

Um Estudo de Caso com Professores do Ensino Fundamental Acerca de *Game Learning Analytics*

Matheus Soppa Geremias¹, Isabela Gasparini^{2,1}, Eleandro Maschio³

¹Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGInf)
Universidade Federal do Paraná (UFPR) – Curitiba – PR – Brasil

²Departamento de Ciência da Computação
Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC) – Joinville – SC – Brasil

³Coordenação do Curso de Tecnologia em Sistemas para Internet
Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) – Guarapuava – PR – Brasil

matheus.geremias@ufpr.br, isabela.gasparini@udesc.br, eleandrom@utfpr.edu.br

Abstract. *Although Game Learning Analytics can be used to analyze the interaction between students and educational digital games, we still need more research about the stakeholders' perceptions of this field. Therefore, this paper presents details about the development of a GLA system, and a use case involving 16 Early Education professors and 707 students. Thus, based on the 424 extracted metrics, some characteristics of the applied games were identified, which will be further researched. We also noticed that professors are willing to use these technologies in their classes, recognizing several benefits related to the use of GLA.*

Resumo. *Apesar de Game Learning Analytics (GLA) poder ser utilizado para analisar a interação entre estudantes e jogos digitais educacionais, ainda são necessárias mais pesquisas quanto às percepções de stakeholders sobre a área. Portanto, o presente trabalho apresenta detalhes quanto ao desenvolvimento de um sistema de GLA, além de um estudo de caso realizado com a participação de 16 professores do Ensino Fundamental e 707 estudantes. Assim, com base nas 424 métricas extraídas, foram encontradas características dos jogos utilizados, que serão exploradas com maior profundidade no futuro. Também foi possível perceber que os professores estão dispostos a usar tais tecnologias em suas aulas, pois reconhecem alguns dos benefícios relacionados ao uso de GLA.*

1. Introdução

Ao longo dos anos, diversas teorias de aprendizagem já foram desenvolvidas, com diferentes metodologias e ferramentas que podem ser utilizadas nas salas de aula [Schunk 2012]. Um desses instrumentos são os jogos educacionais, que, segundo [Prensky 2001], é uma das melhores formas de trabalhar com a geração de crianças do século XXI

Ainda, há um aumento da aplicação de jogos nas salas de aula nos últimos anos [Michael and Chen 2006, Freire et al. 2016, Reardon et al. 2022]. Tal dado está relacionado ao fato de que, por conterem objetivos pedagógicos bem definidos, Jogos Digitais Educacionais (JDE) podem contribuir no ensino de conteúdos e já existem comprovações

de sua efetividade em diversos campos, como matemática, física, engenharia, medicina, economia, história e literatura [Ángel Serrano-Laguna et al. 2017].

Assim, JDE consistem em instrumentos de ensino complementar, capazes de promover o desenvolvimento de diversas habilidades cognitivas de uma maneira lúdica e divertida, com engajamento e atenção dos estudantes [Oliveira et al. 2015]. Porém, sua aplicação apresenta algumas limitações, pois “jogos educacionais tradicionais e sistemas gamificados são caixas-pretas em que os professores não podem ver ou saber, além da pontuação final e dos níveis concluídos, como os estudantes desempenharam no processo de aprendizado e progrediram para o objetivo educacional” [Tlili and Chang 2019, tradução nossa].

Uma forma de auxiliar nesse cenário é com a introdução de *Game Learning Analytics* (GLA), que pode ser utilizado para “desenvolver um entendimento profundo sobre como os jogos digitais realmente afetam o processo de aprendizagem, quais habilidades e técnicas os jogos podem fornecer e de qual maneira eles podem ser combinados com as preferências dos estudantes” [Freire et al. 2016, tradução nossa].

Dessa forma, GLA é a chave para a resolução dessa limitação, pois “pode providenciar uma visão analítica em exatamente quais aspectos dos jogos auxiliam ou não o processo de aprendizado, em uma forma que outros métodos de pesquisa, como pré/pós testes de avaliação do aprendizado, não conseguem” [Reardon et al. 2022, tradução nossa]. Além disso, outros benefícios de seu uso são [Freire et al. 2016]: diminuição dos custos de desenvolvimento de jogos; aprimoramento do *design* dessas ferramentas; aumento da taxa de retenção de estudantes e até mesmo predição o desempenho dos jogadores.

Contudo, por ainda ser uma área recente, GLA não apresenta muitos padrões acerca de seu uso, o que poderia potencialmente facilitar a transferência de tecnologias entre jogos e também abrir o caminho para a análise de dados de jogos integrados com fontes externas [Reardon et al. 2022, Alonso-Fernández et al. 2022]. Além disso, para que a acurácia de um sistema seja alta, muitas vezes é necessária uma grande quantidade de dados, o que resultaria em mais um desafio da área [Tlili and Chang 2019]: a criação de uma arquitetura que suporte um grande volume de dados variados.

Nesse contexto, diversos métodos podem ser aplicados para o desenvolvimento de um sistema com tais características, sendo que alguns desses focam nos usuários e em suas ações para a determinação do que precisa ser implementado [Rogers et al. 2023]. Dessa forma, um tópico importante a ser explorado é a identificação de *stakeholders* de GLA, bem como suas percepções e interações com a área [Calvo-Morata et al. 2019].

Com base nisto, o presente artigo apresenta detalhes quanto às percepções de professores acerca de GLA, com base em seu contato com um sistema que apresenta informações acerca da interação de estudantes com jogos. Para isso, criou-se o LEVEL (*Ludic Environment to Visualize Educational Learning*), que tem como objetivo auxiliar na inclusão de técnicas de GLA no desenvolvimento de JDE. O sistema desenvolvido, além de ser utilizado no estudo de caso abordado neste trabalho, também foi avaliado e teve os dados obtidos das interações analisados.

Dessa forma, o artigo está estruturado da seguinte maneira: a Seção 2 trata da fundamentação teórica, com todos os conceitos necessários para o entendimento do tra-

balho. A Seção 3 aborda alguns projetos relacionados que já foram criados, com suas contribuições científicas e lacunas citadas. A Seção 4 descreve o desenvolvimento do sistema em si, incluindo o método seguido, com todas as suas etapas, e consequente utilização em uma suíte de jogos. Já na Seção 5, é discorrido acerca do uso do sistema em salas de aula do Ensino Fundamental, bem como os resultados alcançados. Por fim, a Seção 6 traz as considerações finais deste projeto e sugestões de pesquisas futuras.

2. Fundamentação Teórica

Enquanto a área de *Learning Analytics* (LA) se dedica à “medição, coleção, análise e relato de dados acerca de estudantes e seus contextos, com o propósito de entender e aprimorar o aprendizado e o ambiente em que ele ocorre” [Siemens e Long 2011, tradução nossa], *Game Analytics* (GA) foca na integração de métodos e conhecimentos de diferentes disciplinas para apoiar a tomada de decisão durante o desenvolvimento e a avaliação de jogos digitais [Drachen et al. 2018, El-Nasr et al. 2013]. A partir da convergência entre os propósitos educacionais de LA e as ferramentas tecnológicas de GA, surge o campo de *Game Learning Analytics* (GLA) [Freire et al. 2016]. O GLA envolve a coleta, processamento e visualização de dados gerados pelas interações entre os jogadores e jogos com fins educativos [Freire et al. 2016, Alonso-Fernández et al. 2019]. Seu principal objetivo é “desenvolver um entendimento profundo sobre como os jogos digitais realmente afetam o processo de aprendizado, quais habilidades e técnicas os jogos podem fornecer e de qual maneira eles podem ser combinados com as preferências dos estudantes” [Freire et al. 2016, tradução nossa].

Adicionalmente, o GLA pode ser aplicado de duas maneiras distintas [Freire et al. 2016, Perez-Colado et al. 2018]: de forma assíncrona, por meio de análises posteriores que detalham como os alunos interagiram com o jogo ao longo de determinado período; ou em tempo real, permitindo que os professores acompanhem o desempenho dos estudantes enquanto a atividade ocorre, possibilitando intervenções pedagógicas imediatas. Para viabilizar esses diferentes cenários de aplicação, um sistema de GLA precisa incorporar uma série de componentes fundamentais [Freire et al. 2016], incluindo: mecanismos para extração dos dados de interação diretamente dos jogos; infraestrutura para coleta e armazenamento das informações; módulos de análise, capazes de operar tanto com dados em tempo real quanto com dados históricos; *Key Performance Indicators* (KPI), como pontuações, taxas de conclusão e indicadores de efetividade educacional; além de interfaces adequadas para apresentação dos resultados aos *stakeholders*.

Por fim, a literatura da área aponta um desafio recorrente que ainda demanda maior investigação: o desenvolvimento de uma plataforma de GLA que seja completa, de código aberto, escalável, flexível para diferentes contextos educacionais e que adote padrões de comunicação entre jogos e módulos analíticos [Freire et al. 2016, Perez-Colado et al. 2018, Alonso-Fernandez et al. 2017, Reardon et al. 2022, Alonso-Fernández et al. 2019, Ángel Serrano-Laguna et al. 2017, Alonso-Fernández et al. 2022]. Tal abordagem favorecerá a reprodutibilidade das pesquisas e facilitará a integração de novos métodos de análise.

3. Trabalhos Relacionados

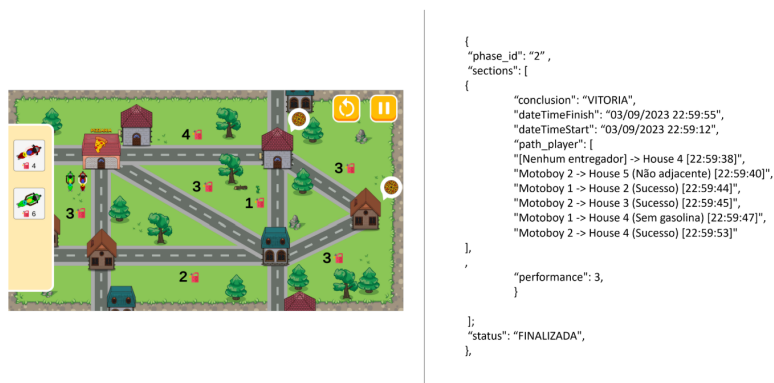
Baseado no Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) realizado pelos autores, que visou verificar como o processo de GLA têm sido aplicado em JDE e cujos resultados

podem ser visualizados em [Geremias et al. 2024b, Geremias et al. 2024a], e também em uma pesquisa exploratória que complementou o MSL, algumas publicações que abordam pesquisas acerca de GLA foram selecionadas, principalmente aquelas relacionadas ao desenvolvimento de ferramentas para a área e levando em consideração a influência dos grupos de pesquisa envolvidos na área. Dentre esses projetos, GLBoard e as ferramentas criadas pelo grupo de pesquisa e-UCM serão apresentadas a seguir.

Com o objetivo de “sistematizar o processo de captura e análise de dados em jogos educacionais” [Silva et al. 2022], GLBoard parte do princípio que existem dados genéricos que são comumente utilizados para informar sobre a aprendizagem do estudante. Tal sistema foi utilizado em dois estudos de caso.

No primeiro, GLBoard foi integrado com dois JDE, de forma a demonstrar a aplicabilidade do sistema [Honda et al. 2023]. Apesar de não ter sido configurado em todas as fases, a Figura 1 apresenta os dados extraídos das interações com um dos jogos, na qual é possível observar informações como a fase finalizada, bem como as ações realizadas e o status de conclusão atingido [Honda et al. 2023].

Figura 1. Segunda fase do “Cadê minha pizza?” e os dados obtidos



Fonte: [Honda et al. 2023]

Já no segundo estudo de caso, verificou-se a dificuldade relacionada à incorporação do sistema em um JDE já desenvolvido, por meio de uma estratégia exploratória [Macena et al. 2024]. Alguns desafios foram identificados, como a inserção das variáveis de captura e a adaptação da estrutura do jogo, com a transformação do que já havia sido feito para o padrão do sistema [Macena et al. 2024].

Dessa maneira, apesar de ter sido demonstrado o uso do sistema, bem como incentivada sua utilização desde a concepção de um JDE, ainda não foram exploradas as formas visuais de análises do GLBoard. Isso, principalmente do ponto de vista do público-alvo, poderia ser útil para apresentar aos *stakeholders* as informações analisadas.

Quanto ao segundo trabalho relacionado, o grupo de pesquisa e-UCM desenvolveu diversas tecnologias, como: o padrão de dados xAPI-SG (*Experience Application Programming Interface Profile for Serious Games*), que consiste em uma especificação do formato dos dados enviados pelos jogos [Alonso-Fernández 2021]; TxMon, que disponibiliza um resumo dos dados coletados e permite uma análise exploratória das métricas [Alonso-Fernández 2021]; e Simva, que visa facilitar o processo de validação de um JDE,

ao combinar questionários e *Learning Analytics* [Pérez-Colado et al. 2019].

Além disso, tais ferramentas foram aplicadas e validadas em alguns jogos do grupo, por meio de estudos de caso [Alonso-Fernández et al. 2021]. Em um deles, houve a comparação entre diversos modelos de predição de conhecimento, no qual a regressão logística foi o que gerou os melhores resultados (90% de precisão, 98% de taxa de lembrança e 10% de taxa de classificação errônea) [Alonso-Fernández et al. 2021]. E, em outro estudo de caso, o melhor modelo encontrado foi o de regressão Bayesiana, com 0,54 de média de erro absoluto e 0,0053 de desvio padrão (normalizados na escala [0-10]) [Alonso-Fernández et al. 2021].

Com base nos resultados desses estudos, foi demonstrado que, apenas com base nas interações entre estudantes e o jogo, é possível prever o desempenho dos envolvidos com uma precisão de 90%. Contudo, apesar da disponibilização do que foi criado, não foi verificada a opinião dos professores acerca das informações apresentadas, que pode influenciar no uso do que foi desenvolvido, e não houve consideração quanto à dificuldade de uso dessas ferramentas por parte de *stakeholders* que não possuam conhecimentos técnicos, tendo em vista o processo envolvido até obter a análise dos dados.

Assim, com o objetivo de contribuir nessa área, buscou-se verificar as percepções de professores acerca de GLA, com base no contato com um sistema desenvolvido, que explora as formas visuais de análise, permite que *stakeholders* escolham as métricas que desejam visualizar em tempo real e que passou por uma validação com usuários em um contexto real de uso, além de uma avaliação de usabilidade e utilidade percebida.

4. Desenvolvimento do LEVEL

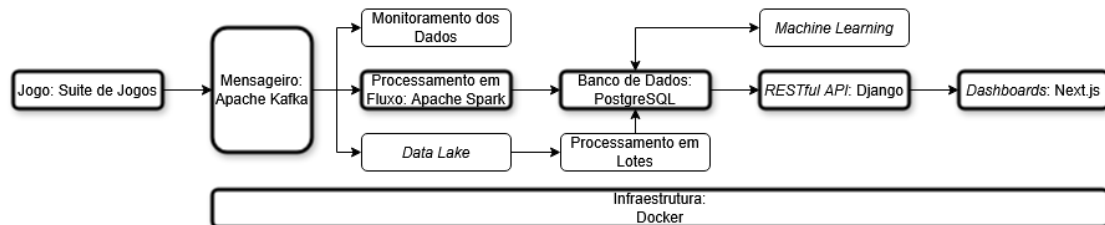
Para a criação do LEVEL, seguiram-se as seguintes etapas do *Design* de Interação [Rogers et al. 2023]: descoberta de requisitos, com foco em um problema e em como o sistema irá resolvê-lo; criação de alternativas, que envolve a proposta de ideias que cumpram os requisitos levantados; prototipação, que consiste na concretização de uma ideia, de forma a permitir que *stakeholders* interajam com o que foi criado, explorem sua adequação e comuniquem seus pensamentos; e avaliação, que “é o processo de determinar a usabilidade e aceitabilidade de um produto ou projeto, medido em termos de uma variedade de critérios de usabilidade e de experiência de usuário” [Rogers et al. 2023, tradução nossa].

Primeiramente, criaram-se histórias de usuário que abrangiam quatro tipos de personas: desenvolvedor, professor, aluno e usuário comum. Então, casos de uso foram concebidos de forma a delinear o comportamento do usuário e verificar seu caminho de ações. Além disso, consideraram-se todas essas informações em uma sessão de *brainstorming* com a equipe do projeto, que contou com a participação de sete profissionais com experiência relacionada à área e foi realizada para a definição dos requisitos do sistema (e.g., “O sistema deve permitir que desenvolvedores selecionem, criem, visualizem, editem e excluam métricas” e “O sistema deve permitir que professores e estudantes selecionem as métricas que desejam visualizar”).

Já na criação de alternativas, a arquitetura do sistema foi estabelecida, baseada nos trabalhos de [Vijayakumar and Bharathi 2023, Ang et al. 2020, Zahid et al. 2020, Davoudian and Liu 2020, Shah et al. 2016, Zheng et al. 2014]. Dessa forma, a Figura 2

apresenta o sistema, com seus respectivos componentes e tecnologias utilizadas no LEVEL, sendo que apenas os módulos destacados foram implementados para esse trabalho, o que inclui as funcionalidades principais para uma demonstração de uso.

Figura 2. Arquitetura do LEVEL

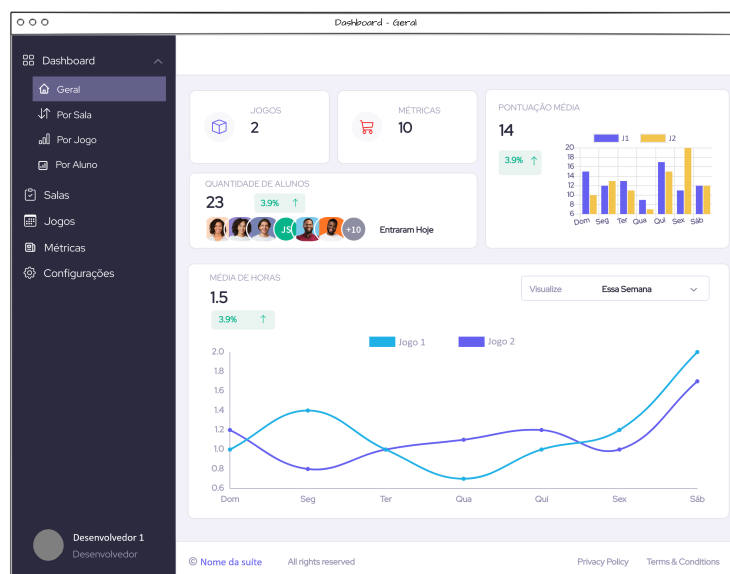


Fonte: autoria própria

Assim, a proposta é que o jogo utilize do Apache Kafka para o envio de informações que serão monitoradas, processadas em fluxo e salvas em um *data lake* – acessado em processamentos em lotes, para análises mais complexas. Para o processamento em tempo real, utilizou-se de Apache Spark, que salva as análises em um banco de dados PostgreSQL. Tais informações podem ser acessadas por múltiplos módulos, como o de *machine learning*, que visa disponibilizar diferentes análises. Outros módulos importantes são o *back-end* da aplicação *web*, criado com Django, e o *front-end*, desenvolvido com o *framework* Next.js.

Então, protótipos da interface *web* foram desenvolvidos, como a tela em que o usuário é redirecionado após o *login* no sistema, vide Figura 3. E, após uma avaliação por parte da equipe envolvida e correções com base nos apontamentos recebidos, um protótipo de alta fidelidade funcional foi criado, já com as tecnologias abordadas anteriormente.

Figura 3. Protótipo da tela de *dashboard* geral do LEVEL



Fonte: autoria própria

Depois dessa implementação, duas avaliações foram realizadas: testes funcionais, para assegurar o correto funcionamento de todo o sistema; e testes de usabilidade, com o envolvimento de três especialistas das áreas de jogos e Interação-Humano Computador (IHC), que verificaram a clareza e organização das informações apresentadas, além da responsividade e a navegabilidade do sistema.

Para o recebimento de dados, e após a consideração das observações dos testes anteriores, houve a integração com uma suíte de jogos já desenvolvida pelo presente grupo de pesquisa. E, por conta das opções de personalização oferecidas pelo sistema, outros grupos de pesquisa também podem integrá-lo aos jogos que desenvolvem.

Ainda, as interações e métricas analisadas foram baseadas no trabalho de [Geremias et al. 2024a]. Assim, foram configuradas 424 métricas, divididas em cinco categorias (i.e., acertos, erros, arrastos de itens, tempos, atividades). Destaca-se que, diante do conjunto de métricas existentes, cabe ao usuário escolher quais deseja visualizar (com opções de filtragem), o que enfatiza a flexibilidade do sistema e pode diminuir a carga cognitiva de visualizar muitas informações ao mesmo tempo.

Por fim, mais uma etapa de testes funcionais foi realizada, com a participação de quatro pesquisadores externos (um graduando, dois mestrando e um doutorando), todos com experiência na área de IHC. Novamente, os erros encontrados foram corrigidos e as sugestões de novas funcionalidades serão implementadas na próxima versão do sistema. Ainda, destaca-se que o recebimento foi positivo, como sugere o seguinte comentário: “*O projeto está muito bom, bem completo. Precisa de algumas melhorias pontuais, mas o sistema é bem legal. Gostei da conexão entre o LEVEL e os jogos*”.

5. Estudo de Caso

Para verificar as percepções de professores acerca de GLA, um estudo de caso foi elaborado para evidenciar esses pensamentos, com a seguinte questão explorada: a utilização do LEVEL auxilia os professores a acompanhar a progressão dos estudantes? Tal dúvida foi escolhida, pois ela aborda o cerne dos benefícios de GLA e seu entendimento permite abordar como os professores utilizam o sistema.

Tais entendimentos foram obtidos de duas formas: um questionário¹ com seis perguntas abertas, acerca do uso do LEVEL, e com questões demográficas, para entender melhor sobre o público-alvo; e diários de bordo, com todos os comentários e observações dos professores, alunos e pesquisadores envolvidos. Além disso, para a validação do sistema, também foram aplicados os questionários *System Usability Scale* (SUS) e *Technology Acceptance Model* (TAM).

Após a aprovação do projeto pelo Comitê de Ética e a obtenção da permissão da Secretaria de Educação de Joinville, acordou-se a execução de sessões de uso do sistema em quatro escolas: Escola Municipal Professora Karin Barkemeyer, Escola Municipal Professora Karin Barkemeyer Extensão, Escola Municipal Prefeito Joaquim Félix Moreira e Escola Municipal Doutor Ruben Roberto Schmidlin. Ao todo, o estudo de caso contou com a participação de 16 professores e 707 estudantes.

De forma a maximizar a quantidade de professores e estudantes no estudo, 24 turmas de primeiro ao terceiro ano do Ensino Fundamental foram abordadas por, pelo

¹<https://bit.ly/3HVoU2q>

menos, um pesquisador do grupo. Cada sessão foi de 50 minutos e, durante esse tempo, o professor utilizava do LEVEL enquanto os estudantes interagiam com os dois jogos da suíte, vide Figura 4.

Figura 4. Estudo de Caso - Utilização do LEVEL



Fonte: autoria própria

Durante o andamento da sessão, o pesquisador auxiliou os estudantes, respondeu eventuais dúvidas dos participantes e registrou todos os comentários expressados. Por fim, próximo ao fim da aula, foi aplicado o questionário e agradecido aos presentes pela participação, encerrando a sessão do estudo.

Primeiramente, acerca da validação do LEVEL, empregou-se o SUS², que visa apresentar uma visão geral da subjetiva avaliação de usabilidade de um sistema [Brooke 1995]. Tal instrumento foi adaptado para o contexto do projeto e, partindo dos dados válidos, o valor final do SUS foi de 85,58 (em uma escala de 100), o que pode ser considerado como aceitável e, dessa forma, não requer grandes mudanças [Tullis and Albert 2013].

O questionário TAM³ foi utilizado para verificar a aceitação do sistema pelos seus usuários, com base na sua intenção, utilidade e facilidade de uso [Davis and Davis 1989, Marikyan and Papagiannidis 2024]. Assim, foram adaptadas quatorze questões, com seis para a utilidade percebida (UP), seis para a facilidade de uso percebido (FUP) e duas para a intenção de uso (IU).

Baseada na análise dos dados válidos, a média geral entre os artefatos foi de 4,59 (em uma escala de cinco), com um desvio padrão médio de 0,62 e um Alfa de Cronbach médio de 0,92. Este último indica que o questionário possui uma grande consistência interna e que o LEVEL é aceito pela maioria dos usuários [Tavakol and Dennick 2011,

²<https://bit.ly/4ldTCTr>

³<https://bit.ly/40lwwBA>

Jerry J. Vaske and Sponarski 2017].

Em se tratando do questionário principal, cabe destacar que a quantidade de respostas obtidas foi uma a mais do que o número de professores. Como não foi possível encontrar quem pode ter preenchido duas vezes, todas as respostas foram levadas em consideração para a análise.

A maioria dos participantes foi mulheres (94,11%), com apenas uma resposta indicando “outro”, e o maior nível de ensino ficou dividido entre graduação (52,94%) e especialização (47,06%), com uma idade média de 42 anos. Ainda, apesar de um professor ter indicado não utilizar jogos digitais em suas aulas, sem uma explicação para tal escolha, 70,58% dos professores indicaram o interesse em utilizar JDE de maneira avaliativa.

Já acerca das questões abertas, uma análise de conteúdo foi realizada, com a criação de códigos e a verificação da frequência das palavras encontradas nas respostas. A primeira pergunta do questionário teve como foco avaliar se o LEVEL poderia contribuir para as atividades em sala de aula. As respostas destacaram alguns benefícios do sistema, especialmente a possibilidade de acompanhar o desempenho dos alunos em tempo real, como exemplificado em um dos relatos: *“Sim, ele poderá ser utilizado no percurso formativo, possibilitando acompanhar o desempenho do estudante de forma imediata”*.

Na segunda questão, buscou-se saber se os docentes pretendiam utilizar o LEVEL em suas práticas pedagógicas. A maioria respondeu afirmativamente, havendo apenas duas respostas negativas, ambas sem justificativas. Nas respostas positivas, foi recorrente o uso de termos como *“acompanhamento”*, *“monitoramento”* e *“progressão”*, como ilustrado na afirmação: *“Sim, como ferramenta de monitoramento e acompanhamento da aprendizagem dos estudantes”*.

A terceira pergunta teve como intenção identificar possíveis diferenças percebidas por conta da utilização de um sistema de GLA em um JDE. No entanto, algumas respostas indicaram confusão entre o sistema e a suíte como um todo, pois muitas menções diziam respeito aos próprios jogos. Ainda assim, surgiram posicionamentos favoráveis ao uso da análise de aprendizagem, como observado na seguinte resposta: *“Os jogos deixaram de ser apenas um passa tempo [sic] e passaram a ter um propósito, com a ferramenta é possível verificar o percentual de acertos e quais as maiores dificuldades dos estudantes”*.

A quarta questão procurou entender quais métricas os professores consideravam mais relevantes. Entre as mais citadas estavam os dados de erros e acertos, embora outros indicadores também tenham sido mencionados, como tempo de execução, número de tentativas, fases concluídas e solicitações de ajuda.

Já a quinta questão abordou como essas métricas influenciariam o trabalho docente. Novamente, destacou-se a importância do monitoramento individual dos alunos, como exemplificado na resposta: *“Quantidade de acerto e erros, pois o professor consegue ver no que o aluno ficou em defasagem, desta forma, dando para revisar aquele assunto que o aluno obteve dificuldade”*.

Por fim, a sexta pergunta buscou captar a opinião geral dos participantes sobre o sistema. As respostas reforçaram o potencial do LEVEL como ferramenta pedagógica, evidenciando sua utilidade no acompanhamento detalhado da aprendizagem, conforme o

exemplo: “A ferramenta parece ser bem proveitosa vista do ponto de vista pedagógico, pois as métricas possibilitam a visão plena de cada etapa e de cada estudante”. Além disso, foram feitas sugestões de melhorias e apontados alguns problemas técnicos observados.

Assim, com base nessas respostas, que podem ser visualizadas no seguinte [link](#)⁴, 57 códigos foram criados, contabilizados e agrupados em oito categorias: métricas visualizadas, tipos de visualizações, influência pedagógica do sistema, percepções acerca do sistema, necessidades relacionadas ao sistema, percepções acerca dos jogos, necessidades relacionadas aos jogos, percepções gerais. E, mais especificamente quanto à frequência dos códigos em si, “percepção positiva quanto ao auxílio disponibilizado pelo sistema” (24), “visualização de desempenho” (18) e “o sistema pode influenciar nas aulas” (18) foram os mais encontrados, o que corrobora a ideia de que os professores conseguem acompanhar a progressão dos estudantes ao utilizar o LEVEL.

Ainda, com base na análise de conteúdo do diário de bordo, o código mais encontrado para os professores foi “opinião positiva quanto ao sistema”, presente em dez comentários (e.g., “*Nossa, vocês fizeram isso? Vocês são geniais mesmo*”). Já para os estudantes, “engajamento com os jogos” possui 16 ocorrências, sendo o mais frequente (e.g., “*Entendi, agora é esse aqui*”). E, para os pesquisadores, o “engajamento com os jogos” também foi o mais encontrado, com sete comentários (e.g., “*Deixar os alunos se sentarem onde quisessem aumentava o engajamento entre eles*”).

Mas nem todos os comentários anotados foram positivos, pois houve algumas observações acerca de dúvidas, dificuldades e *bugs* encontrados, além do desinteresse apresentado por alguns alunos. Tal desinteresse pode ter relação com o nível de dificuldade dos jogos, que é baixo segundo alguns dos estudantes (e.g., “*Achei que era um jogo mais difícil*”).

Além disso, aproveitou-se que foram obtidos diversos dados das interações entre os estudantes e os jogos para realizar uma análise das ações realizadas. A análise completa, que vai além das informações apresentadas aqui, pode ser visualizada *online*⁵.

A primeira métrica analisada foi a completude do jogo e, com base na quantidade de fases iniciadas e completadas pelos jogadores, o primeiro jogo contou com uma porcentagem de conclusão média de 52,09% – o que, por conta do não recebimento de mensagens de conclusão de algumas fases, pode não refletir a realidade. Já a conclusão média do segundo jogo foi de 78,59%, com 44,67% dos estudantes completando todas as fases do jogo.

Devido à importância destacada pelos professores, a quantidade de acertos e erros também foram analisados. A média geral da quantidade total de acertos do primeiro jogo foi de 2.769 (com um valor elevado na Fase 2, 60% superior que às outras fases), enquanto a de erros foi 266,6. Ainda, um fato observado foi a existência de fases sem erros e acertos, o que foi desconsiderado por conta da inconsistência com outras informações obtidas e indica que o jogo não está enviando tais dados (i.e., o tempo para a conclusão de uma fase requer acertos, e a quantidade de fins de jogo apenas ocorre com erros).

⁴<https://bit.ly/4bZqZ8B>

⁵<https://bit.ly/4iJpTR2>

E, no segundo jogo, houve uma média total de 1.637,5 acertos e 416,1 erros, por fase. Um detalhe encontrado foi que a média de acertos da Fase 1 (2.456,4) foi menor do que da Fase 2 (3.077,1), o que pode significar ou uma diferença de dificuldade ou que mais movimentos são necessários na segunda fase.

Outras informações importantes que também foram analisadas são os tempos. No primeiro jogo, a média geral para a conclusão de uma fase foi de 21,5 segundos, com 19,6 segundos para a solicitação de ajuda e 12,7 segundos para uma desistência. O segundo jogo seguiu dados parecidos, com uma média geral de tempo para resolver uma fase de 21,1 segundos, 19,5 segundos para a solicitação de ajuda e 25,6 segundos para uma desistência.

6. Conclusão

Há séculos, jogos são utilizados na educação e, atualmente, JDE são considerados uma das melhores formas de ensino, com diversas comprovações acerca de seus benefícios. Contudo, muitos JDE são considerados “caixas-pretas”, pois não dispõem de uma forma de acompanhar a progressão dos estudantes, o que pode ser auxiliado com o uso de GLA.

GLA pode ser aplicado para apresentar aos *stakeholders* uma visão analítica sobre o comportamento dos jogadores, até mesmo em tempo real. Porém, além de não existirem muitos padrões acerca de seu uso, outro aspecto que também deve ser considerado é quanto às percepções desses *stakeholders* acerca da área, o que incentivou a presente dissertação, que foca nos professores do Ensino Fundamental.

Primeiramente, um MSL acerca das aplicações de GLA foi realizado, o que resultou em uma visão abrangente da área. Assim, com base na análise de 76 artigos, foi identificado como os dados são extraídos, quais as informações mais obtidas e analisadas, quais análises são feitas, como os resultados são apresentados e quais os *stakeholders* envolvidos.

Então, houve o desenvolvimento de um sistema que visa auxiliar os desenvolvedores a incluir técnicas de GLA em seus jogos educacionais, com métricas customizáveis à cada contexto. Para isso, seguiu-se o método de *Design* de Interação para a proposta e implementação da arquitetura do LEVEL e, após sua utilização em uma suíte de jogos, 424 métricas foram configuradas para extrair diversas interações com a suíte.

Após isso, para verificar se os professores conseguem acompanhar a progressão dos estudantes ao utilizar *dashboards* do sistema – e, com isso, averiguar a opinião dos mesmos quanto à GLA –, um estudo de caso foi elaborado. Para averiguar essa questão, um diário de bordo foi criado pelos pesquisadores e um questionário aberto foi respondido pelos 16 professores, com seis perguntas acerca do uso de GLA e do sistema em si.

Com base na análise qualitativa das respostas, inferiu-se que o sistema auxilia os professores no acompanhamento da progressão dos estudantes, por conta de diversas respostas que indicam essa percepção (e.g., “*Eu achei legal e prático de verificar com facilidade a aprendizagem dos estudantes*”). Também foi percebido que eles conhecem algumas das contribuições relacionadas ao uso de GLA nas salas de aula, como a possibilidade de adaptar o ensino conforme o desempenho dos estudantes (e.g., “*Sim, no desenvolvimento da turma, a professora consegue observar o resultado, os alunos que precisam de mais ajuda. Melhoraria no planejamento*”).

Além disso, aproveitou-se a oportunidade para realizar uma avaliação do LEVEL, com a aplicação dos questionários SUS, que obteve um valor aceitável (85,58), e TAM, cujos construtos indicam a aceitação do sistema pelos usuários (com uma média de 4,59). Ainda, os dados das interações entre estudantes e jogos também foram analisados, o que possibilitou evidenciar algumas características que serão mais investigadas no futuro, como o decréscimo da quantidade de estudantes que completaram cada fase ao longo dos jogos.

Com isso, ao longo de todo esse processo, houve a identificação de como as técnicas de GLA estavam sendo utilizadas em JDE, por meio de um MSL, a criação do LEVEL, que consiste na base na qual análises customizadas podem ser adicionadas, e o contato com *stakeholders* da área, por meio do estudo de caso realizado, que possibilitou verificar a opinião deles acerca de GLA.

Porém, uma limitação do LEVEL é a análise apenas de dados estruturados e, por conta disso, um trabalho futuro é a ampliação dos tipos de dados coletados. Nessa linha, também serão exploradas análises mais complexas, como com a utilização de inteligência artificial (IA) para a predição de desempenho dos estudantes, o que pode ser útil para os *stakeholders*.

Adicionalmente, como trabalhos futuros, visa-se continuar a utilização do LEVEL nos jogos criados, com o desenvolvimento de uma avaliação do Pensamento Computacional de crianças que estão interagindo com os jogos. E, para a área como um todo, objetiva-se a ampliação do estudo de caso, com uma amostra maior e com a inclusão de outros *stakeholders*, com pesquisas com desenvolvedores de jogos e estudantes.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001, e do Programa de Excelência Acadêmica (PROEX). Também agradecemos o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) através do processo 302959/2023-8 (DT2) e da Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Estado de Santa Catarina (FAPESC) Nº 48/2022 - Apoio à Infraestrutura para Grupos de Pesquisa da UDESC TO nº2023TR000245.

Referências

- Alonso-Fernandez, C., Calvo, A., Freire, M., Martinez-Ortiz, I., and Fernandez-Manjon, B. (2017). Systematizing game learning analytics for serious games. In *2017 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, pages 1111–1118.
- Alonso-Fernández, C. (2021). *Improving serious games evaluation by applying learning analytics and data mining techniques*. PhD thesis, Universidad Complutense de Madrid, Madrid.
- Alonso-Fernández, C., Calvo-Morata, A., Freire, M., Martínez-Ortiz, I., and Fernández-Manjón, B. (2019). Applications of data science to game learning analytics data: A systematic literature review. *Computers Education*, 141:103612.
- Alonso-Fernández, C., Calvo-Morata, A., Freire, M., Martínez-Ortiz, I., and Fernández-Manjón, B. (2022). Game learning analytics: Blending visual and data mining tech-

- niques to improve serious games and to better understand player learning. *Journal of Learning Analytics*, 9(3):32–49.
- Alonso-Fernández, C., Freire, M., Martínez-Ortiz, I., and Fernández-Manjón, B. (2021). Improving evidence-based assessment of players using serious games. *Telematics and Informatics*, 60:101583.
- Ang, K. L.-M., Ge, F. L., and Seng, K. P. (2020). Big educational data analytics: Survey, architecture and challenges. *IEEE Access*, 8:116392–116414.
- Brooke, J. (1995). SUS: A quick and dirty usability scale. *Usability Eval. Ind.*, 189.
- Calvo-Morata, A., Alonso-Fernández, C., J. Pérez-Colado, I., Freire, M., Martínez-Ortiz, I., and Fernández-Manjón, B. (2019). Improving teacher game learning analytics dashboards through ad-hoc development. *JUCS - Journal of Universal Computer Science*, 25(12):1507–1530.
- Davis, F. and Davis, F. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13:319–.
- Davoudian, A. and Liu, M. (2020). Big data systems: A software engineering perspective. *ACM Comput. Surv.*, 53(5).
- Drachen, A., Mirza-Babaei, P., and Nacke, L. (2018). *Games User Research*. Oxford University Press, Inc., USA.
- El-Nasr, M. S., Drachen, A., and Canossa, A. (2013). *Game Analytics: Maximizing the Value of Player Data*. Springer Publishing Company, Incorporated.
- Freire, M., Serrano-Laguna, Á., Iglesias, B. M., Martínez-Ortiz, I., Moreno-Ger, P., and Fernández-Manjón, B. (2016). *Game Learning Analytics: Learning Analytics for Serious Games*, pages 1–29. Springer International Publishing, Cham.
- Geremias, M., Dutra, T., Maschio, E., and Gasparini, I. (2024a). O uso de Game Learning Analytics em Jogos Digitais Educacionais: Um Mapeamento Sistemático da Literatura. In *Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, pages 737–749, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Geremias, M. S., Carvalho Da Silveira, E., Elíbio, B. C., Nazario Alves, B., De Marco, L. R., Cerigueli Dutra, T., Maschio, E., and Gasparini, I. (2024b). Game Learning Analytics in educational digital games: Preliminary results of a systematic mapping of analysis techniques and visualization strategies. In *2024 IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, pages 50–52.
- Honda, F., Macena, J., Duarte, J., Pires, F., Pessoa, M., and Oliveira, E. (2023). Um estudo de caso para a implementação de game learning analytics (gla) no desenvolvimento de jogos educacionais. In *Anais do II Workshop de Aplicações Práticas de Learning Analytics em Instituições de Ensino no Brasil*, pages 138–146, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Jerry J. Vaske, J. B. and Sponarski, C. C. (2017). Rethinking internal consistency in Cronbach’s Alpha. *Leisure Sciences*, 39(2):163–173.
- Macena, J., Honda, F., Melo, D., Pires, F., Oliveira, E., Fernandes, D., and Pessoa, M. (2024). Desafios na implementação de técnicas de gla em um jogo educacional de

- algoritmos: um estudo de caso. In *Anais do XXIII Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital*, pages 814–825, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Marikyan, D. and Papagiannidis, S. (2024). *Technology Acceptance Model: A review*.
- Michael, D. R. and Chen, S. L. (2006). *Serious Games: Games that Educate, Train and Inform*. Thomson Course Technology.
- Oliveira, A. T. d., Saddy, B. S., Mograbi, D. C., and Coelho, C. L. A. M. (2015). Jogos eletrônicos na perspectiva da avaliação interativa: ferramenta de aprendizagem com alunos com deficiência intelectual. *Neuropsicologia Latinoamericana*, 7:28 – 35.
- Perez-Colado, I., Alonso-Fernandez, C., Freire, M., Martinez-Ortiz, I., and Fernandez-Manjon, B. (2018). Game learning analytics is not informagic! In *2018 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, pages 1729–1737.
- Prensky, M. (2001). Digital natives, digital immigrants. *NCB University Press*, 9(5).
- Pérez-Colado, I. J., Calvo-Morata, A., Alonso-Fernández, C., Freire, M., Martínez-Ortiz, I., and Fernández-Manjón, B. (2019). Simva: Simplifying the scientific validation of serious games. In *2019 IEEE 19th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, volume 2161-377X, pages 113–115.
- Reardon, E., Kumar, V., and Reville, G. (2022). Game learning analytics. In Lang, C., Siemens, G., Wise, A. F., Gašević, D., and Merceron, A., editors, *The Handbook of Learning Analytics*, pages 152–162. SoLAR, 2 edition. Section: 15.
- Rogers, Y., Sharp, H., and Preece, J. (2023). *Interaction Design: Beyond Human-Computer Interaction*. John Wiley Sons, IN, USA.
- Schunk, D. (2012). *Learning Theories: An Educational Perspective*. Pearson.
- Shah, P., Hiremath, D., and Chaudhary, S. (2016). Big data analytics architecture for agro advisory system. In *2016 IEEE 23rd International Conference on High Performance Computing Workshops (HiPCW)*, pages 43–49.
- Siemens, G. and Long, P. (2011). 1st international conference on learning analytics and knowledge 2011. <https://web.archive.org/web/20110620222732/https://tekri.athabascau.ca/analytics/>. Acessado em 12/08/2024.
- Silva, D., Pires, F., Melo, R., and Pessoa, M. (2022). Glboard: um sistema para auxiliar na captura e análise de dados em jogos educacionais. In *Anais Estendidos do XXI Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital*, pages 959–968, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Tavakol, M. and Dennick, R. (2011). Making sense of Cronbach’s Alpha. *Int J Med Educ*, 2:53–55.
- Tlili, A. and Chang, M. (2019). *Data Analytics Approaches in Educational Games and Gamification Systems: Summary, Challenges, and Future Insights*, pages 249–255. Springer Singapore, Singapore.
- Tullis, T. and Albert, B. (2013). Chapter 6 - self-reported metrics. In Tullis, T. and Albert, B., editors, *Measuring the User Experience (Second Edition)*, Interactive Technologies, pages 121–161. Morgan Kaufmann, Boston, second edition edition.

- Vijayakumar, G. and Bharathi, R. (2023). Streaming big data with open-source: A comparative study and architectural recommendations. In *2023 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS)*, pages 1420–1425.
- Zahid, H., Mahmood, T., Morshed, A., and Sellis, T. (2020). Big data analytics in telecommunications: literature review and architecture recommendations. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 7(1):18–38.
- Zheng, Q., He, H., Ma, T., Xue, N., Li, B., and Dong, B. (2014). Big log analysis for e-learning ecosystem. In *2014 IEEE 11th International Conference on e-Business Engineering*, pages 258–263.
- Ángel Serrano-Laguna, Martínez-Ortiz, I., Haag, J., Regan, D., Johnson, A., and Fernández-Manjón, B. (2017). Applying standards to systematize learning analytics in serious games. *Computer Standards Interfaces*, 50:116–123.