

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E
TECNOLOGIA DO SUL DE MINAS GERAIS
CÂMPUS MUZAMBINHO**

Curso de Ciência da Computação

Erik Bolonha Abdala

**Dificuldade Adaptativa em Jogos Digitais: Análise do
Impacto no Engajamento do Jogador**

Muzambinho

2025

Erik Bolonha Abdala

**Dificuldade Adaptativa em Jogos Digitais: Análise do
Impacto no Engajamento do Jogador**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Ciência da Computação, do Instituto
Federal de Educação Ciência e Tecnologia do Sul
de Minas Gerais - Câmpus Muzambinho, como
requisito parcial à obtenção do título de Bacharel
em Ciência da Computação.

Orientador: Ricardo José Martins

Muzambinho
2025

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Me. Ricardo José Martins (Orientador)

Prof.^a Aline Regina de Oliveira

Prof.^a Dra. Aline Marques Del Valle

Muzambinho, 17 de Dezembro de 2025

ABDALA, Erik Bolonha. Dificuldade Adaptativa em Jogos Digitais: Análise do Impacto no Engajamento do Jogador. 2025. 52f. Trabalho de Conclusão de Curso (Curso Ciência da Computação) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais – Câmpus Muzambinho, Muzambinho, 2025.

RESUMO

O equilíbrio entre o desafio proposto e a habilidade do jogador é um fator determinante para a imersão em jogos digitais, conforme descrito pela Teoria do *Flow*. A utilização de níveis de dificuldade estáticos, no entanto, pode limitar esse engajamento, gerando frustração ou tédio. O presente trabalho tem como objetivo investigar o impacto do ajuste dinâmico de dificuldade (DDA) no engajamento dos jogadores. Para isso, foi realizada uma pesquisa aplicada que consistiu no desenvolvimento de um protótipo de jogo de plataforma 2D na *engine* Godot, concebido em duas versões: uma com dificuldade fixa e outra com um sistema adaptativo. O algoritmo desenvolvido monitorou métricas específicas de combate, defesa (*parry*) e movimentação em plataformas para ajustar dinamicamente a agressividade dos inimigos e a velocidade dos obstáculos. O experimento contou com a participação de 11 voluntários, cujos dados foram coletados por meio de testes remotos e formulários de feedback. Os resultados demonstraram que a versão adaptativa superou a versão fixa nos quesitos de atenção mantida e intenção de continuar jogando (*replay*), indicando maior retenção. Observou-se também um leve aumento na frustração na versão adaptativa, fenômeno interpretado como um estresse positivo (*eustress*) necessário para retirar o jogador da zona de conforto. Ademais, os relatos qualitativos indicaram que oscilações bruscas na dificuldade podem afetar a imersão, apontando para a importância de implementar perfis de adaptação personalizáveis (como modos bilaterais ou apenas de desafio) em trabalhos futuros. Conclui-se que sistemas adaptativos são eficazes para maximizar o engajamento, embora exijam calibração cuidadosa para manter a invisibilidade do sistema.

Palavras-chave: Dificuldade Adaptativa; Engajamento do Jogador; Teoria do *Flow*.

ABDALA, Erik Bolonha. Dificuldade Adaptativa em Jogos Digitais: Análise do Impacto no Engajamento do Jogador. 2025. 52f. Trabalho de Conclusão de Curso (Curso Ciência da Computação) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sul de Minas Gerais – Câmpus Muzambinho, Muzambinho, 2025.

ABSTRACT

The balance between the proposed challenge and the player's skill is a determining factor for immersion in digital games, as described by Flow Theory. However, the use of static difficulty levels can limit this engagement, leading to frustration or boredom. This work aims to investigate the impact of Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) on player engagement. To this end, applied research was conducted, consisting of the development of a 2D platformer prototype in the Godot engine, designed in two versions: one with fixed difficulty and another with an adaptive system. The developed algorithm monitored specific combat, defense (parry), and platform movement metrics to dynamically adjust enemy aggressiveness and obstacle speed. The experiment involved 11 volunteers, whose data were collected through remote testing and feedback forms. The results showed that the adaptive version outperformed the fixed version in terms of sustained attention and intention to continue playing (replayability), indicating higher retention. A slight increase in frustration was also observed in the adaptive version, a phenomenon interpreted as positive stress (eustress) necessary to push the player out of their comfort zone. Furthermore, qualitative reports indicated that sudden fluctuations in difficulty can affect immersion, pointing to the importance of implementing customizable adaptation profiles (such as bilateral or challenge-only modes) in future works. It is concluded that adaptive systems are effective in maximizing engagement, although they require careful calibration to maintain system invisibility.

Keywords: Adaptive Difficulty; Player Engagement; Flow Theory.

LISTA DE ABREVIASÕES E SIGLAS

AGS - Adaptive Game Systems

DDA - Dynamic Difficulty Adjustment

HTML5 - HyperText Markup Language 5

IA - Inteligência Artificial

JSON - JavaScript Object Notation

MGSV:TPP - Metal Gear Solid V: The Phantom Pain

RNG - Random Number Generator

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Inimigo utilizando capacete e máscara de gás em MGSV:TPP.....	13
Figura 2: Medidor de dificuldade no nível máximo (“Die”) em God Hand.....	14
Figura 3: Diagrama da Teoria do <i>Flow</i> por Csikszentmihalyi (1991).....	16
Figura 4: Diagrama do <i>framework</i> proposto por Charles e Black (2004).....	19
Figura 5: Animação de <i>parry</i> criada no Aseprite.....	28
Figura 6: Os dois tipos de inimigos presentes no jogo (Punk e Riot).....	30
Figura 7: Respostas referentes à faixa etária dos participantes.....	37
Figura 8: Respostas referentes à frequência das sessões de jogo dos participantes.....	38
Figura 9: Respostas referentes ao nível de experiência dos participantes com jogos digitais do gênero plataforma 2D de ação.....	38
Figura 10: Respostas referentes à apresentação da mecânica de combate.....	40
Figura 11: Respostas referentes à apresentação da mecânica de <i>parry</i>	41
Figura 12: Respostas referentes à apresentação da mecânica das plataformas.....	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Parâmetros de ajuste da mecânica de combate.....	32
Tabela 2 - Parâmetros de ajuste da mecânica de <i>parry</i>	34
Tabela 3 - Parâmetros de ajuste da mecânica de plataforma.....	35
Tabela 4 - Comparação das médias de avaliação entre a versão do jogo com dificuldade fixa (A) e adaptativa (B).....	39

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	9
1.1. Contextualização e Motivação.....	9
1.2. Objetivos.....	11
1.2.1. Objetivo Geral.....	11
1.2.2. Objetivos Específicos.....	11
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	12
2.1. Dificuldade Adaptativa na Indústria dos Jogos.....	12
2.2. Desafio e Fluxo nos Jogos.....	15
2.3. Modelagem do Jogador.....	17
2.4. Trabalhos Relacionados.....	19
2.4.1. Tagliaro (2022) - Implementação de DDA Inspirada em Dark Souls.....	20
2.4.2. Hendrix et al. (2018) - Aplicação de DDA em Jogos Sérios.....	20
2.4.3. Araujo e Feijó (2013) - Avaliação de DDA em Jogos Shoot'em Up.....	21
3. METODOLOGIA.....	22
3.1. Tipo de Pesquisa.....	22
3.2. Revisão Bibliográfica.....	22
3.3. Desenvolvimento do Jogo.....	23
3.4. Público-alvo.....	24
3.5. Testes e Validação com Jogadores.....	24
3.6. Ferramentas Utilizadas.....	25
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	28
4.1. Desenvolvimento do Jogo.....	28
4.1.1. Mecânicas do Jogo.....	28
4.1.2. Inimigos.....	29
4.1.3. Estrutura das Fases.....	30
4.1.4. Assets Utilizados.....	31
4.1.5. Implementação da Dificuldade Adaptativa.....	31
4.2. Identificação de Métricas.....	32
4.2.1. Métricas de Combate.....	32
4.2.2. Métricas de Parry.....	33
4.2.3. Métricas de Plataforma.....	34
4.2.4. Lógica de Transição e Validação de Níveis.....	35
4.2.4.1. Calibração Inicial.....	35
4.2.4.2. Ajuste Dinâmico Contínuo.....	36
4.3. Testes e Validação.....	36
4.3.1. Perfil dos Participantes.....	37
4.3.2. Análise Comparativa: Versão A (Fixa) vs. Versão B (Adaptativa).....	38

4.3.3. Avaliação das Mecânicas e Usabilidade.....	40
4.3.4. Análise Qualitativa e Feedbacks.....	41
4.3.4.1. Percepção sobre a Dificuldade Adaptativa.....	42
4.3.4.2. Mecânicas de Combate e Recompensas.....	42
4.3.4.3. Navegação e Feedback Visual.....	43
4.4. Discussão dos Resultados.....	43
4.4.1. A Relação entre Frustração e Engajamento.....	43
4.4.2. Curva de Aprendizado e Previsibilidade.....	44
4.5. Limitações do Estudo.....	44
4.5.1. Tamanho da Amostra.....	44
4.5.2. Escopo do Protótipo.....	45
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	45
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	47

1. INTRODUÇÃO

1.1. Contextualização e Motivação

O avanço da indústria dos jogos digitais tem proporcionado experiências cada vez mais complexas e imersivas, fazendo com que o design de jogos se torne uma disciplina interdisciplinar que envolve psicologia, ciência da computação, design de interação e narrativa. Um dos fatores centrais para a criação de uma experiência de jogo envolvente é a capacidade do jogo de manter o jogador em estado de concentração e engajamento contínuos. Essa experiência de imersão é descrita pela Teoria do Flow, proposta por Csikszentmihalyi (1991), segundo a qual a imersão ocorre quando há um equilíbrio adequado entre o desafio apresentado e as habilidades do indivíduo.

Sweetser e Wyeth (2005) adaptaram a Teoria do Flow ao contexto dos jogos digitais e propuseram o modelo GameFlow, que define dimensões essenciais para o entretenimento nos jogos, como concentração, desafio, habilidades do jogador, controle, objetivos claros, feedback, imersão e interação social. Dentro dessas dimensões, a adequação da dificuldade ao nível de habilidade do jogador destaca-se como fator crítico para manter o engajamento durante a experiência de jogo.

No entanto, a implementação prática desse equilíbrio apresenta desafios significativos. Jogos com dificuldade inadequada tendem a gerar frustração ou tédio, dois estados que comprometem a imersão e levam ao abandono da experiência (Chen, 2007). A prática comum de oferecer múltiplas predefinições de dificuldade (como “fácil”, “normal” e “difícil”) busca mitigar esse problema, permitindo que o jogador escolha um nível que se adapte à sua experiência. Contudo, essa abordagem apresenta limitações, pois exige do jogador uma autoavaliação precisa de suas habilidades, o que nem sempre é possível, especialmente para iniciantes ou para aqueles que desconhecem as mecânicas específicas de determinado jogo ou gênero.

Além disso, a possibilidade de alterar o nível de dificuldade durante a sessão de jogo, embora forneça uma solução parcial, pode gerar rupturas na experiência e afetar negativamente a imersão. Jogadores podem ser tentados a ajustar a

dificuldade por conveniência, enfraquecendo o impacto de momentos-chave do design, como batalhas desafiadoras ou eventos narrativos intensos.

Diante dessas limitações, surge a proposta dos sistemas de dificuldade adaptativa, que ajustam automaticamente o nível de desafio com base no desempenho do jogador. Tais sistemas, conhecidos como Adaptive Game Systems (AGS), monitoram as ações e escolhas do jogador, criam perfis comportamentais, e realizam ajustes dinâmicos para garantir uma experiência personalizada e contínua (Charles et al., 2005). Essa abordagem evita que o jogador precise fazer escolhas manuais que podem comprometer sua experiência, oferecendo uma jornada de aprendizado e superação contínua que contribui para o engajamento.

Koster (2004) reforça esse conceito ao afirmar que jogos são exercícios para o cérebro, e a diversão surge do domínio da dificuldade. A diversão, portanto, não reside na ausência de desafio, mas no enfrentamento de desafios proporcionais à capacidade do jogador. Isso posiciona a dificuldade adaptativa como um elemento-chave não apenas de design técnico, mas de construção de experiências significativas.

A relevância do problema também pode ser observada em manifestações espontâneas de jogadores em espaços digitais amplamente frequentados, como fóruns da Steam, postagens no Reddit e avaliações em plataformas como a própria Steam e o Metacritic. Nesses ambientes, é comum encontrar relatos que expressam frustração com jogos cuja dificuldade se mostra excessiva, mal calibrada ou desproporcional ao nível de habilidade do jogador. Comentários desse tipo são recorrentes tanto entre jogadores iniciantes quanto entre usuários experientes, indicando que o equilíbrio da dificuldade é percebido como um fator crucial para a experiência de jogo.

Ademais, embora essas manifestações não configurem dados científicos formais, elas representam uma forma válida de evidência empírica indireta, revelando uma demanda real por sistemas mais inteligentes e responsivos de ajuste de desafio. Tais indícios reforçam a importância de investigar alternativas que viabilizem uma adaptação dinâmica mais eficaz, contribuindo para uma experiência mais fluida e alinhada ao perfil do jogador.

Diante desse cenário, a presente pesquisa busca investigar como sistemas de dificuldade adaptativa impactam o engajamento dos jogadores em jogos digitais. A análise dessa abordagem pode contribuir para o avanço do conhecimento em design

de jogos, propondo alternativas mais eficazes à personalização da experiência do jogador, além de auxiliar desenvolvedores a criarem jogos mais inclusivos e satisfatórios para diferentes perfis de usuários. A relevância do estudo está, portanto, na sua capacidade de aliar teoria e prática em uma área em crescente expansão, além de explorar novas formas de mediação da experiência interativa nos jogos digitais.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo Geral

O principal objetivo deste trabalho é investigar o impacto da dificuldade adaptativa no engajamento dos jogadores.

1.2.2. Objetivos Específicos

De maneira específica pretende-se:

- Desenvolver um jogo digital com sistema de dificuldade adaptativa;
- Identificar métricas para medir o desempenho do jogador e ajustar o nível de dificuldade;
- Realizar testes com jogadores para avaliar o impacto da dificuldade adaptativa no engajamento.

2. REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo serão apresentados os fundamentos teóricos e estudos prévios relacionados a sistemas adaptativos e dificuldade adaptativa.

2.1. Dificuldade Adaptativa na Indústria dos Jogos

Dentre as diversas abordagens empregadas para a implementação de dificuldade adaptativa na indústria de jogos digitais, uma das técnicas mais comuns e amplamente adotadas é o sistema de Distribuição Dinâmica de Recursos (*Dynamic Resource Distribution*). Esse método monitora o estado atual do jogador e ajusta a distribuição de itens ou recursos com base em sua necessidade no momento. Um exemplo marcante é o jogo *Half-Life* (Valve Corporation, 1998), em que caixas de suprimentos tendem a conter itens de recuperação de vida com maior frequência quando o jogador está com pouca saúde.

Essa lógica também aparece na franquia *Mario Kart* (Intelligent Systems; Nintendo, 1992), em que jogadores em posições inferiores recebem itens mais vantajosos para equilibrar a competição. A popularidade dessa técnica se deve à sua facilidade de implementação, flexibilidade de ajuste durante o desenvolvimento, abstração em relação ao jogador e à sua compatibilidade com sistemas baseados em tabelas de probabilidade (RNG), o que dificulta a percepção do sistema mesmo por jogadores experientes.

Nesse contexto, o jogo *Resident Evil 4* (Capcom, 2005), amplamente reconhecido por sua influência no gênero de ação e sobrevivência, também incorpora um sistema adaptativo que ajusta a frequência e o tipo de itens obtidos pelo jogador com base em seu desempenho momentâneo. Em momentos de desvantagem, como baixa saúde ou escassez de munição, o jogo tende a aumentar a ocorrência de munição e itens de cura, provenientes tanto de inimigos derrotados quanto de elementos do cenário, como barris e caixas.

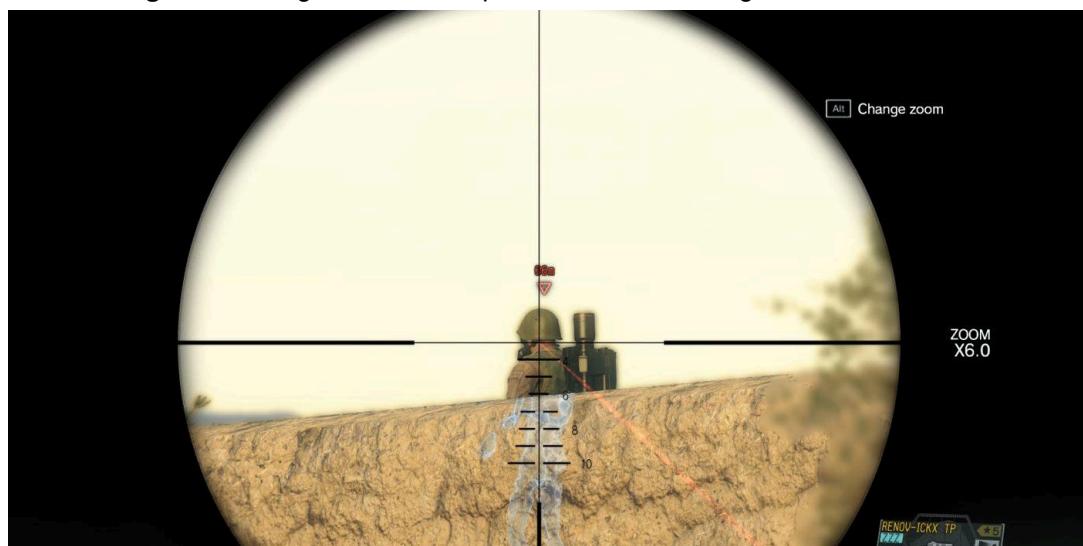
Por outro lado, jogadores com alta proficiência, que mantêm o controle da situação sem sofrer grandes penalidades, experienciam uma redução na disponibilidade desses recursos, o que resulta em um aumento progressivo da dificuldade. Essa escassez deliberada, no entanto, é compensada por uma maior

frequência de obtenção de pesetas, a moeda interna do jogo, permitindo a personalização e o aprimoramento de armamentos por meio de um sistema de comércio com o mercador. Dessa forma, o jogo equilibra desafio e progressão de maneira dinâmica, oferecendo suporte indireto à performance do jogador sem comprometer a imersão ou a sensação de agência.

Outra abordagem recorrente é a utilização de comportamentos adaptativos de Inteligência Artificial (IA). Nesse modelo, o jogo modifica o comportamento dos inimigos com base nas estratégias mais utilizadas pelo jogador, forçando-o a variar suas táticas. Um exemplo sofisticado dessa abordagem está presente no sistema de "vingança" (*revenge system*) de *Metal Gear Solid V: The Phantom Pain* (*MGSV:TPP*) (Konami, 2015).

Esse sistema ajusta o nível de dificuldade com base nas táticas frequentemente utilizadas pelo jogador, como o uso de tiros na cabeça ou infiltração noturna. Como resposta, os inimigos passam a portar capacetes (Figura 1) ou óculos de visão noturna para se proteger melhor. O jogo ainda permite a redução do nível de preparação dos inimigos caso o jogador evite ações que aumentariam a dificuldade, promovendo um ciclo dinâmico de desafio baseado em decisões estratégicas de longo prazo. Essa mecânica ilustra uma forma complexa de adaptação que equilibra persistência e variabilidade, mantendo o jogador atento às consequências de suas escolhas.

Figura 1: Inimigo utilizando capacete e máscara de gás em *MGSV:TPP*.



Fonte: TheGamer (2021).

Existem ainda tentativas mais explícitas de adaptação, conhecidas como adaptabilidade declarada, nas quais a presença do sistema adaptativo é visível ao jogador. No jogo *God Hand* (Sega, 2006), por exemplo, existe um medidor de dificuldade que aumenta conforme o jogador derrota inimigos de forma eficiente, tornando os adversários mais rápidos e agressivos (Figura 2). Como recompensa, o jogador também recebe mais pontos por superar desafios em níveis mais altos de dificuldade, tornando a própria adaptação parte integrante da mecânica do jogo. Apesar de interessante, esse tipo de abordagem pode quebrar a imersão, pois a visibilidade da adaptação pode induzir o jogador a alterar seu estilo de jogo com base no sistema, e não na situação do jogo em si.

Figura 2: Medidor de dificuldade no nível máximo (“Die”) em *God Hand*.



Fonte: CBR (2021).

Embora esses sistemas tenham se mostrado eficazes, eles também trazem desafios. Um deles é a exploração consciente do sistema adaptativo pelos jogadores, especialmente os mais experientes. Como exemplo, a comunidade de speedrunners de *Resident Evil 4* identificou formas de manipular o comportamento dos inimigos, como errar propositalmente certos ataques para manter padrões previsíveis e facilitar o progresso. Esse tipo de exploração compromete a intenção original do sistema e reduz o seu impacto positivo. Ainda assim, é importante destacar que sistemas de dificuldade adaptativa tendem a permanecer opacos para jogadores iniciantes, o que é crucial para garantir imersão e uma experiência mais fluida. A complexidade de engenharia reversa e a necessidade de múltiplas

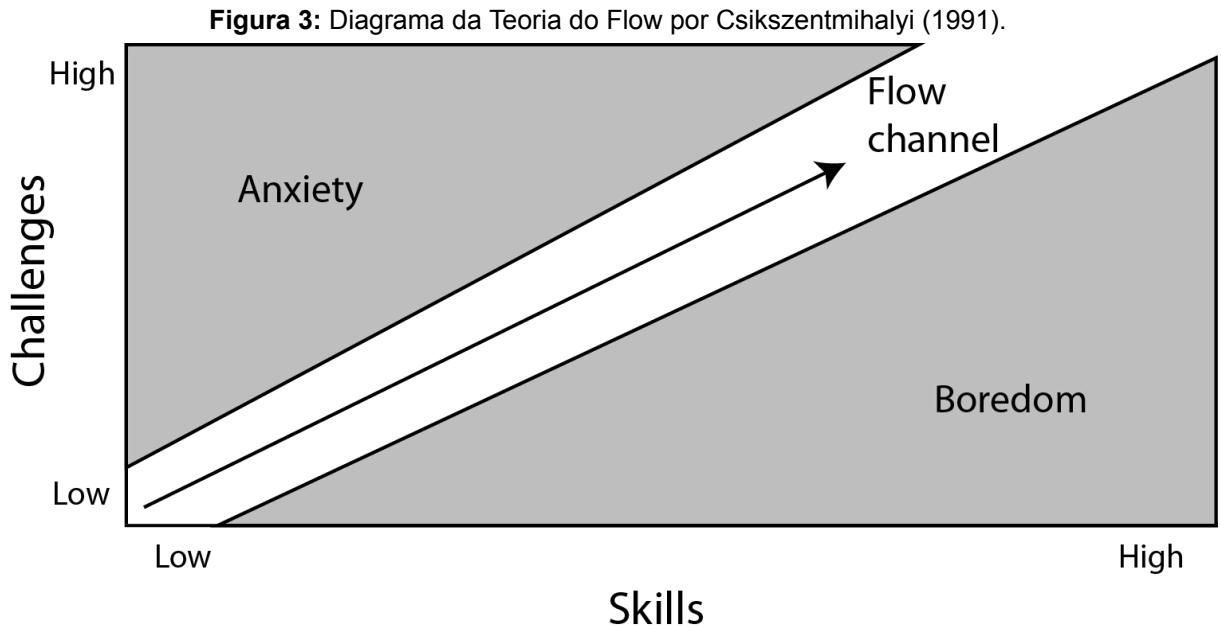
jogatinas para compreender o funcionamento interno desses sistemas fazem com que, na prática, eles ainda cumpram seu papel para a maioria dos jogadores.

2.2. Desafio e Fluxo nos Jogos

O conceito de desafio é um dos pilares da experiência de jogo. Ele está intimamente ligado à percepção de dificuldade por parte do jogador, variando conforme sua habilidade, familiaridade com o gênero e experiência geral com jogos digitais. Para Cox et al. (2012), o desafio pode ser compreendido como a percepção de esforço exigido para se atingir determinado objetivo dentro de um jogo. A natureza subjetiva dessa percepção faz com que o mesmo conteúdo possa ser considerado trivial por um jogador experiente e extremamente difícil por outro com menos domínio sobre os sistemas do jogo.

O equilíbrio entre desafio e habilidade é abordado com profundidade pela Teoria do Flow (Figura 3), proposta por Csikszentmihalyi (1991). Segundo essa teoria, o estado de *flow* representa uma experiência ideal de imersão e concentração, caracterizado pela perda de noção do tempo, foco absoluto na atividade realizada, sensação de controle e elevado grau de satisfação. Esse estado ocorre quando a dificuldade de uma atividade é compatível com as habilidades da pessoa. Em jogos digitais, isso se traduz diretamente na necessidade de ajustar o nível de dificuldade ao perfil do jogador para manter o engajamento contínuo.

Chen (2007) complementa a teoria de Csikszentmihalyi aplicando o conceito ao contexto de jogos, explicando que jogadores experientes tendem a preferir escaladas mais agressivas de desafio, enquanto jogadores novatos ou casuais se beneficiam de uma introdução mais gradual às mecânicas do jogo. Essa variação cria o que se chama de zona de fluxo (*flow channel*), um espaço conceitual onde o desafio está ajustado à habilidade, proporcionando uma experiência envolvente. Caso o desafio ultrapasse a habilidade do jogador, surgem sentimentos de ansiedade e frustração; se o desafio for muito inferior, o jogador tende a sentir tédio e desinteresse.



Fonte: Medium (2018).

Nesse cenário, o fracasso desempenha um papel essencial. Juul (2009) argumenta que o fracasso é necessário para reforçar os limites do jogo e proporcionar ao jogador a oportunidade de aprendizado. Ao falhar, o jogador revisita suas estratégias, identifica erros e aprimora sua tomada de decisão. Dessa forma, o fracasso funciona como um mecanismo de feedback e evolução. No entanto, a forma como o jogo lida com a falha influencia diretamente a experiência do jogador. Em jogos mais antigos, como *Tetris* (Tetris Company, 1984) ou *Super Mario Bros* (Nintendo, 1985), a falha resultava em perdas severas de progresso, exigindo que o jogador recomeçasse níveis ou até o jogo inteiro. Embora esse modelo crie uma forte motivação para a superação, ele também pode ser extremamente punitivo e gerar frustração.

Jogos modernos tendem a aplicar penalizações mais leves, como reiniciar a partir de pontos de verificação (*checkpoints*), com o objetivo de manter o equilíbrio entre frustração e aprendizado. Contudo, ainda existem jogos que fazem uso intenso da punição como recurso de design. Um exemplo marcante é *Dark Souls* (From Software, 2011), onde a morte do personagem resulta na perda de pontos de experiência, que podem ser recuperados apenas se o jogador retornar ao local onde morreu sem ser derrotado novamente. Esse sistema amplifica a tensão, força o jogador a ser cauteloso e reforça a importância das decisões tomadas durante o jogo. No entanto, se o jogo for excessivamente difícil para o nível de habilidade do

jogador, essas punições podem ser percebidas como injustas, gerando ansiedade, desmotivação e até abandono do jogo (Juul, 2009).

Para que o fracasso cumpra seu papel formativo sem comprometer o engajamento, é necessário que haja espaço para o progresso e a evolução. Quando as punições não oferecem margem para aprendizado, o jogador tende a desistir, especialmente se for iniciante. Dessa forma, o design de jogos deve considerar cuidadosamente o tipo e a intensidade das punições aplicadas, com o objetivo de promover um ciclo virtuoso de tentativa, erro e aprimoramento, sem romper a experiência imersiva.

A relação entre desafio e fluxo se consolida, portanto, como elemento central para a construção de uma experiência de jogo satisfatória. A possibilidade de equilibrar dinamicamente esse desafio com base no desempenho e no perfil do jogador, por meio de tecnologias adaptativas de jogos (*AGT – Adaptive Game Technologies*), surge como uma abordagem promissora. Segundo Chen (2007), ao ajustar automaticamente a dificuldade e guiar o processo de aprendizado, essas tecnologias permitem que o jogador permaneça na zona de fluxo por mais tempo, aumentando seu engajamento e satisfação.

2.3. Modelagem do Jogador

A modelagem do jogador é uma das bases fundamentais para a implementação eficaz de sistemas de dificuldade adaptativa em jogos digitais. Trata-se de um processo que envolve a criação, coleta e atualização contínua de um modelo representativo do comportamento, preferências e habilidades de um jogador, com o objetivo de personalizar a experiência de jogo em tempo real.

Segundo Charles e Black (2004), a modelagem do jogador permite que os jogos se ajustem dinamicamente ao perfil do usuário, promovendo uma experiência centrada no jogador. A adaptatividade, nesse contexto, está diretamente relacionada à capacidade do sistema de identificar e responder aos diferentes estilos de jogo, habilidades e preferências individuais, por meio de dados coletados antes e durante a sessão de jogo.

Esses modelos de jogador podem ser construídos com base em dois tipos principais de dados: (1) informações prévias fornecidas diretamente pelo jogador,

como preferências e estilos de jogo declarados; e (2) dados obtidos através do rastreamento do desempenho e das ações do jogador durante o *gameplay*. Os dados podem incluir métricas como tempo de reação, frequência de derrotas, caminhos escolhidos, padrões de combate, entre outros, permitindo uma caracterização detalhada do comportamento do jogador (Charles; Black, 2004).

Essa abordagem também considera o fenômeno conhecido como "*concept drift*", ou seja, a possibilidade de que os jogadores modifiquem seus comportamentos ao longo do tempo, seja por evolução da habilidade, mudança de estratégia ou adaptação à narrativa e aos desafios propostos. Assim, os sistemas de modelagem devem ser dinâmicos e contínuos, capazes de reavaliar e atualizar os modelos conforme o jogador progride. A efetividade dos ajustes realizados pelo sistema, inclusive, deve ser avaliada com base em algum tipo de feedback do jogador, que pode ser explícito (como respostas em pesquisas) ou implícito (como variações de desempenho, mudanças comportamentais ou mesmo sinais emocionais capturados por sensores ou câmeras) (Charles; Black, 2004).

Missura (2015) complementa essa abordagem ao definir os modelos de jogador em sistemas de *DDA* (*Dynamic Difficulty Adjustment*) como conjuntos de dados utilizados como métrica para decisões de ajuste. Tais dados podem ser coletados tanto de forma estática, como informações de perfil armazenadas em plataformas como a Steam, quanto de forma dinâmica, durante a jogabilidade, através do rastreamento das ações do jogador e dos eventos ocorridos no jogo.

Para tornar essa modelagem funcional, Houlette (2004) propõe uma abordagem baseada em atributos numéricos, onde cada atributo representa uma dimensão específica do comportamento do jogador, como agressividade, exploração, precisão, tempo de decisão, entre outros. Esses valores são inicialmente desconhecidos e são estimados de forma progressiva à medida que o jogador interage com o jogo. Cada amostra coletada durante a sessão de jogo torna o modelo mais preciso, permitindo ajustes mais coerentes com o estilo real do jogador.

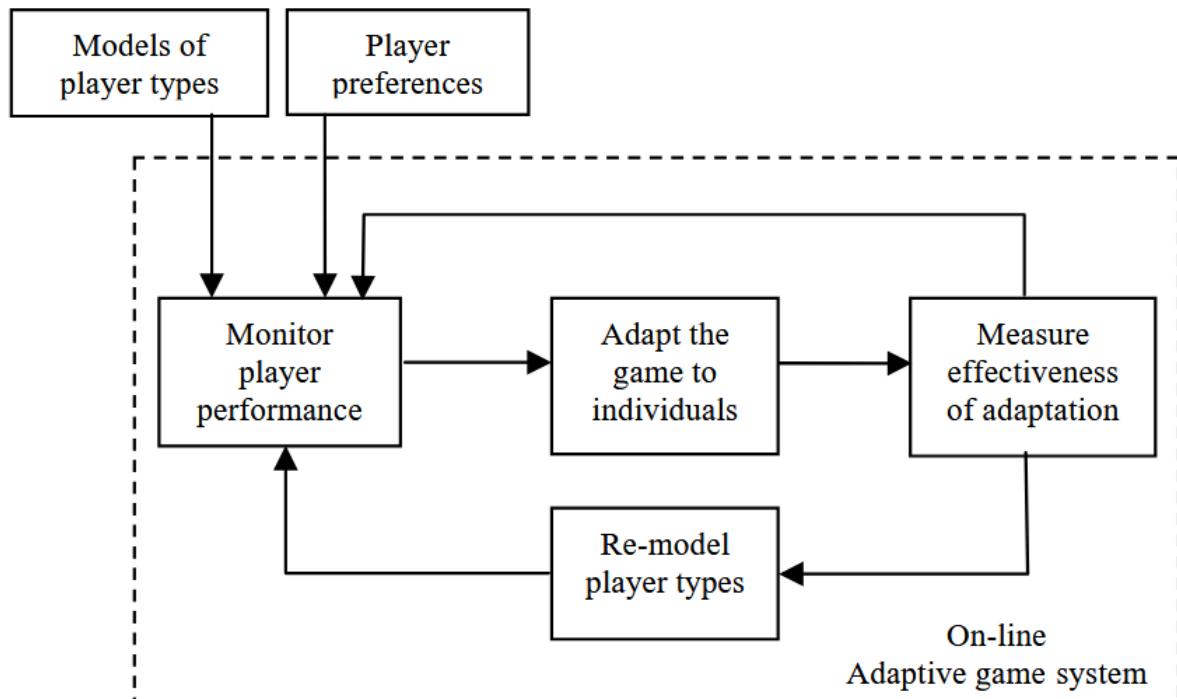
No entanto, a complexidade dos jogos digitais dificulta a criação de uma abordagem universal para modelagem e ajuste. Como observa Missura (2015), não existe um mapeamento padronizado entre os parâmetros observados (por exemplo, taxa de sucesso em combates) e os elementos que devem ser ajustados (como força dos inimigos, velocidade dos eventos ou recursos disponíveis). Dessa forma,

cada jogo deve definir individualmente quais elementos serão monitorados e quais variáveis serão ajustadas, respeitando suas próprias mecânicas e objetivos de design.

O *framework* proposto por Charles e Black (2004), conforme a figura 4, ilustra esse processo. Nele, o modelo do jogador é continuamente atualizado com base no desempenho e nas preferências do jogador, sendo utilizado como base para ajustes dinâmicos de dificuldade. O sistema prevê, inclusive, a necessidade de reconstruir o modelo do jogador após avaliar a eficácia das adaptações realizadas, reforçando a natureza iterativa e personalizada do sistema.

Figura 4: Diagrama do framework proposto por Charles e Black (2004).

Off-line information about players



Fonte: Charles e Black (2004).

2.4. Trabalhos Relacionados

Neste tópico, são apresentados três trabalhos que investigam diferentes abordagens, aplicações e resultados relacionados à implementação de sistemas adaptativos de dificuldade. Os estudos selecionados oferecem uma visão abrangente sobre os benefícios, limitações e impactos desses sistemas sobre a experiência do jogador, com base em metodologias práticas de avaliação.

2.4.1. Tagliaro (2022) - Implementação de DDA Inspirada em Dark Souls

No trabalho de Tagliaro (2022), é proposta uma implementação de sistema de dificuldade adaptativa centrada no jogador, aplicada em um jogo inspirado na série *Dark Souls*, conhecido por seu alto nível de desafio e curva de aprendizagem acentuada. O autor discute os limites da abordagem tradicional de seleção de dificuldade (como “Fácil” ou “Difícil”) e propõe uma estrutura baseada em múltiplas camadas de variáveis contínuas, capazes de se ajustar dinamicamente com base nas ações e desempenho do jogador.

A implementação realizada contempla três eixos principais: personalização de mecânicas com base em preferências, ajuste dinâmico de dificuldade com base em performance e alterações no ambiente em resposta ao estado do jogo. A avaliação experimental mostrou indicações positivas para jogadores iniciantes, com curvas de aprendizagem mais eficientes e desafios mais bem calibrados em jogatinas subsequentes. Jogadores intermediários também demonstraram melhora na eficiência em combate, embora o sistema tenha enfrentado dificuldades em acomodar as diferenças de habilidade entre jogadores veteranos devido ao alto desvio padrão das amostras.

Apesar das limitações metodológicas, como tamanho reduzido da amostra e dificuldades no balanceamento dos limiares de adaptação, o estudo validou a eficácia de sistemas adaptativos como alternativa viável ao modelo fixo de dificuldade, destacando seu potencial para tornar a experiência mais engajante e acessível (Tagliaro, 2022).

2.4.2. Hendrix et al. (2018) - Aplicação de DDA em Jogos Sérios

Hendrix et al. (2018) abordam a dificuldade adaptativa no contexto de serious games, onde o objetivo central não é apenas o entretenimento, mas também o aprendizado ou mudança comportamental. Os autores propõem um plano de seis etapas para implementação de balanceamento de dificuldade adaptativa, validado por meio de dois estudos de caso: um jogo de plataforma desenvolvido do zero e um jogo móvel com elementos de combate e quebra-cabeças.

As avaliações indicaram que a adaptação da dificuldade, mesmo quando aplicada de maneira indireta para não interferir nas mecânicas centrais de aprendizagem, melhorou o engajamento e retenção dos jogadores. O estudo demonstra que técnicas oriundas de jogos comerciais podem ser transferidas com sucesso para o contexto dos jogos sérios, contanto que as adaptações respeitem os objetivos instrucionais.

Apesar da escala reduzida da amostragem (45 participantes), os resultados reforçam a importância da calibragem manual inicial e mostram que os sistemas adaptativos podem ser úteis para personalizar a experiência de diferentes perfis de jogador. Além disso, o plano proposto é descrito como flexível e aplicável independentemente da tecnologia ou gênero do jogo (Hendrix et al., 2018).

2.4.3. Araujo e Feijó (2013) - Avaliação de DDA em Jogos Shoot'em Up

Araujo e Feijó (2013) investigam a eficácia da dificuldade adaptativa em jogos do tipo *shoot'em up*, caracterizados por exigirem rápidas respostas a padrões de ataque dinâmicos. Por meio da implementação de um sistema baseado em modelagem de jogador e aprendizado online, os autores testaram a recepção do sistema entre jogadores casuais e *hardcore*, utilizando como base a Teoria do Flow e o modelo de elementos centrais da experiência de jogo.

Os resultados demonstraram que jogadores hardcore assimilaram melhor a experiência adaptativa, o que se alinha com a expectativa de que esse perfil tende a buscar e valorizar desafios mais intensos, sendo mais propensos a alcançar o estado de *flow*. Jogadores casuais, por outro lado, tenderam a preferir a versão não adaptativa do jogo, possivelmente por se sentirem pressionados a se manter em um nível de desafio maior do que o desejado.

Apesar dessa distinção, os autores argumentam que técnicas de dificuldade adaptativa têm potencial para manter ambos os perfis de jogador engajados por mais tempo, desde que bem calibradas para evitar que os jogadores caiam na chamada zona de frustração (Araujo; Feijó, 2013). O trabalho também contribui ao demonstrar uma implementação eficiente do framework de Charles e Black (2004), destacando a viabilidade do uso de adaptação dinâmica com aprendizado contínuo.

3. METODOLOGIA

O objetivo desta seção é detalhar a metodologia aplicada, abrangendo suas etapas, ferramentas e técnicas utilizadas para alcançar os objetivos previamente estabelecidos.

3.1. Tipo de Pesquisa

De acordo com a classificação proposta por Jung (2004), a pesquisa desenvolvida neste trabalho pode ser caracterizada, quanto à natureza, como uma pesquisa do tipo aplicada, pois visa gerar conhecimento voltado à solução de um problema prático relacionado ao design de jogos digitais. No que diz respeito aos objetivos, trata-se de uma pesquisa descritiva, pois busca descrever os efeitos observados a partir da aplicação de testes experimentais no engajamento dos jogadores. Quanto à abordagem metodológica, adota-se uma combinação qualitativa e quantitativa, uma vez que serão analisados tanto os dados objetivos (métricas de desempenho) quanto percepções subjetivas dos jogadores (feedbacks e avaliações). Por fim, quanto aos procedimentos técnicos, trata-se de uma pesquisa bibliográfica, experimental e de levantamento, envolvendo revisão de literatura, desenvolvimento de protótipo funcional e aplicação de testes com usuários para coleta e análise de dados.

3.2. Revisão Bibliográfica

Para embasar teoricamente o projeto, foi realizada uma revisão bibliográfica exploratória com foco em temas como dificuldade adaptativa, teoria do fluxo, modelagem do jogador e experiências em jogos digitais. As fontes utilizadas foram majoritariamente artigos científicos, dissertações, livros e trabalhos publicados em periódicos especializados. A busca foi realizada por meio de plataformas como Google Acadêmico¹ e SBC OpenLib (SOL)², utilizando palavras-chave como “*adaptive difficulty*”, “*player engagement*”, “*player modelling*” e “*flow in games*”. Essa

¹ <https://scholar.google.com>

² <https://sol.sbc.org.br>

etapa teve como objetivo compreender o estado da arte e fundamentar as decisões de projeto do sistema adaptativo implementado.

3.3. Desenvolvimento do Jogo

O desenvolvimento do protótipo experimental seguiu um processo iterativo utilizando a Godot Engine³ (versão 4.4.1-stable), adotando-se o estilo plataforma 2D com elementos de ação. Para alcançar os objetivos da pesquisa, foram planejadas duas versões do jogo:

- Versão A: com dificuldade fixa, definida por configurações pré-estabelecidas e servindo como grupo de controle;
- Versão B: com sistema de dificuldade adaptativa capaz de ajustar o nível de desafio conforme métricas de desempenho coletadas durante a jogatina.

O processo de implementação compreendeu as seguintes etapas:

1. definição das mecânicas principais;
2. definição e preparação dos assets (recursos) a serem utilizados;
3. implementação do personagem principal (jogador);
4. implementação dos elementos de desafio (inimigos e obstáculos);
5. elaboração do design das fases e implementação das fases;
6. implementação da interface do jogador e artes do jogo;
7. integração do sistema de coleta de métricas em cada fase;
8. desenvolvimento do módulo adaptativo responsável por reajustar parâmetros do jogo;
9. *playtesting* (teste de jogabilidade) interno (pelo desenvolvedor) para detecção e correção de bugs (falhas);
10. exportação e preparação das duas versões para posterior aplicação dos testes com usuários.

³ <https://godotengine.org>

As mecânicas, inimigos e fases foram planejados com o objetivo de fornecer situações variadas que permitissem observar mudanças no desempenho dos participantes e, consequentemente, testar a efetividade do ajuste dinâmico de dificuldade.

Tanto a versão A quanto a versão B foram exportadas no formato HTML5 diretamente pela Godot Engine. Posteriormente, ambas as versões foram hospedadas na plataforma itch.io⁴, permitindo que os participantes do estudo acessassem e jogassem os protótipos diretamente pelo navegador, facilitando a aplicação do experimento e a posterior coleta de dados para validação.

3.4. Público-alvo

O público-alvo da pesquisa é composto por jogadores com interesse em jogos digitais 2D estilo plataforma, abrangendo diferentes níveis de habilidade, desde iniciantes até jogadores mais experientes.

3.5. Testes e Validação com Jogadores

A etapa de validação teve como objetivo analisar a experiência dos jogadores ao interagir com as duas versões do protótipo desenvolvido: versão A, com dificuldade fixa, e versão B, com o sistema de dificuldade adaptativa integrado. Ambas as versões foram disponibilizadas para acesso por meio da plataforma itch.io, possibilitando que os participantes jogassem diretamente pelo navegador. Cabe ressaltar que os jogadores não foram informados previamente sobre as diferenças entre as versões a fim de evitar vieses nas respostas e garantir maior neutralidade na avaliação. Além disso, a ordem de experimentação variou entre os participantes, de modo que alguns iniciaram pela versão A enquanto outros optaram por começar pela versão B, ficando a escolha livre a critério do jogador.

Para a condução dos testes, foram adotados dois formatos complementares de coleta, planejados de forma a abranger diferentes perfis de participantes e ampliar o alcance do experimento:

⁴ <https://itch.io>

1. *Playtesting* Remoto Moderado via Discord⁵: Nesse formato, cada jogador participou individualmente de uma sessão remota com mediação do pesquisador, compartilhando sua tela enquanto jogava sequencialmente as duas versões do protótipo. Durante o processo, o participante relatou suas percepções e respondeu às mesmas perguntas aplicadas no formulário. Esse método permitiu observar o comportamento do jogador em tempo real, identificar dificuldades, reações e padrões de interação, além de possibilitar coleta de comentários espontâneos sobre a experiência;
2. Divulgação do formulário via WhatsApp⁶ e acesso livre ao protótipo: Paralelamente, foi disponibilizado um formulário estruturado no Google Forms⁷, acompanhado dos links das versões hospedadas no itch.io. Por meio do WhatsApp, os jogadores puderam acessar o jogo de forma assíncrona, testar ambas as versões e, posteriormente, preencher o formulário com suas percepções. Esse formato possibilitou maior alcance na validação, permitindo participação sem necessidade de mediação direta.

As perguntas realizadas em ambos os formatos foram idênticas, permitindo a consolidação dos resultados em um conjunto único de dados. As respostas obtidas nas sessões moderadas via Discord foram transcritas e inseridas manualmente no mesmo formulário para fins de padronização e organização das informações. Além disso, grande parte das questões foi estruturada em escala Likert, permitindo mensuração do grau de concordância ou percepção dos participantes quanto aos aspectos avaliados. Por fim, todas as respostas foram tabuladas e analisadas no Google Sheets⁸, possibilitando o tratamento adequado para a análise dos dados.

3.6. Ferramentas Utilizadas

Durante o desenvolvimento e a validação do jogo, foram utilizadas diversas ferramentas que auxiliaram tanto na produção dos elementos visuais e funcionais

⁵ <https://discord.com>

⁶ <https://www.whatsapp.com>

⁷ <https://docs.google.com/forms>

⁸ <https://docs.google.com/spreadsheets>

quanto na organização, versionamento e distribuição do protótipo. A seguir, são apresentadas as principais ferramentas empregadas no projeto:

- Godot Engine (ferramenta gratuita): Engine de código aberto utilizada para a implementação geral do jogo, incluindo programação, estruturação das fases e exportação das versões finais em HTML5;
- Aseprite⁹ (ferramenta paga): Utilizada para edição detalhada de *sprites* (objeto gráfico 2D), animações e elementos gráficos em *pixel art* (arte em pixels). A ferramenta foi empregada, em especial, para a criação da animação de *parry* (aparar) para o personagem do jogador (Figura 5), pois a mesma não faz parte do pacote original adquirido na plataforma itch.io. Assim, a animação em questão foi construída com base em *frames* (quadros) existentes, visando manter uma consistência visual com o restante do conjunto gráfico;
- Piskel¹⁰ (ferramenta gratuita e baseada em navegador): Auxiliou no ajuste rápido de determinados *frames* antes das animações serem importadas para o projeto na Godot. Foi utilizada como alternativa prática ao Aseprite para correções pontuais durante o fluxo de produção;
- Tilesetter¹¹ (ferramenta paga): Ferramenta destinada à criação e organização de *tilesets* (conjunto de *tiles*). Foi particularmente útil para ajustar a posição e estrutura de algumas seções dos *tiles* (imagens gráficas organizadas em uma grade, usadas para construir cenários e mapas) adquiridos antes de sua importação na Godot, garantindo coesão visual e organização correta dos blocos utilizados na construção dos cenários;
- GitHub Desktop¹² (ferramenta gratuita): Utilizada para versionamento do projeto, permitindo o registro contínuo das funcionalidades desenvolvidas e facilitando o controle de versões por meio de um repositório dedicado no GitHub¹³;

⁹ <https://www.aseprite.org/>

¹⁰ <https://www.piskelapp.com/>

¹¹ <https://www.tilesetter.org/>

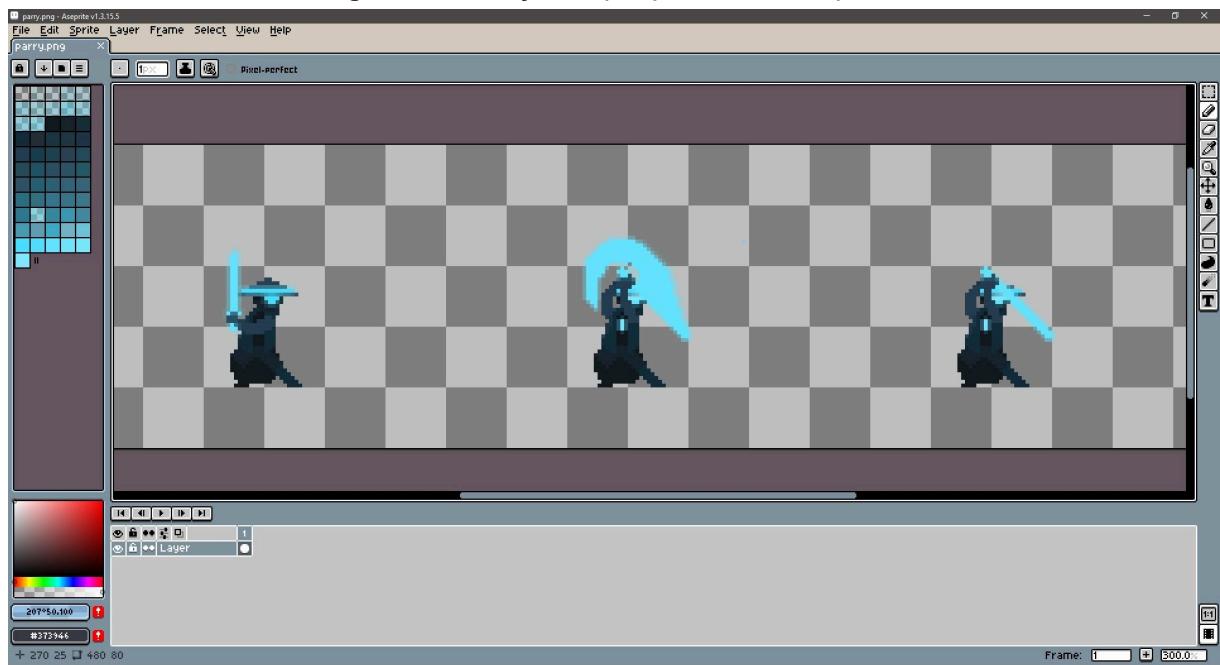
¹² <https://github.com/apps/desktop/>

¹³ <https://github.com/>

- itch.io (plataforma com recursos gratuitos e pagos): Utilizada como fonte de diversos *assets* empregados no desenvolvimento do jogo, incluindo *sprites*, *tilesets* e fontes. Além disso, serviu como plataforma de hospedagem das duas versões do protótipo (dificuldade fixa e dificuldade adaptativa), permitindo que os participantes acessassem o jogo diretamente pelo navegador durante a etapa de validação;
- Gemini¹⁴ (ferramenta gratuita/IA generativa): Utilizada para a criação de parte dos elementos visuais do jogo, incluindo a arte do menu principal, a arte da tela final e a logomarca. As imagens foram geradas exclusivamente para este projeto, servindo como complementos visuais integrados ao protótipo e respeitando as permissões de uso estabelecidas pela ferramenta;
- Discord (ferramenta gratuita): Serviu como meio de comunicação para a realização de parte da etapa de validação, possibilitando a condução de sessões de *playtesting* remoto moderado com alguns participantes. A plataforma permitiu coletar impressões imediatas e observar o comportamento de cada jogador em tempo real;
- WhatsApp (ferramenta gratuita): Utilizada como canal de divulgação do jogo para outra parcela dos participantes da pesquisa. A ferramenta facilitou o compartilhamento dos links das versões hospedadas no itch.io;
- Google Forms (ferramenta gratuita): Empregada para estruturar e disponibilizar os formulários de coleta de dados durante a etapa de testes com os jogadores;
- Google Sheets (ferramenta gratuita): Utilizada para organizar, tabular e realizar a análise inicial dos dados coletados pelo Google Forms, facilitando a sistematização das informações obtidas durante o experimento.

¹⁴ <https://gemini.google.com/app>

Figura 5: Animação de *parry* criada no *Aseprite*.



Fonte: Do autor (2025).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir dos objetivos geral e específicos definidos, esta seção do trabalho apresentará os principais resultados alcançados.

4.1. Desenvolvimento do Jogo

4.1.1. Mecânicas do Jogo

O jogo foi estruturado a partir de três mecânicas centrais que compõem o núcleo da experiência do jogador:

- **Combate:** O jogador pode atacar inimigos utilizando uma espada laser de curto alcance. É possível realizar um pequeno combo por meio de dois ataques consecutivos, permitindo ao jogador causar maior dano ao inimigo caso consiga manter o ritmo correto;
- **Parry:** O jogador pode executar uma ação de defesa ativa, assumindo uma postura defensiva com a espada. Ao sincronizar corretamente o

parry com o momento do ataque inimigo, o jogador consegue aparar o golpe e abrir uma brecha de curta duração para contra-atacar;

- Plataformas: A navegação pelos níveis exige que o jogador transponha plataformas móveis e paredes de laser que alternam entre estados ativos e inativos, exigindo precisão temporal e espacial.

Além disso, o personagem pode movimentar-se lateralmente, pular (incluindo a possibilidade de realizar um pulo duplo) e interagir com portais ao final das fases, que permitem sua progressão após o cumprimento dos objetivos de cada cenário. Ademais, além das mecânicas principais, o jogo também incorpora um sistema de pontuação aplicado nas fases principais. Esse sistema recompensa o jogador por dois fatores: o número de inimigos derrotados e o tempo total necessário para concluir cada fase. Embora a mecânica de *parry* seja opcional para a progressão, sua utilização gera benefícios adicionais ao jogador. Sempre que um inimigo é derrotado imediatamente após a execução bem-sucedida de um *parry*, o jogador recebe um bônus de pontos, incentivando o uso dessa técnica como estratégia complementar de combate.

4.1.2. Inimigos

O jogo conta com dois tipos de inimigos (Figura 6), cada um com características próprias que influenciam a dinâmica do combate:

- Punk: Possui ataques ligeiramente mais rápidos, porém causa menos dano. Utiliza uma pequena faca laser. Seu padrão de comportamento incentiva reflexos mais rápidos por parte do jogador;
- Riot: Causa maior dano e utiliza um bastão como arma, porém possui ataques mais lentos. Além disso, pode proteger-se com um escudo, bloqueando alguns ataques do jogador e exigindo estratégias de aproximação mais cuidadosas.

Ambos os inimigos executam ataques de curta distância, mantendo a ênfase em confrontos diretos e no gerenciamento adequado de tempo e posicionamento.

Figura 6: Os dois tipos de inimigos presentes no jogo (Punk e Riot).



Fonte: Do autor (2025).

4.1.3. Estrutura das Fases

O jogo foi dividido em seis fases, organizadas da seguinte forma:

- Fases de Tutorial (3 fases): Cada uma introduz e explora uma das mecânicas principais, instruindo o jogador e coletando informações sobre o seu desempenho inicial na respectiva mecânica:
 - Fase 1 - Combate: O jogador deve derrotar 2 inimigos do tipo Punk e 2 do tipo Riot;
 - Fase 2 - Parry: O jogador precisa executar 5 *parries* em cada tipo de inimigo;
 - Fase 3 - Plataformas: O jogador deve atravessar um conjunto de plataformas móveis e paredes de laser.
- Fases Principais (3 fases): Nas fases seguintes, as três mecânicas são combinadas simultaneamente. Essas fases constituem o núcleo do experimento, pois concentram os desafios mais complexos e representam o ambiente em que a dificuldade adaptativa atua (no caso da versão B).

4.1.4. Assets Utilizados

A maior parte dos assets gráficos utilizados no projeto, incluindo *sprites*, *tilesets* e fontes, foram adquiridos na plataforma itch.io. Alguns foram disponibilizados gratuitamente, enquanto outros foram obtidos mediante aquisição. Em relação às licenças, todos os autores permitiram a utilização de seus trabalhos no âmbito do projeto acadêmico, com alguns solicitando apenas a atribuição de créditos adequados. Dessa forma, todos os autores e assets foram devidamente mencionados tanto na página do jogo quanto na seção de créditos presente no próprio jogo.

A outra parcela dos elementos visuais, especificamente a arte do menu principal, a arte da tela final e a logomarca do jogo, foi criada com o auxílio da inteligência artificial Gemini. Esses materiais foram gerados exclusivamente para este projeto e integrados ao protótipo de acordo com as permissões de uso estabelecidas pela ferramenta, preservando a originalidade e garantindo a conformidade com o propósito acadêmico da pesquisa.

4.1.5. Implementação da Dificuldade Adaptativa

Para a versão B do jogo, foi desenvolvido um sistema de dificuldade adaptativa que atua a partir da coleta e análise de dados de desempenho do jogador. Cada fase do jogo transmite informações referentes à performance do usuário para um componente central do sistema, que é responsável por processar esses dados e aplicar ajustes dinâmicos na dificuldade (a coleta de dados ocorre em ambas as versões, porém apenas na versão B o componente encarregado de gerenciar a dificuldade aplica os ajustes).

Nas fases de tutorial, o sistema apenas registra o desempenho do jogador em cada mecânica isolada, construindo um perfil basal até sua chegada à primeira fase principal. Esses dados servem como referência inicial para os ajustes posteriores. Já nas fases principais, o sistema passa a adaptar o nível de desafio ao longo da jogabilidade, com base nas informações coletadas em tempo real, ajustando determinados parâmetros internos.

4.2. Identificação de Métricas

Para atender ao objetivo específico de "Identificar métricas para medir o desempenho do jogador e ajustar o nível de dificuldade", o sistema foi projetado para capturar, processar e reagir a três categorias distintas de jogabilidade: Combate, Parry e Plataforma. A coleta desses dados ocorre em tempo real e é estruturada em objetos JSON, permitindo uma comunicação fluida entre as entidades do jogo e o gerenciador de dificuldade.

A seguir, são detalhadas as métricas selecionadas para cada mecânica e os respectivos parâmetros de平衡amento definidos para os três estados de dificuldade: Nível 1 (Iniciante), Nível 2 (Intermediário/Padrão) e Nível 3 (Avançado).

4.2.1. Métricas de Combate

A mecânica de combate avalia a eficiência defensiva e ofensiva do jogador contra os dois tipos de inimigos presentes no jogo (Punk e Riot). O sistema monitora o dano recebido pelo jogador e a letalidade dos inimigos, considerando os seguintes dados:

- Dados Coletados: Dano total recebido (*damage_taken*) e número de vezes que o jogador foi derrotado por um tipo específico de inimigo (*defeated_player*);
- Parâmetros Ajustados: O ajuste altera atributos físicos dos inimigos. No Nível 1, há uma redução significativa na agressividade e resistência, enquanto o Nível 3 amplia a velocidade e o dano, exigindo reflexos mais apurados.

A Tabela 1 apresenta os valores definidos para o balanceamento de cada tipo de inimigo:

Tabela 1 - Parâmetros de ajuste da mecânica de combate.

Inimigo	Parâmetro (Variável)	Nível 1 (Iniciante)	Nível 2 (Padrão)	Nível 3 (Avançado)
Punk	Velocidade	100	120	150

Punk	Dano (<i>punk_damage</i>)	10	20	30
	Vida (<i>punk_health</i>)	75	100	125
	Velocidade (<i>punk_speed</i>)	190	200	250
	Aceleração (<i>punk_acceleration</i>)	280	300	320
Riot	Dano (<i>riot_damage</i>)	20	40	60
	Vida (<i>riot_health</i>)	80	100	120
	Velocidade (<i>riot_speed</i>)	190	200	230
	Aceleração (<i>riot_acceleration</i>)	280	300	320

Fonte: Do autor (2025).

4.2.2. Métricas de Parry

Para a mecânica de *parry*, a métrica fundamental é a precisão. O sistema calcula a razão entre *parries* bem-sucedidos e o total de tentativas, considerando os seguintes aspectos:

- Dados Coletados: Tentativas de *parry* (*parry_attempts*) e sucessos (*successful_parryes*);
- Lógica de Ajuste: Diferente do combate direto, a dificuldade aqui altera a janela de oportunidade de reação, onde:
 - Nível 1: Reduz a velocidade da animação de ataque e habilita uma sinalização visual (*shader flash*) no *AnimationPlayer* (nó para criação e reprodução de animações na Godot Engine) para indicar o momento exato da defesa;
 - Nível 3: Remove auxílios visuais e aumenta a velocidade do ataque e recuperação do inimigo.

A Tabela 2 apresenta os valores definidos para o balanceamento de cada tipo de inimigo:

Tabela 2 - Parâmetros de ajuste da mecânica de *parry*.

Inimigo	Parâmetro (Variável)	Nível 1 (Iniciante)	Nível 2 (Padrão)	Nível 3 (Avançado)
Punk	Velocidade de ataque (<i>punk_attack_speed</i>)	0.5x	0.7x	1.0x
	Velocidade de <i>stun</i> (<i>punk_stun_speed</i>)	0.5x	0.65x	1.0x
	Auxílio visual (<i>punk_flash</i>)	Ligado	Desligado	Desligado
Riot	Velocidade de ataque (<i>riot_attack_speed</i>)	0.8x	1.1x	1.4x
	Velocidade de <i>stun</i> (<i>riot_stun_speed</i>)	0.5x	0.6x	1.0x
	Auxílio visual (<i>riot_flash</i>)	Ligado	Desligado	Desligado

Fonte: Do autor (2025).

4.2.3. Métricas de Plataforma

A navegação pelo cenário é avaliada através das falhas do jogador em superar obstáculos ambientais. Para quantificar essa avaliação, definiram-se os seguintes critérios:

- Dados Coletados: Mortes por queda (*fall_deaths*) e mortes por colisão com barreiras de laser (*laser_deaths*);
- Parâmetros Ajustados: O sistema modifica a velocidade de elementos móveis e a periodicidade de perigos temporizados.

A Tabela 3 apresenta os valores definidos para o balanceamento de cada tipo de elemento pertencente a essa mecânica:

Tabela 3 - Parâmetros de ajuste da mecânica de plataforma.

Parâmetro	Descrição	Nível 1 (Iniciante)	Nível 2 (Padrão)	Nível 3 (Avançado)
<i>h_platform_speed</i>	Velocidade de plataformas horizontais	90	160	250
<i>v_platform_speed</i>	Velocidade de plataformas verticais	1.2	2.2	3.2
<i>laser_on_timer</i>	Tempo de laser ativo	2s	3s	4s
<i>laser_off_timer</i>	Tempo de laser inativo	3s	2s	1s

Fonte: Do autor (2025).

4.2.4. Lógica de Transição e Validação de Níveis

A aplicação dessas métricas ocorre em dois momentos distintos na arquitetura do jogo: a calibração inicial (fases de tutorial) e o ajuste dinâmico contínuo (fases 1, 2 e 3).

4.2.4.1. Calibração Inicial

Durante os tutoriais, o ambiente é controlado para isolar cada mecânica. O sistema define o perfil inicial do jogador com base em *thresholds* (limiares) fixos:

- Tutorial de Combate: O nível é definido puramente pelo dano sofrido. Por exemplo, sofrer um dano total maior ou igual a 120 do inimigo Punk classifica o jogador como Iniciante (nível 1), enquanto sofrer um dano menor que 60 o classifica como Avançado (nível 3);
- Tutorial de Parry: Exige um número fixo de acertos (5). O nível é determinado pela quantidade de tentativas necessárias para atingir

essa meta. Mais de 12 tentativas indicam nível 1; menos de 7 indicam nível 3;

- Tutorial de Plataforma: O critério é o somatório de mortes. Um número de mortes totais maior ou igual a 4 configuram o nível 1, enquanto que um número de mortes totais menor ou igual a 1 configura o nível 3.

4.2.4.2. Ajuste Dinâmico Contínuo

Nas fases principais, o sistema adota uma abordagem mais complexa. Ao final de cada fase, todas as informações são enviadas ao gerenciador, que calcula um *score* (pontuação) de performance e compara com limiares dinâmicos.

Adicionalmente, foi implementado um mecanismo de *fail-safe* (à prova de falhas) intra-fase: caso o jogador morra 5 vezes na mesma fase sem concluir-la, o sistema intervém imediatamente, aplicando ajustes de facilitação para evitar a frustração excessiva e o abandono do jogo, garantindo que o aumento de dificuldade só ocorra durante a transição para a próxima fase.

4.3. Testes e Validação

Esta seção apresenta os resultados obtidos a partir dos testes realizados com os jogadores, conforme metodologia descrita na seção 3.5. O instrumento de coleta continha tanto questões qualitativas quanto quantitativas, distribuídas em seções temáticas:

1. Perfil do jogador: identificou características pessoais e hábitos de jogo, incluindo faixa etária, frequência com que joga digitalmente e nível de experiência com jogos do gênero plataforma 2D de ação;
2. Experiência com a versão A: avaliou percepções relacionadas à dificuldade, imersão e engajamento na versão com dificuldade fixa;
3. Experiência com a versão B: investigou as mesmas dimensões da seção anterior, porém aplicadas à versão com dificuldade adaptativa;

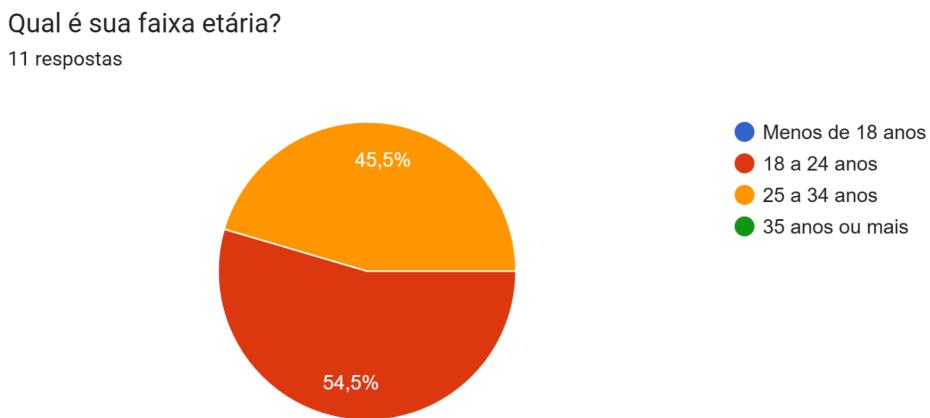
4. Experiência geral e feedback aberto: incluiu questões sobre clareza das mecânicas, além de perguntas abertas sobre os pontos positivos, negativos e sugestões de melhoria para versões futuras.

A análise dos dados permite avaliar o impacto do ajuste dinâmico de dificuldade (DDA) no engajamento e na experiência do usuário, comparando-a diretamente com uma abordagem de dificuldade fixa.

4.3.1. Perfil dos Participantes

A etapa de validação contou com a participação de 11 voluntários, onde 5 desses jogadores participaram do *playtesting* remoto via Discord. Conforme mostra a Figura 7, a amostra foi composta majoritariamente por um público jovem e habituado ao meio digital: 54,5% dos participantes situam-se na faixa etária de 18 a 24 anos, enquanto 45,5% possuem entre 25 e 34 anos.

Figura 7: Respostas referentes à faixa etária dos participantes.



Fonte: Do autor (2025).

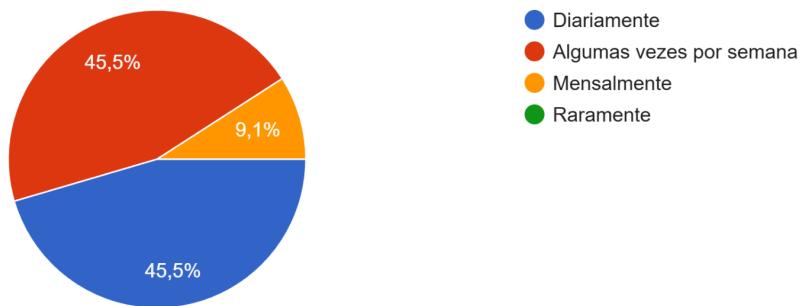
Quanto à frequência das sessões de jogo (Figura 8), o perfil dos participantes é de jogadores ativos: 45,5% jogam diariamente e outros 45,5% jogam algumas vezes por semana. Apenas um participante relatou frequência mensal. Além disso, o nível de experiência com o gênero plataforma 2D de ação foi alto (Figura 9), apresentando uma média de 4,09 em uma escala de 1 a 5 (onde 5 representa "Muito

experiente"). Esse dado é relevante, pois indica que os feedbacks provêm de usuários familiarizados com as convenções e mecânicas típicas do gênero.

Figura 8: Respostas referentes à frequência das sessões de jogo dos participantes.

Com que frequência você joga jogos digitais?

11 respostas

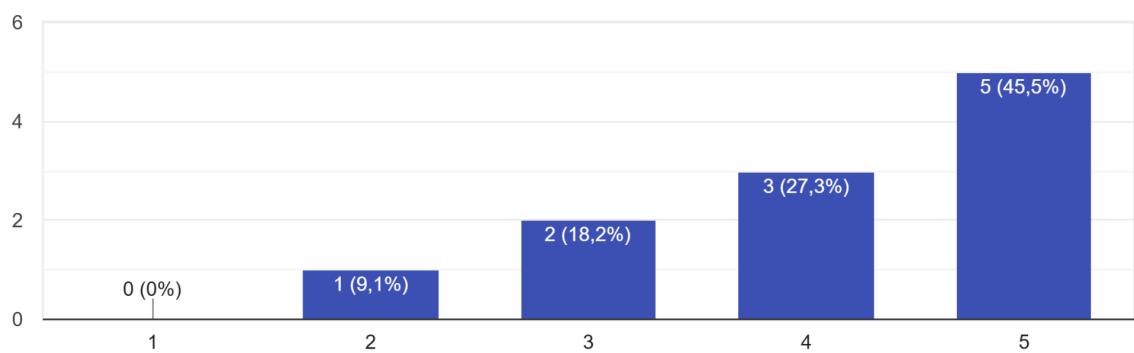


Fonte: Do autor (2025).

Figura 9: Respostas referentes ao nível de experiência dos participantes com jogos digitais do gênero plataforma 2D de ação.

Qual o seu nível de experiência com jogos digitais no estilo plataforma 2D de ação (como Hollow Knight, Mega Man, Dead Cells, etc.)?

11 respostas



Fonte: Do autor (2025).

4.3.2. Análise Comparativa: Versão A (Fixa) vs. Versão B (Adaptativa)

Para verificar a hipótese de que a dificuldade adaptativa influencia o engajamento, os participantes avaliaram quatro dimensões principais em ambas as

versões do jogo utilizando uma escala Likert de 5 pontos (1 = Discordo Totalmente, 5 = Concordo Totalmente). A Tabela 4 ilustra a comparação das médias obtidas.

Tabela 4 - Comparação das médias de avaliação entre a versão do jogo com dificuldade fixa (A) e adaptativa (B).

Pergunta	Média da versão A	Média da versão B
Senti que os desafios do jogo estavam adequados ao meu nível de habilidade.	4,18	4,18
O jogo manteve minha atenção a maior parte do tempo.	4,27	4,36
Senti vontade de continuar jogando o jogo.	3,91	4,18
Eu não me senti frustrado(a) enquanto jogava o jogo.	3,45	3,27

Fonte: Do autor (2025).

Os dados revelam pontos importantes sobre a experiência dos jogadores:

- Adequação do Desafio: Curiosamente, ambas as versões obtiveram a mesma média (4,18) quanto à percepção de que os desafios estavam adequados ao nível de habilidade do jogador. Isso sugere que, embora o sistema adaptativo tenha atuado na versão B, a versão A já apresentava um balanceamento fixo competente para o perfil médio dos testadores;
- Engajamento (Atenção e Replay): A versão com dificuldade adaptativa (B) obteve desempenho superior nos indicadores de engajamento. A média de atenção mantida foi ligeiramente maior na versão B (4,36 contra 4,27), e a vontade de continuar jogando (fator crucial para a retenção) apresentou a maior diferença positiva, subindo de 3,91 na versão fixa para 4,18 na adaptativa;
- Frustração: A métrica "Eu não me senti frustrado(a)" obteve uma média menor na versão B (3,27) em comparação à versão A (3,45). Como a escala é de concordância com a ausência de frustração, o resultado indica que os jogadores se sentiram ligeiramente mais frustrados na versão adaptativa. Esse dado, cruzado com os relatos qualitativos,

sugere que a variação dinâmica dos parâmetros pode ter causado estranheza ou exigido readaptação constante por parte de alguns jogadores.

4.3.3. Avaliação das Mecânicas e Usabilidade

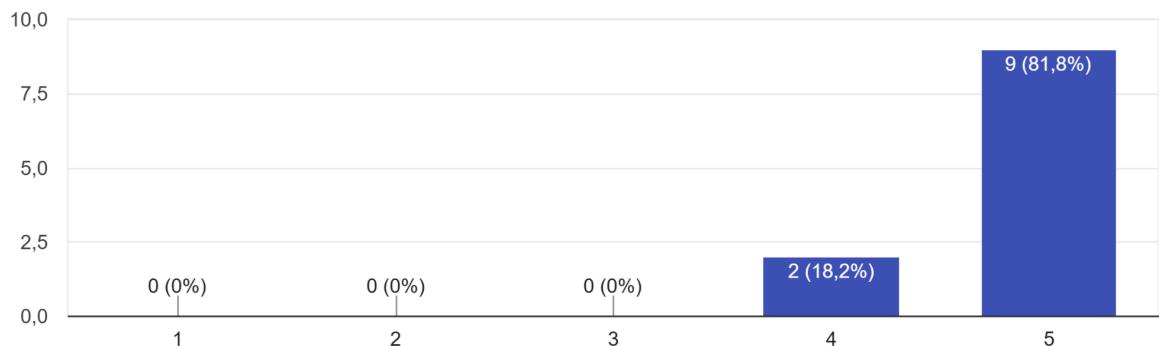
Independentemente do sistema de dificuldade, a validação das mecânicas fundamentais do jogo apresentou resultados muito positivos, indicando que o protótipo estava funcional e polido o suficiente para não interferir negativamente nos testes da DDA. As médias de apresentação das mecânicas foram:

- 4,82 para a mecânica de combate (Figura 10);
- 4,55 para a mecânica de *parry* (Figura 11);
- 4,36 para a mecânica de plataformas (Figura 12).

Figura 10: Respostas referentes à apresentação da mecânica de combate.

A mecânica de combate foi clara e fácil de entender.

11 respostas

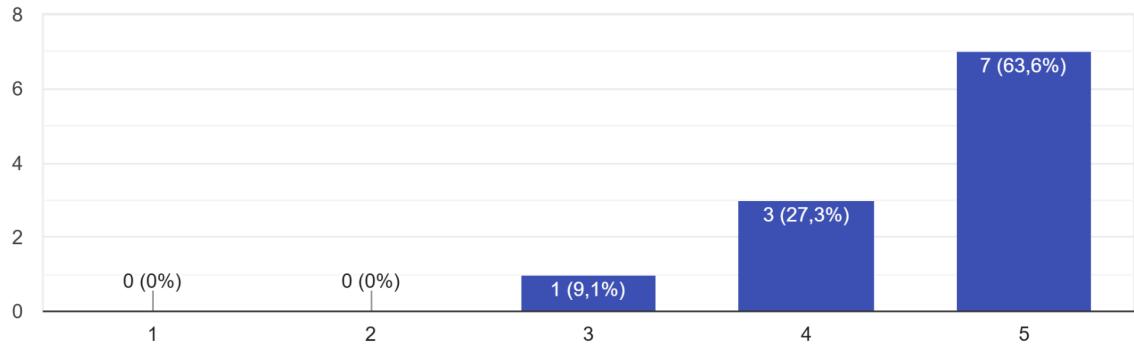


Fonte: Do autor (2025).

Figura 11: Respostas referentes à apresentação da mecânica de *parry*.

A mecânica de *parry* foi clara e fácil de entender.

11 respostas

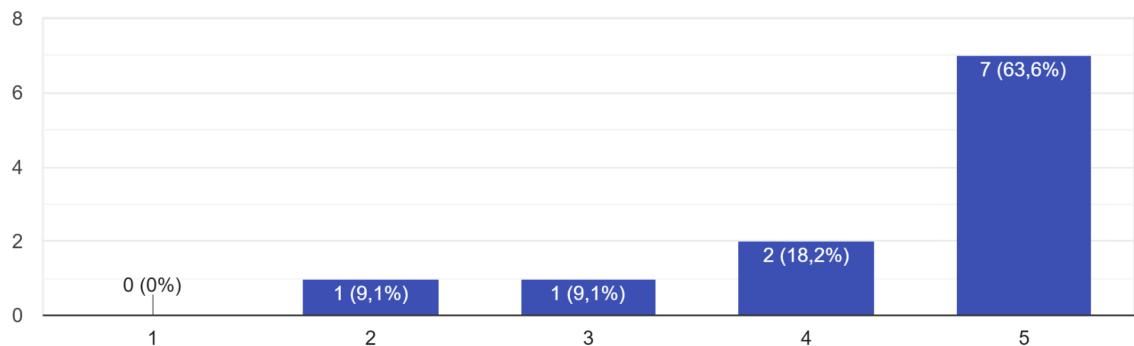


Fonte: Do autor (2025).

Figura 12: Respostas referentes à apresentação da mecânica das plataformas.

A mecânica das plataformas foi clara e fácil de entender.

11 respostas



Fonte: Do autor (2025).

4.3.4. Análise Qualitativa e Feedbacks

A etapa de coleta de feedbacks abertos permitiu aprofundar a compreensão dos números apresentados anteriormente, revelando as nuances da experiência do jogador que os dados quantitativos isolados não conseguem capturar. As respostas foram categorizadas em três eixos principais: a percepção sobre o sistema

adaptativo, o balanceamento das mecânicas de combate e aspectos de polimento visual e movimentação.

4.3.4.1. Percepção sobre a Dificuldade Adaptativa

A comparação entre as versões evidenciou uma tensão entre consistência e dinamismo. A versão A (fixa) foi elogiada por sua estabilidade, permitindo que os jogadores identificassem padrões e sentissem uma curva de aprendizado satisfatória baseada na repetição e memorização.

Em contrapartida, a versão B (adaptativa) gerou reações mistas. Embora a mecânica tenha sido considerada interessante e capaz de manter o jogo dinâmico, houve relatos significativos de frustração causados pela imprevisibilidade do sistema. Os jogadores descreveram uma sensação de "mudança brusca", onde a dificuldade oscilava rapidamente entre extremos, tornando-se muito difícil e, logo em seguida, facilitando excessivamente, sem dar tempo hábil para que o jogador se adaptasse ao novo ritmo.

Como solução para esse cenário, foi sugerida a implementação de perfis de adaptação selecionáveis pelo usuário, visando atender a diferentes públicos:

- Modo Bilateral: Onde a dificuldade flutua para cima e para baixo conforme o desempenho (modelo atual);
- Modo Desafio: Focado em jogadores avançados, onde a dificuldade apenas aumenta, sem retroceder;
- Modo Acessibilidade: Focado em novos jogadores, onde o sistema prioriza a redução da dificuldade para evitar bloqueios no progresso.

4.3.4.2. Mecânicas de Combate e Recompensas

O sistema de *parry* (aparar golpes) foi um ponto central de discussão. Houve elogios à resposta instantânea dessa mecânica na versão adaptativa, porém, críticas apontaram para o risco-benefício desbalanceado. Jogadores notaram um atraso (*delay*) na ativação ou janelas de invulnerabilidade curtas demais, tornando mais vantajoso "esmagar os botões" de ataque (*spam*) para atordoar os inimigos do que

tentar a manobra defensiva. Foi sugerido que o jogo ofereça recompensas mais tangíveis pelo sucesso no *parry* para incentivar o uso estratégico.

4.3.4.3. Navegação e Feedback Visual

A movimentação e a fluidez do personagem receberam avaliações positivas. Além disso, a possibilidade de navegar pelos menus utilizando os mesmos controles do jogo também foi citada como um ponto positivo de usabilidade. No entanto, foram identificadas necessidades de melhoria no feedback visual:

- Plataformas Móveis: A falta de indicação sobre o trajeto ou pontos de desaceleração das plataformas flutuantes dificultou o planejamento dos pulos;
- Animações: A animação de aterrissagem (quando o personagem cai de lugares altos) foi interpretada por alguns como um travamento (*bug*). A sugestão foi incluir efeitos visuais, como poeira no chão, para comunicar que se trata de uma recuperação de movimento intencional.

4.4. Discussão dos Resultados

A análise cruzada entre os dados quantitativos e os relatos qualitativos permite apontar considerações importantes sobre a eficácia do ajuste dinâmico de dificuldade (DDA) no contexto proposto.

4.4.1. A Relação entre Frustração e Engajamento

Um dos achados mais relevantes deste estudo reside na aparente contradição entre as métricas de "Ausência de frustração" e "Vontade de continuar jogando". Conforme observado nos resultados, a versão B (adaptativa) gerou índices ligeiramente maiores de frustração comparada à versão A (fixa). No entanto, paradoxalmente, a versão B também obteve as maiores notas de retenção e desejo de replay.

De acordo com Csikszentmihalyi (1991), este fenômeno pode ser interpretado sob a ótica da teoria do *Flow*. Enquanto a dificuldade fixa da versão A permitiu uma "zona de conforto" através da memorização de padrões, a DDA da versão B forçou os jogadores a saírem da passividade, exigindo atenção constante. O aumento da frustração, neste caso, não atuou como um fator de desistência, mas possivelmente como um "*eustress*" (estresse positivo) ou desafio motivador, sugerindo que um nível moderado de atrito é necessário para manter o engajamento em alta, impedindo que a experiência se torne monótona.

4.4.2. Curva de Aprendizado e Previsibilidade

Os relatos qualitativos indicaram uma diferença fundamental na curva de aprendizado. Na versão A, o aprendizado se deu pela repetição e memorização (*pattern recognition*): o jogador morria, decorava a posição e padrão de ataque dos inimigos e superava os obstáculos.

Já na versão B, o sistema adaptativo quebrou essa previsibilidade. Embora isso tenha mantido o jogo dinâmico, o feedback de alguns participantes sobre a "mudança brusca" de dificuldade revela um desafio crítico no design de sistemas DDA: a calibração da invisibilidade do sistema. Quando o jogador percebe que o jogo ficou subitamente mais difícil ou fácil, a "suspensão de descrença" é quebrada. Os resultados sugerem que o intervalo de atualização dos parâmetros de dificuldade (níveis de adaptação) talvez tenha sido curto demais para alguns perfis, gerando a sensação de inconsistência apontada nos feedbacks.

4.5. Limitações do Estudo

Embora os resultados obtidos apontem direções claras sobre o impacto da DDA, é necessário reconhecer as limitações metodológicas que restringem a generalização dos dados.

4.5.1. Tamanho da Amostra

O estudo contou com a participação de 11 voluntários. Embora essa quantidade seja suficiente para uma validação qualitativa e para a identificação de falhas críticas de usabilidade (*playtesting*), ela não possui significância estatística robusta para afirmar categoricamente que a DDA é superior à dificuldade fixa em todos os cenários. Os dados devem ser interpretados como indicativos de tendência para o perfil demográfico analisado (jovens adultos familiarizados com jogos de ação).

4.5.2. Escopo do Protótipo

Por fim, deve-se considerar a natureza da experiência proposta pelo protótipo. O jogo foi concebido para oferecer um ciclo de *gameplay* conciso e direto, resultando em um tempo total de interação naturalmente curto. Diferentemente de campanhas longas, onde sistemas de DDA dispõem de horas de coleta de dados para refinar o perfil do jogador e realizar ajustes sutis, a estrutura compacta deste projeto exigiu que o algoritmo tomasse decisões rápidas com base em uma amostragem de dados limitada.

Essa característica estrutural do jogo, e não uma restrição de tempo imposta às sessões de teste, implicou em um período de amostragem reduzido para o algoritmo. Consequentemente, as oscilações de dificuldade percebidas por alguns jogadores que participaram da etapa de validação refletem o desafio de calibrar sistemas adaptativos em experiências de curta duração, onde a margem para adaptação gradual é significativamente menor.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho atingiu seu objetivo geral de investigar o impacto da dificuldade adaptativa no engajamento dos jogadores, por meio do desenvolvimento e avaliação de um jogo digital no gênero plataforma 2D. A construção de dois protótipos distintos, a versão A (com dificuldade fixa) e a versão B (com dificuldade adaptativa), permitiu uma análise comparativa direta, isolando a variável da adaptabilidade para compreender seus efeitos práticos na experiência do usuário.

Os resultados obtidos validaram a premissa de que sistemas adaptativos podem influenciar positivamente a retenção do jogador. A versão B, equipada com o algoritmo de ajuste dinâmico de dificuldade (DDA), apresentou índices superiores de atenção mantida e, notavelmente, uma maior "vontade de continuar jogando" em comparação à versão estática. Esse dado sugere que a dinamicidade proposta pelo sistema foi eficaz em quebrar a monotonia e incentivar o replay, mantendo o jogo interessante por mais tempo.

Um dos achados mais relevantes desta pesquisa foi a identificação de uma relação complexa entre frustração e engajamento. Contrariando o senso comum de que a frustração deve ser totalmente eliminada, os testes indicaram que a versão adaptativa gerou níveis ligeiramente maiores de frustração, mas isso não resultou em desistência. Pelo contrário, conforme discutido na Teoria do *Flow*, esse atrito funcionou como um "estresse positivo" (*eustress*), tirando o jogador da zona de conforto da memorização de padrões e exigindo foco ativo, o que contribuiu para uma experiência mais imersiva.

No entanto, o estudo também evidenciou desafios técnicos e de design inerentes à implementação de DDA em jogos de curta duração. A percepção de "mudanças bruscas" na dificuldade relatada por alguns participantes demonstrou que a "invisibilidade" do sistema é difícil de ser mantida quando o tempo de amostragem para o algoritmo é reduzido. A falta de tempo hábil para que o sistema construísse um perfil robusto do jogador resultou, em momentos pontuais, em oscilações que quebraram a suspensão de descrença.

Diante das limitações observadas, como o tamanho da amostra e o escopo do protótipo, sugerem-se como trabalhos futuros a implementação de perfis de adaptação selecionáveis (modo bilateral, modo desafio e modo acessibilidade), conforme sugerido pelos participantes, para acomodar melhor as diferentes expectativas dos jogadores. Além disso, recomenda-se a realização de testes em jogos com ciclos de *gameplay* mais longos, permitindo que o algoritmo de adaptatividade refine seus parâmetros de forma mais gradual e orgânica.

Conclui-se, portanto, que a dificuldade adaptativa é uma ferramenta poderosa para maximizar o engajamento, mas sua aplicação exige um balanceamento cuidadoso para evitar que a imprevisibilidade do sistema se torne um obstáculo à diversão. Este trabalho contribui para a área de desenvolvimento de jogos ao demonstrar que, mesmo em escopos menores e acadêmicos, é possível

implementar sistemas inteligentes que dialogam com a habilidade do jogador em tempo real, tornando a experiência interativa mais personalizada e desafiadora.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAUJO, B. B. P. L.; FEIJÓ, B. Evaluating dynamic difficulty adaptivity in shoot'em up games. In: **SYMPORIUM ON VIRTUAL AND AUGMENTED REALITY (SVR)**, 15., 2013, Rio de Janeiro. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2013. p. 209-218. Disponível em: <<https://www.sbgames.org/sbgames2013/proceedings/comp/26-full-paper.pdf>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

BLAINE, Lucas. God Hand Is One of the Most Innovative Action Games Ever. **CBR**, 2021. Disponível em: <<https://www.cbr.com/god-hand-innovative-action-game/>>. Acesso em: 1 ago. 2025.

BUCHALTER, Jake. Metal Gear Solid 5: 10 Mistakes Most Players Make On Their First Playthrough. **TheGamer**, 2021. Disponível em: <<https://www.thegamer.com/metal-gear-solid-5-phantom-pain-beginner-player-mistakes/>>. Acesso em: 1 ago. 2025.

CAPCOM. **Resident Evil 4** [jogo eletrônico]. Osaka: Capcom, 2005. Plataforma: GameCube.

CHARLES, D.; BLACK, M. Dynamic player modelling: a framework for player-centred digital games. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER GAMES: ARTIFICIAL INTELLIGENCE, DESIGN AND EDUCATION**, 2004, [S. I.]. Proceedings [...]. [S. I.]: [s. n.], 2004. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/251860100>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

CHARLES, Darryl; MCNEILL, Michael; MCALISTER, Moira; BLACK, Michaela; MOORE, Adrian; STRINGER, Karl; KÜCKLICH, Julian; KERR, Aphra. Player-centred game design: player modelling and adaptive digital games. In: **DIGRA**

INTERNATIONAL CONFERENCE: CHANGING VIEWS – WORLDS IN PLAY, 2005, Vancouver. Proceedings [...]. Vancouver: DiGRA, 2005. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/228636408>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

CHEN, J. Flow in games (and everything else). **Communications of the ACM**, New York, v. 50, n. 4, p. 31–34, abr. 2007.

CHOU, Jeffrey. Flow theory - Example from Celeste. **Medium**, 2018. Disponível em: <<https://medium.com/@chow0531/flow-theory-336c9278dbd0>>. Acesso em: 1 ago. 2025.

COX, Anna L.; CAIRNS, Paul; SHAH, Pari; CARROLL, Michael. Not doing but thinking: the role of challenge in the gaming experience. In: **SIGCHI CONFERENCE ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS**, 2012, Austin. Proceedings [...]. New York: ACM, 2012. p. 79–88. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/254005155>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

CSIKSZENTMIHALYI, M. **Flow: the psychology of optimal experience**. New York: Harper Perennial, 1991.

FROM SOFTWARE. **Dark Souls** [jogo eletrônico]. Tóquio: Bandai Namco Entertainment, 2011. Plataforma: PlayStation 3.

HENDRIX, Maurice; BELLAMY-WOOD, Tyrone; MCKAY, Sam; BLOOM, Victoria; DUNWELL, Ian. Implementing adaptive game difficulty balancing in serious games. **IEEE Transactions on Games**, [S.I.], v. 11, n. 4, p. 323–333, dez. 2019. DOI: 10.1109/TG.2018.2791019. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/322510854>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

HOULETTE, R. Player modeling for adaptive games. In: RABIN, S. (org.). **AI Game Programming Wisdom 2**. 1. ed. Hingham: Charles River Media, 2004. p. 557–566.

INTELLIGENT SYSTEMS; NINTENDO. **Super Mario Kart** [jogo eletrônico]. Quioto: Nintendo, 1992. Plataforma: Super Nintendo Entertainment System.

JUNG, C. F. **Metodologia para pesquisa e desenvolvimento: aplicada a novas tecnologias, produtos e processos.** Rio de Janeiro: Axcel Books, 2004.

JUUL, J. Fear of failing? The many meanings of difficulty in video games. In: BERNARD, P.; WOLF, M. J. P. (org.). **The Video Game Theory Reader 2.** New York: Routledge, 2009. p. 237–252.

KONAMI. **Metal Gear Solid V: The Phantom Pain** [jogo eletrônico]. Tóquio: Konami, 2015. Plataforma: PlayStation 4.

KOSTER, R. **A theory of fun for game design.** Scottsdale: Paraglyph Press, 2004.

MISSURA, O. **Dynamic difficulty adjustment.** 2015. Tese (Doutorado) – Albert-Ludwigs-Universität Freiburg, Freiburg, 2015. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/283326014>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

NINTENDO. **Super Mario Bros** [jogo eletrônico]. Quioto: Nintendo, 1985. Plataforma: Nintendo Entertainment System (NES).

SEGA; CLOVER STUDIO. **God Hand** [jogo eletrônico]. Tóquio: Capcom, 2006. Plataforma: PlayStation 2.

SWEETSER, P.; WYETH, P. GameFlow: a model for evaluating player enjoyment in games. **Computers in Entertainment**, v. 3, n. 3, p. 3, jul. 2005. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/220686347>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

TAGLIARO, L. R. G. **An implementation of adaptive difficulty systems for challenging video games.** 2022. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação) – Instituto de Informática, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2022. Disponível em: <<https://lume.ufrgs.br/handle/10183/245329>>. Acesso em: 12 jun. 2025.

TETRIS COMPANY. **Tetris** [jogo eletrônico]. Moscou: Alexey Pajitnov, 1984. Primeira versão lançada para: Elektronika 60.

VALVE CORPORATION. **Half-Life** [jogo eletrônico]. Bellevue: Valve, 1998.
Plataforma: Microsoft Windows.