impairment Rehabilitation**. 2017. In: Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Edinburgh: IEEE, p. 1311–1318. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ISIE.2017.8001435>>. Acesso em: 7 jun. 2026.

NEVES, L. et al. **Elevating Software Quality in Agile Environments: The Role of Testing Professionals in Unit Testing**. 2024. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Software Testing, Verification and Validation Workshops. Toronto: IEEE, p. 293–296. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ICSTW60967.2024.00058>>. Acesso em: 7 jun. 2026.

NORSWORTHY, C. et al. **Psychological flow scale (PFS): Development and preliminary validation of a new flow instrument that measures the core experience of flow to reflect recent conceptual advancements**. International Journal of Applied Positive Psychology, v. 8, p. 309–337.

2023, Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s41042-023-00092-8>>. Acesso em: 13 maio 2026.

Organização das Nações Unidas. **Transformando nosso mundo: a Agenda 2030 para o desenvolvimento sustentável**. 2015. Documento institucional. Disponível em: <<https://brasil.un.org/sites/default/files/2020-09/agenda2030-pt-br.pdf>>. Acesso em: 13 maio 2026.

PICKERING, L.; COHEN, K.; BAETS, B. D. **A narrative review on the interpretability of fuzzy rule-based models from a modern interpretable machine learning perspective**. International Journal of Fuzzy Systems. 2025, Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s40815-025-02022-z>>. Acesso em: 13 maio 2026.

PURWANDARI, E. P. et al. **An adaptive learning system integrated with fuzzy logic to improve higher-order thinking skills**. Engineering, Technology and Applied Science Research, v. 15, n. 5, p. 28150–28156. 2025, Disponível em: <<https://doi.org/10.48084/etasr.12751>>. Acesso em: 13 maio 2026.

SALZA, P.; PALMA, M. E.; GALL, H. C. **Synthetic End-User Testing: Modeling Realistic Agents Based on Behavioral Examples**. 2022. ArXiv preprint. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2208.12261>>. Acesso em: 7 jun. 2026.

SUBBOTIN, I. Y.; VOSKOGLU, M. G. **Fuzzy Models for Learning Assessment**. 2014. ArXiv preprint. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1410.4497>>. Acesso em: 7 jun. 2026.

VRCELJ, A.; HOIC-BOZIC, N.; DLAB, M. H. **Use of gamification in primary and secondary education: A systematic literature review**. International Journal of Educational Methodology, v. 9, n. 1, p. 13–27. 2023, Disponível em: <<https://doi.org/10.12973/ijem.9.1.13>>. Acesso em: 13 maio 2026.

ZHANG, Z.; HUANG, X. **Exploring the impact of the adaptive gamified assessment on learners in blended learning**. Education and Information Technologies, v. 29, p. 21869–21889. 2024, Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10639-024-12708-w>>. Acesso em: 13 maio 2026.