



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

Comparação entre modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade em um jogo do gênero plataforma/shooter

Isaac Moreira Lopes e Wagner Alberto Soares Junior

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Bacharelado em Ciência da Computação

Orientadora
Prof.a Dr.a Carla Denise Castanho

Brasília
2019



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

Comparação entre modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade em um jogo do gênero plataforma/shooter

Isaac Moreira Lopes e Wagner Alberto Soares Junior

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Bacharelado em Ciência da Computação

Prof.a Dr.a Carla Denise Castanho (Orientadora)
CIC/UnB

Prof. Dr. Tiago Barros Pontes e Silva Prof. Dr. Mauricio Miranda Sarmet
DIN/UnB IFPB

Prof. Dr. Edison Ishikawa
Coordenador do Bacharelado em Ciência da Computação

Brasília, 18 de julho de 2019

Dedicatória

Ao curso de ciência da computação e às pessoas com quem convivemos diariamente nos espaços da universidade ao longo de todos esses anos, tornando a vida acadêmica uma das melhores experiências de nossas vidas. Às nossas famílias, por acreditar e investir em nós e a todo aqueles que de alguma forma estiveram e estão próximo de nós, fazendo esta vida valer cada vez mais a pena.

Agradecimentos

À professora Carla Denise Castanho e aos professores Maurício Sarmet e Tiago Barros, pela orientação, apoio e confiança. A todos que se voluntariaram às pesquisas deste trabalho.

Resumo

É crescente a presença dos jogos digitais no cotidiano, sendo atualmente encontrados em diferentes plataformas, como dispositivos móveis e computadores. Assim, surge o desafio em manter o interesse do jogador em um mercado inovador e saturado. Nesse contexto, a fim de proporcionar a melhor experiência de jogo aos jogadores, diversas técnicas são utilizadas, como a de sistemas de Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD), que adapta a dificuldade de um jogo com base no desempenho ou estado afetivo do jogador. Neste trabalho foi conduzida uma análise comparativa entre modelos de ADD em um jogo do gênero Plataforma/Shooter, com o objetivo de averiguar se um sistema Híbrido é mais eficiente em proporcionar desafios compatíveis às habilidades dos jogadores e em mantê-los em estado de imersão que sistemas não adaptativos ou que consideram apenas o desempenho do jogador. Para tanto, foi adaptado um jogo para coletar dados de desempenho, de questionários e fisiológicos dos jogadores, além da implementação de um modelo de ADD por Desempenho e um Híbrido a este. Foram realizados testes com os modelos, coletando diversos dados dos participantes. Após análise, o modelo Híbrido demonstrou-se mais eficiente em proporcionar desafios compatíveis às habilidades dos jogadores e em mantê-los em estado de imersão.

Palavras-chave: ADD, Ajuste dinâmico de dificuldade, Plataforma 2D, Shooter, Biofeedback, jogos digitais

Abstract

The presence of digital games is increasing in daily life, being currently found in different platforms such as mobile devices and computers. Thus the challenge arises in keeping the player's interest in an innovative and saturated market. In this context, in order to provide the best gaming experience to players, various techniques are used, such as Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) systems, which adapt the difficulty of a game based on the player's performance or affective state. In this work, a comparative analysis was performed between ADD models in a game of the Platform / Shooter genre, with the objective of ascertaining if a Hybrid system is more efficient in providing compatible challenges to the players' abilities and in keeping them in a state of immersion that systems that are not adaptive or that only consider the player's performance. For that, a game was adapted to collect performance data, questionnaires and physiological data of the players, as well as the implementation of a Performance ADD model and a Hybrid to this one. Tests were performed with the models, collecting several data from the participants. After analysis, the Hybrid model proved to be more efficient in providing challenges compatible with the players' abilities and keeping them in a state of immersion.

Keywords: DDA, Dynamic Difficulty Adjustment, 2D Platformer, Shooter, Biofeedback, videogames

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Definição do problema	2
1.2	Objetivos	2
1.3	Proposta	2
1.4	Estrutura da Monografia	3
2	Fundamentação Teórica	4
2.1	Jogo	4
2.2	Jogador	6
2.2.1	Jogadores casuais e dedicados	7
2.3	Emoção	8
2.3.1	Manifestações do fenômeno <i>Emoção</i>	8
2.4	Fluxo	10
2.4.1	O que é estar em estado de fluxo?	10
2.4.2	Benefícios do estado de fluxo	12
2.4.3	Estado de fluxo em jogos	12
2.5	Dificuldade em jogos	14
2.5.1	Adaptatividade	14
2.5.2	Dificuldade adaptativa em jogos	16
2.5.3	Dificuldade em jogos de plataforma e jogos de tiro	19
3	Trabalhos Correlatos	21
3.1	Avaliação da dificuldade	21
3.1.1	Dificuldade objetiva e subjetiva em videogames	21
3.1.2	Um <i>Framework</i> para a análise de jogos de duas dimensões de plataforma	23
3.1.3	Medindo o nível de dificuldade em jogos individuais	23
3.2	Dificuldade adaptativa	24
3.2.1	Ajuste dinâmico de dificuldade (ADD) em jogos de computador	24

3.3	Modelos de ADD por Desempenho	25
3.3.1	Ajuste dinâmico de dificuldade para jogadores cuidadosos e aventureiros	25
3.3.2	Polymorph: Ajuste dinâmico de dificuldade através da geração de níveis	26
3.3.3	A criação de um oponente adaptativo usando Monte-Carlo para o jogo Pac-Man	26
3.4	Modelos de ADD Afetivos	27
3.4.1	Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos através da resposta afetiva baseada em ansiedade	27
3.4.2	Análise em tempo real de condutibilidade da pele para ajuste dinâmico de dificuldade em jogos	28
3.5	Modelos de ADD Híbridos	28
3.5.1	Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos a partir de variáveis do jogo e do usuário	28
3.5.2	Ajuste Dinâmico de dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma	29
4	Proposta do ADD Híbrido	31
4.1	O jogo	31
4.1.1	O Motor de jogo <i>Unity3D</i>	32
4.1.2	Versão Original	33
4.1.3	Adaptações feitas no jogo	37
4.2	Medição da dificuldade	41
4.2.1	Coleta de dados	41
4.3	E4 Wristband	44
4.3.1	Medição dos níveis de excitação a partir do EDA	45
4.4	ADD híbrido	46
5	Testes e Resultados	50
5.1	Testes	50
5.1.1	Detalhamento da execução dos testes	51
5.2	Detalhamento da pesquisa de investigação da dificuldade com jogo não-adaptativo	53
5.2.1	Análise dos dados de questionários	53
5.2.2	Validação das hipóteses	57
5.2.3	Análise de dados de desempenho dos jogadores	60
5.3	Comparação entre os modelos de ADD	64

5.3.1	Contexto da pesquisa com jogo com modelo de ADD por Desempenho	64
5.3.2	Contexto da pesquisa com jogo com modelo Híbrido	64
5.3.3	Análise comparativa entre modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade	65
6	Considerações Finais	73
6.1	Conclusões	73
6.2	Recomendações para trabalhos futuros	74
	Referências	75
	Apêndice	79
A	Questionários	80
A.1	Dados Sociodemográficos	80
A.2	Tutorial	82
A.3	Nível	82
A.4	Desempenho	83

Lista de Figuras

2.1	Modelo do fluxo adaptado de [1].	11
2.2	Exemplo da Zona de Fluxo, adaptado de [2].	13
2.3	Diferentes jogadores têm diferentes Zonas de Fluxo, adaptado de [2].	13
2.4	Game Designers adaptam a a experiência de fluxo dos jogadores baseado em suas escolhas, adaptado de [2].	13
2.5	Gráfico de probabilidade, mostrando o a progressão de um jogador em um jogo típico de níveis. Retirado de [3]	17
2.6	Composição do modelo de nível de Nacke. Adaptado de [4]	20
3.1	Captura de tela do jogo de dificuldade lógica. [5]	22
3.2	Captura de tela do jogo de dificuldade sensorial [5]	22
3.3	Captura de tela do jogo de dificuldade motora [5]	23
3.4	Curva de dificuldade e aprendizado ideal. Adaptado de [6]	24
3.5	Jogo <i>The Explorer: 2D</i> . Retirado de [7]	29
4.1	Captura de tela da versão original do jogo <i>Madway to Heaven</i>	32
4.2	Inimigo Dummy.	33
4.3	Inimigo Orc.	34
4.4	Inimigo Caranguejo.	34
4.5	Inimigo Polvo Voador.	34
4.6	Inimigos Candy e dois Candy Minions.	34
4.7	Chloe sobre plataforma atravessável.	35
4.8	Espinhas.	35
4.9	Shuriken Móvel.	35
4.10	Estátua após atirar um projétil.	36
4.11	Projétil de Inimigo.	36
4.12	Bola de Energia.	36
4.13	Portal.	36
4.14	Níveis que foram descartados. No primeiro, a personagem deve pular entre as plataformas estão caindo. No segundo, o nível do chefe de sala.	37

4.15 HUD do jogo original e adaptado, respectivamente.	37
4.16 Nível 1	38
4.17 Nível 2	38
4.18 Nível 3	38
4.19 Nível 4	39
4.20 Nível 5	39
4.21 Nível 6	39
4.22 Nível 7	40
4.23 Nível 8	40
4.24 Nível 9	40
4.25 Exemplo de Tela de Questionário.	41
4.26 E4 Wristband [8].	44
4.27 Componentes da Atividade Eletrodérmica. Adaptado de [9].	46
4.28 Fluxo de adaptação do jogo pelo Modelo ADD Híbrido.	49
5.1 Curva de dificuldade média experienciada pelo jogador em cada Nível.	54
5.2 Grau de diversão, tédio e frustração experienciados pelo jogador em cada nível. As barras pretas representam o desvio padrão.	54
5.3 Valores médios das respostas sobre a imersão dos participantes.	55
5.4 Valores médios da influência na dificuldade de diversas características do jogo.	56
5.5 Valores médios da influência na dificuldade de diversos elementos do jogo.	56
5.6 Gráfico de Dificuldade Média pela Densidade de Desafios.	57
5.7 Resultado da criação do grafo em que as arestas representam inimigos e objetos separados por um distância menor que cinco unidades.	59
5.8 Correlação entre Componentes de grau maior que dois e dificuldade média experienciada pelos jogadores.	59
5.9 Exemplo de simulação utilizando <i>RayCasting</i> . No qual, os raios verdes representam os objetos que o emissor enxerga.	60
5.10 Resultado da criação do grafo em que as arestas representam inimigos e objetos que estão em uma mesma região do mapa.	60
5.11 Gráfico de média de mortes em cada nível.	61
5.12 Índice médio de recarga manual de jogadores que desistiram de alguns níveis e de jogadores que passaram de todos os níveis.	62
5.13 Índice médio de tiros acertados por jogadores que desistiram de alguns níveis e de jogadores que passaram de todos os níveis.	63
5.14 Quantidade de <i>Dodge rolls</i> utilizados por jogadores que desistiram de alguns níveis e de jogadores que passaram de todos os níveis.	63

5.15	Dificuldade média experienciada por jogadores jogando o jogo não-adaptativo, com modelo ADD por desempenho e Híbrido.	66
5.16	Comparação entre a diversão média propiciada pelos níveis do jogo não-adaptativo e do jogo com modelos de ADD.	67
5.17	Comparação entre o tédio médio propiciado pelos níveis do jogo não-adaptativo e do jogo com modelos de ADD.	67
5.18	Comparação entre a frustração média propiciada pelos níveis do jogo não-adaptativo e do jogo com modelos de ADD.	68
5.19	Comparação entre a experiência do jogador nos jogos adaptativos e não-adaptativo.	69
5.20	Comparação entre a experiência do jogador nos jogos adaptativos.	69
5.21	Curvas de Desempenho médio nos níveis do jogo com modelos de ADD.	70
5.22	Curvas da Dificuldade Ajustada média nos níveis do jogo com modelos de ADD.	70
5.23	Comparação de Médias de morte em cada nível nos jogos adaptativos e não-adaptativo	71

Lista de Tabelas

4.1	Adaptações da dificuldade feitas no modelo Híbrido em que são considerados o desempenho e a excitação dos jogadores. Números negativos representam uma diminuição, enquanto que números positivos um aumento, na dificuldade.	48
5.1	Quantidade de pessoas com familiaridade com jogos de vários gêneros. . . .	53
5.2	Porcentagem de jogadores que tiveram desempenho influenciado por determinada ação.	55
5.3	Porcentagem de participantes que completaram cada nível do jogo não-adaptativo.	61
5.4	Frequências de respostas sobre a dificuldade ser mais apropriada no nível atual ou no anterior do jogo não-adaptativo e com modelos de ADD. . . .	68
5.5	Comparação entre os Tempos médios (em segundos) dos níveis do jogo não-adaptativo com jogos com modelos de ADD	71

Lista de Abreviaturas e Siglas

ACM *Association for Computing Machinery.*

ADD Ajuste Dinâmico de Dificuldade.

BLE *Bluetooth Low Energy.*

CIC Departamento de Ciência da Computação.

DDA Dynamic Difficulty Adjustment.

DFS Busca em profundidade.

DGD Demographic Game Design.

DIN Departamento de Design.

EDA Atividade Eletrodérmica.

GSR Resposta Galvânica da Pele.

HUD Heads-up Display.

IAP *In-App Purchase.*

IDE Ambiente Integral de Desenvolvimento.

IFPB Instituto Federal da Paraíba.

JSON Notação de Objetos *JavaScript.*

MySQL Sistema de gerenciamento de banco de dados.

NPC Personagem não-jogável.

PPG Fotopletismografia.

REST Transferência de Estado Representacional.

SCL Nível de Condutância da Pele.

SCR Resposta de Condutância da Pele.

TCLE Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

UnB Universidade de Brasília.

Capítulo 1

Introdução

Os jogos digitais estão cada vez mais presentes no cotidiano, podendo ser encontrados em diferentes plataformas como dispositivos móveis e computadores. Desta maneira, jogar tornou-se incrivelmente acessível e estima-se que há um total mundial de, ao menos, 3 bilhões de horas semanais gastos em jogos digitais [10]. Nasce, então, o desafio de manter o interesse do jogador em meio a um mercado crescentemente saturado e naturalmente inovador [11].

Uma das principais ferramentas dos *Game Designers* durante o processo de *design* de um jogo é o balanceamento do seu nível de dificuldade, sendo este recurso utilizado tanto para manter um estado de fluxo do jogador, quanto para manter o interesse do jogador por meio de um sentimento de desafio. Em meados dos anos 70, surgem os primeiros jogos em que era possível ajustar sua dificuldade [12] e posteriormente, em 1985, foi criado o primeiro jogo em que a dificuldade era ajustada às ações do jogador: o *Heart of Africa* [13], cujo nível de desafio era medido com base no desempenho do jogador a fim de preservar o nível mais adequado possível.

Nesse contexto, surge o conceito de sistemas de Ajuste Dinâmico de Dificuldade, que possuem a finalidade de garantir a dificuldade adequada para cada jogador, modificando elementos do jogo, de modo que a dificuldade geral seja alterada com base no desempenho, dados fisiológicos, ou em ambos, caracterizando-se um ADD Híbrido. [14]

A partir de 2009, houve um crescimento notável das pesquisas relacionadas a métodos de desenvolvimento ou aprimoramento de modelos de ADD, incluindo pesquisas que inovam em diferentes áreas de estudo. [15]

1.1 Definição do problema

A maioria dos estudos da área de Ajuste Dinâmico de Dificuldade está relacionado ao desempenho [3], [16], [17], [11] ou às respostas fisiológicas do jogador [4], [18], [19]. Poucos são os trabalhos que combinam as duas abordagens em um ADD Híbrido [20], [21], [7]. Ademais, não são muitos os que utilizam sensores, já que a maior parte possui foco no desempenho do jogador. Assim, dentro das bases de dados IEEE Xplore Digital Library¹, Association for Computing Machinery (ACM)², Google Scholar³ e Research Gate⁴, os trabalhos desenvolvidos por Aguiar e Fernandes [20], Natal [21] e Rosa [7] foram os únicos que abordam essa temática.

1.2 Objetivos

O objetivo deste trabalho é realizar uma análise comparativa entre dois modelos de ADD em um jogo do gênero plataforma/shooter, sendo um modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade Híbrido e um modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade por variáveis de desempenho de jogador, com vistas a identificar se o modelo ADD Híbrido preserva um nível adequado de dificuldade adaptado ao jogador para que ele tenha a melhor experiência possível.

Neste contexto, o estudo foi dividido em três etapas. Primeiro, foi feita uma análise investigativa com o objetivo de assertar quais elementos do jogo influenciam na imersão e na dificuldade experimentada pelos jogadores, utilizando questionários durante a pesquisa experimental e levantando dados do desempenho do jogador. Já na segunda etapa, com a análise dos dados, foi implementado um modelo ADD com base no desempenho e um modelo Híbrido. Por fim, foi realizada uma análise da comparação entre o jogo com os dois modelos.

1.3 Proposta

Para a elaboração deste projeto, foi feita uma adaptação do jogo *Madway to Heaven*, cedido pela Mad Pixel Studios, estúdio de desenvolvimento de jogos independentes de Brasília.

¹<https://ieeexplore.ieee.org/>

²<http://www.acm.org/>

³<https://scholar.google.com.br/>

⁴<https://www.researchgate.net/>

Madway to Heaven é um jogo que mistura elementos do gênero *Shooter* e *Platformer 2D*, no qual o jogador controla um personagem (Chloe) que pode se movimentar, pular, agachar, deslizar em paredes, rolar para esquivar de perigos, além de poder atirar e recarregar sua arma. Nesse sentido, existem alguns parâmetros que estão associados a essas mecânicas: número de vidas, velocidade de movimento, aceleração do movimento, aceleração da gravidade, desaceleração do movimento, velocidade ao rolar, força do pulo, velocidade ao deslizar sobre paredes, número de balas, tempo de recarga da arma e dano da arma.

A partir destas variáveis, por meio de uma pesquisa experimental, foram investigados quais elementos do jogo que influenciam sua dificuldade. Os dados foram coletados por meio de questionários e algoritmos implementados diretamente no jogo e, com o resultado da análise destes, criou-se modelos de ADD por desempenho e Híbrido.

A modelagem do ajuste dinâmico pela afetividade foi feito a partir da excitação do jogador que foi calculado por meio da Atividade Eletrodérmica da Pele (EDA) coletado pela pulseira E4 Wristband da Empatica Inc. [22].

Na sequência, foi feita uma segunda pesquisa experimental para fazer a comparação do jogo entre o modelo ADD Híbrido e o modelo ADD por desempenho. Para tal fim, novamente foram coletados dados por meio de questionários e do desempenho do jogador no próprio jogo.

Toda a persistência de dados foi feita em formato JSON, que serviu para análises estatísticas, utilizando os pacotes *Numpy*, *Seaborn*, *Pandas* e *Matplotlib* para a linguagem *Python*.

1.4 Estrutura da Monografia

O restante desta monografia está organizado da seguinte forma. O Capítulo 2 apresenta o Embasamento Teórico que foi necessário para a elaboração deste trabalho. No Capítulo 3, são apresentados trabalhos correlatos relevantes no contexto desta investigação. A proposta e as soluções empregadas são descritas no Capítulo 4. O Capítulo 5 apresenta os testes que foram conduzidos, seus resultados e as respectivas análises. Por fim, no Capítulo 6, encontram-se as conclusões desta pesquisa e sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo define conceitos importantes para o entendimento do trabalho. São abordadas as definições teóricas de jogo, jogador, emoção, fluxo, dificuldade em jogos e a experiência do jogador.

2.1 Jogo

Existem diversas definições de jogos, dentre elas, Roger Caillois [23] determina que um jogo é uma atividade que possui as seguintes características:

- **Livre:** se o jogador fosse obrigado a ela, o jogo perderia a sua natureza de diversão atraente e alegre.
- **Delimitada:** restrita a limites de espaço e de tempo, previamente estabelecidos;
- **Incerta:** a consequência da atividade não é previsível.
- **Improdutiva:** porque não gera bens, nem riquezas, nem elementos novos de espécie alguma.
- **Regido por regras:** possui regras que são diferentes das do dia a dia.
- **Fictícia:** acompanhada de uma consciência específica de outra realidade.

De maneira análoga, para Jasper Juul [24], um jogo é um sistema formal baseado em regras que possui resultado variável e quantificável, no qual seu resultado é dado pelo esforço do jogador. Além disso, as características citadas podem ser divididas em diferentes níveis. A primeira, a segunda e a quarta tratam sobre as propriedades de um jogo como um sistema formal. A terceira aborda o valor atribuído às diferentes

consequências do jogo, o objetivo ao qual o jogador deve buscar. A quarta e a quinta descrevem a relação entre o sistema e o jogador, ou seja, o sistema do jogo pode ser influenciado pelas atitudes do jogador, o qual é um ator ativo do sistema. Por fim, a última característica mostra que a atividade pode ter consequências no mundo real.

Um pouco mais sobre cada um dos pontos [24]:

1. **Regras fixas:** um jogo possui um conjunto de regras que precisa ser bem definido para que as pessoas que estão jogando não percam tempo tentando interpretá-las e para que foquem em seu andamento. Em um jogo digital é permitido que o jogador não precise pensar nas regras o tempo todo para tornar o jogo fluído, em que a programação deste é responsável por essa parte, já um jogo não-digital, há uma participação do ser humano para conduzir as regras do jogo, podendo ter sua fluidez interrompida.
2. **Resultado variável e quantificável:** para algo funcionar como um jogo, as regras devem produzir resultados diferentes. Para funcionar como uma atividade, deve-se estar ajustado ao nível de dificuldade do jogador. É importante que o jogo tenha uma dificuldade adequada para o jogador, caso contrário será desinteressante. Por exemplo, um Jogo-da-Velha pode gerar inúmeros resultados dependendo das escolhas dos jogadores e que podem ser quantificados.
3. **Valorização do resultado:** alguns dos possíveis resultados dos jogos são melhores que os outros. Em jogos que possuem mais de um jogador, geralmente eles competem entre si por esses pontos de forma que estabelece um conflito, gerando uma tensão no jogo. Além disso, há uma tendência de que os resultados positivos são mais difíceis de alcançar do que os resultados negativos, tornando o jogo desafiador.
4. **Esforço do jogador:** o esforço do jogador é outra maneira de mostrar que jogos são desafiadores; é esperado que sejam interativos e que ações do jogador influenciem o resultado final. Jogos de pura sorte que o jogador não têm influencia sobre o resultado se tornam chatos e, logo, desinteressantes.
5. **Atrelamento ao resultado:** um jogador se sente emocionalmente ligado ao seu resultado, ele se sente feliz se ganha e triste se perde. Geralmente este sentimento move o jogador a se esforçar mais para alcançar a vitória. No entanto, o resultado, mesmo que não totalmente dependa das ações do jogador, pode fazê-lo se sentir feliz, ocorrendo em jogos que possuem elementos com aleatoriedade, ou seja, com aspecto de sorte.

6. **Consequências negociáveis:** um jogo tem a característica que pode possuir alguma consequência na vida real. Um contrato sobre as consequências do jogo pode ser feito para cada partida do jogo, variando de acordo com o interesse dos jogadores. É possível apostar em um resultado de qualquer jogo apesar dos criadores não terem criado o jogo com o intuito de apostas e sim somente terem feito para diversão.

2.2 Jogador

Jogadores são aqueles que jogam os jogos, os quais os motivam de acordo com suas preferências. Assim, é importante conhecer seu tipo para entender a motivação que o faz escolher determinados tipos de jogos. A maior parte dos estudos que tentaram criar tipologias para os jogadores tentaram dividi-los por suas motivações, traços e comportamentos como Juho Hamari [25] enfatiza.

Um exemplo que não é mostrado por Juho Hamari, é a definição de Jogador por Sale e Zimmerman [26], que divide-os em 5 categorias:

- Jogador padrão : Este é o tipo de jogador tradicional e honesto que joga o jogo da forma que deve ser jogado, seguindo as regras e respeitando as autoridades.
- Dedicado : Este tipo de jogador, estuda os métodos formais do jogo para encontrar formas de melhorar e aperfeiçoar. Comumente encontra estratégias não usuais e utiliza-as para ganhar.
- Antiesportivo : O terceiro tipo de jogador geralmente segue as regras do jogo, porém não respeita o bom senso no jogo. Por exemplo : o irmão mais velho que nunca deixa o irmão menor ganhar, ou o jogador que quando não é sua vez de jogar em jogos de turno tenta tirar a atenção do oponente.
- Trapaceiro : O tipo de jogador, que diferentemente dos outros tipos anteriores, que quebra as regras do jogo que esta jogando para obter vantagem no objetivo de ganhar o jogo.
- Desmancha-prazeres : Este tipo de jogador, ao contrário de todos os jogadores anteriores, recusa-se a conhecer as regras do jogo e o único intuito de ele participar em um jogo é estragar a experiência dos outros.

padrão Bateman e Boon [27] definiram o *Demographic Game Design* (DGD), que classifica os jogadores em quatro tipos, podendo ser encaixados em mais de uma categoria:

- **Conquistador:** competitivo, quer ganhar a qualquer custo. São focados no objetivo e querem vencer de qualquer maneira. Ficam felizes ao serem reconhecidos como vitoriosos em círculos sociais ao redor do jogo.
- **Gerenciador:** logístico. Jogam com o intuito de melhorar suas habilidades nos jogos e prestam bastante atenção nos detalhes e processos. Caso seja possível, repetem o jogo mais de uma vez no intuito de explorar o jogo novamente com as habilidades recém adquiridas.
- **Andarilho:** desejam experiências novas e divertidas, procuram menos desafios que os tipos anteriores. São jogadores que procuram diversões constantes e são pouco exigentes.
- **Participativo:** desfrutam de jogos sociais, onde há a possibilidade de interação, e procuram se envolver em um mundo alternativo.

Já Cailois [28] propõe uma identificação dos jogadores por suas atitudes emocionais. Assim, ele definiu quatro categorias que enfocam as diferentes maneiras de jogar: agôn (baseado em competição), alea (jogos de chance), mimicry (jogos de história) e ilinx (imersão profunda).

2.2.1 Jogadores casuais e dedicados

Lina Eklund [29] descreve jogadores casuais e *Hardcore*. Os casuais jogam em menor frequência, jogam como um passatempo, têm menos habilidade com os jogos e preferem títulos com um apelo mais divertido e tendem a evitar temas violentos. De maneira distinta, os jogadores *Hardcore* jogam com maior frequência, não possuem preferência específica por títulos e geralmente são altamente habilidosos.

Em outro ponto de vista, Cowley [30] diz que jogadores casuais podem jogar frequentemente tanto quanto os jogadores dedicados. A principal diferença entre estes dois tipos é que os casuais não se aprofundam nos jogos, enquanto que os dedicados procuram masterizar suas habilidades, treinando as mecânicas do jogo, conversando com outros jogadores e fortalecendo a comunidade do jogo.

Também as plataformas dos jogos diferem os jogadores casuais dos dedicados. Nas quais, os primeiros preferem jogos de celulares e *Web*, enquanto que os *Hardcores* preferem jogos nativos para computadores e consoles [31].

2.3 Emoção

Apesar da existência de diversas teorias e discussões, não existe um consenso sobre sua definição. As emoções fazem parte da evolução e sobrevivência humana, possuem origem biológica e adquirem novos significados no decorrer da vida. As experiências pessoais e culturais são importantes fatores em sua formação [32].

Além do processamento automático, as emoções humanas são impactadas pela capacidade de avaliação cognitiva por meio dos processos reflexivos e pela capacidade de inferir, de fazer previsões, de pensar e de racionalizar. Ao longo da história evolutiva, a rede neural biológica se tornou mais complexa, garantindo a possibilidade de pensar, isto é, a capacidade de transformar representações neurais em imagens e linguagens que conseguimos interpretar que nos permite fazer escolhas e previsões das consequências das situações e ações [33].

Mendes, com base na afirmação de Damasio, conclui que as emoções podem ser sentidas quando pensamos sobre o passado ou o futuro, bem como quando fazemos críticas e elogios a nós mesmo e a outras pessoas [34]. Logo, as emoções estão presentes em vários momentos, inclusive quando jogamos, já que influenciam nosso instinto de sobrevivência na vida real e nossas decisões em um jogo. Elas influenciam como o jogador irá atuar, como responderá aos instintos e em momentos de dificuldade.

Por sua vez, Lang [35] afirma que as emoções podem ser percebidas por funções fisiológicas do corpo humano como pelo suor, fluxo sanguíneo, a alteração dos batimentos cardíacos e condutibilidade da pele, podendo ser mensuradas por meio de sensores de *Biofeedback*.

2.3.1 Manifestações do fenômeno *Emoção*

Com o crescimento dos estudos psicológicos, a necessidade de formas de medir o que acontece no corpo humano com mais acurácia cresceu. Sem instrumentos de alta qualidade, se tinha uma dificuldade em entender o que ocorria no corpo humano. Até a segunda guerra mundial, não existiam equipamentos com tal capacidade, e após a guerra, houve um progresso nesta área com equipamentos criados por engenheiros para tais medições.[36]

Sensores de *Biofeedback* vêm sendo utilizados há mais de 20 anos na recuperação de movimentos de pacientes são utilizados para prover informações biológicas que seriam difíceis de serem medidas sem o uso destes.

O *Biofeedback* é a medição de uma variável biomédica que é retransmitida para o usuário usando alguma de duas técnicas: [37]

1. Resposta direta em relação à variável medida, como no caso da variabilidade da frequência cardíaca, em que um valor numérico pode ser exibido em um dispositivo vestível, como um relógio.
2. Resposta transformada em relação à variável medida, onde as medições podem ser usadas para controlar um sinal auditivo adaptativo, exibição visual ou método de resposta tátil.

Diversos sensores de *Biofeedback* foram utilizados em estudos de jogos, por exemplo: [38]:

- **Sensores de batimento cardíaco:** é um sensor básico que mede os batimentos do coração ao longo do tempo, que pode reconhecer sentimentos de raiva, medo, desgosto e tristeza [39].
- **Eletrocardiograma:** a eletrocardiografia é o processo de um eletrocardiograma, uma gravação, um gráfico da voltagem versus tempo, da atividade elétrica do coração usando eletrodos colocados na pele.
- **Sensor eletrodérmico (EDA):** a Atividade Eletrodérmica é a variação da eletricidade na pele que indica mudanças nos níveis de excitação. Estes sensores são utilizados para mensurar a variação dos sentimentos causada por mudanças nos jogos. Uma desvantagem deste tipo de sensor é que em alguns tipos de pele não funcionam corretamente. Além disso, pode ser utilizado para detectar situações de estresse [40].
- **Sensores de respiração:** este sensor mede a respiração do usuário, mensurando a taxa de respiração e expiração. Podem ser utilizados como uma ferramenta útil para acalmar a respiração e promover relaxamento [41].

A utilização de sensores de *Biofeedback* em estudos é importante, pois, aliado a outras técnicas, como a de telemetria, permite associar acontecimentos dentro do jogo à alterações de sentimentos. Uma vantagem é que os sensores sempre registram o horário que determinada alteração aconteceu, sendo possível detectar eventos ocorridos durante a pesquisa.

2.4 Fluxo

O fluxo, segundo a psicologia positivista [1], é um estado mental em que a pessoa está totalmente focada e imersa em alguma atividade com o sentimento de estar aproveitando aquilo que está fazendo.

O psicólogo positivista Mihály Csíkszentmihály define o estado de fluxo como "estar completamente envolvido em uma atividade por si só. O ego cai fora. O tempo voa. Cada ação, movimento e pensamento segue inevitavelmente do anterior, como tocar jazz. Todo o seu ser está envolvido e você está usando suas habilidades ao máximo".

O estado de fluxo ocorre em diversas atividades de distintas naturezas. É um estado que pode suceder em atividades cuja pessoa esteja engajada e tenha um bom nível de habilidade, por exemplo, ao praticar esportes e em atividades de expressão. Em suma, está ligado a atividades que demandam um desafio em confronto a sua habilidade.

2.4.1 O que é estar em estado de fluxo?

Segundo Csíkszentmihályi[1], há dez fatores que acompanham a experiência do fluxo. Embora muitos desses componentes possam estar presentes, não é necessário experimentar todos eles para que o fluxo ocorra:

1. Objetivos claros, que mesmo desafiantes, são ao mesmo tempo alcançáveis.
2. Forte concentração e atenção focada.
3. A atividade é extremamente recompensadora.
4. Sentimentos de serenidade, uma perda de sentimentos de auto-consciência.
5. Perda da noção de tempo, você fica tão focado no presente que você perde a noção do tempo passando.
6. Resposta imediata.
7. Saber que a atividade é factível, um balanço entre o nível de habilidade e o desafio apresentado.
8. Sentimentos de autocontrole sobre a situação e o resultado.
9. Falta de consciência das necessidades físicas.
10. Foco completo simplesmente na atividade.

O modelo de fluxo de Csíkszentmihályi representa o estado emocional que uma pessoa pode ter enquanto está performando uma habilidade, uma tarefa ou uma atividade [42]. Na Figura 2.1, é possível ver a relação entre o nível de dificuldade e a habilidade. De acordo com essa variação, as pessoas podem atingir oito estados emocionais:

1. **Apatia:** comparável a um estado de indiferença e falta de interesse;
2. **Tédio:** nenhum interesse pelo ambiente, sem graça, fatigado;
3. **Relaxamento:** calma ou ausência de excitação;
4. **Preocupação:** a atenção é guiada para a negatividade. Problemas imaginários ou não se tornam maiores e parece não existir soluções para eles;
5. **Controle:** com a prática, as habilidades se tornam automatizadas com o risco de que sejam maiores que o nível necessário para concluir determinada tarefa.
6. **Ansiedade:** pode fazer alguém travar e acabar estagnando;
7. **Excitação:** por um aumento de estímulo, as pessoas tendem a responder mais ativamente ao seu ambiente;
8. **Fluxo:** estado mental em que a pessoa está altamente focada na tarefa ou atividade, motivo ao qual este estado é levado como sucesso.

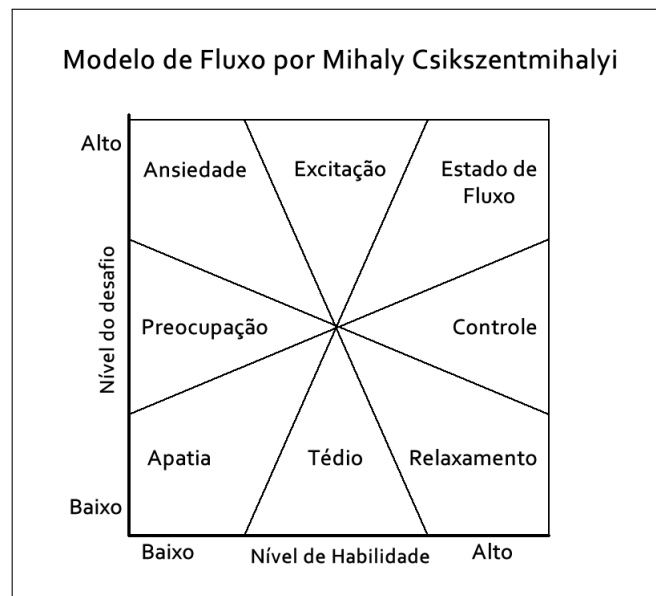


Figura 2.1: Modelo do fluxo adaptado de [1].

2.4.2 Benefícios do estado de fluxo

Além de tornar as atividades mais agradáveis, o fluxo também tem várias outras vantagens [43].

- O estado de fluxo pode levar a um melhor desempenho. O estado de fluxo pode melhorar o desempenho em uma ampla variedade de áreas, incluindo ensino, aprendizado, atletismo e criatividade artística.
- O estado de fluxo leva ao aprendizado e desenvolvimento de habilidades. Ao alcançá-lo, o indivíduo demonstra domínio de uma certa habilidade, assim deve buscar desafios compatíveis a ele para continuar neste estado.

Como o fluxo é um estado que possui determinadas vantagens, é interessante que uma pessoa entre neste estado dependendo da atividade que deseja realizar, pois é capaz de trazer uma sensação mais positiva. [1]

2.4.3 Estado de fluxo em jogos

Descrições da experiência do estado de fluxo são idênticas ao que jogadores experimentam quando estão imersos em jogos, onde perdem a noção de tempo e espaço. Como resultado de mais de três décadas de competição comercial, a maioria dos videogames atuais inclui e utiliza os componentes do Fluxo descritas por Csikszentmihalyi's. Nos quais oferecem objetivos em que o jogador realiza através do domínio de certas habilidades [2].

Um conceito dos principais conceitos na teoria do fluxo é a zona de fluxo, mostrado na Figura 2.2, no qual para manter a experiência de fluxo de um jogador, a atividade deve equilibrar seu desafio à capacidade do jogador de superá-lo. Se o desafio está além dessa capacidade, a atividade se torna tão difícil que gera ansiedade. Se o desafio estiver abaixo dessa capacidade, o jogador há uma tendência em perder o interesse ao jogo [2].

Em relação aos videogames, cada jogador tem uma habilidade diferente e esperam diferentes tipos de desafios. A maioria dos jogos oferece uma experiência estática, como é mostrado na Figura 2.3, no qual pode manter certos tipos de jogadores em estado de Fluxo, mas pode não ser divertido para um jogador hardcore ou iniciante. Por exemplo, uma ação simples como mover uma câmera em um espaço 3D pode ser frustrante para um jogador que nunca jogou um jogo 3D [2].

Para criar uma experiência interativa que alcance um maior público, a experiência não pode ser a mesma para todos os jogadores ou usuários. Em que se deve oferecer muitas opções aos jogadores, que adaptam sua Zona de Fluxo, como é mostrado na Figura 2.4.

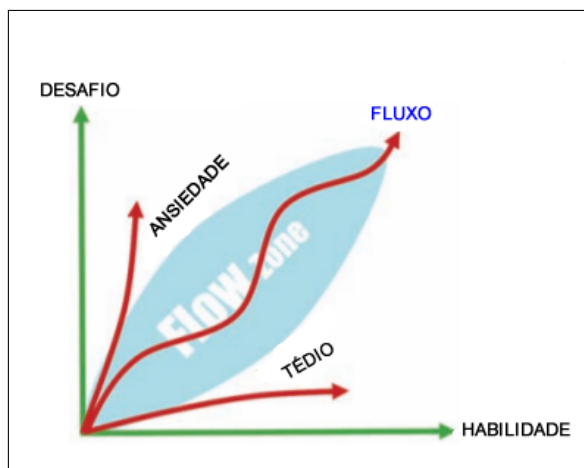


Figura 2.2: Exemplo da Zona de Fluxo, adaptado de [2].

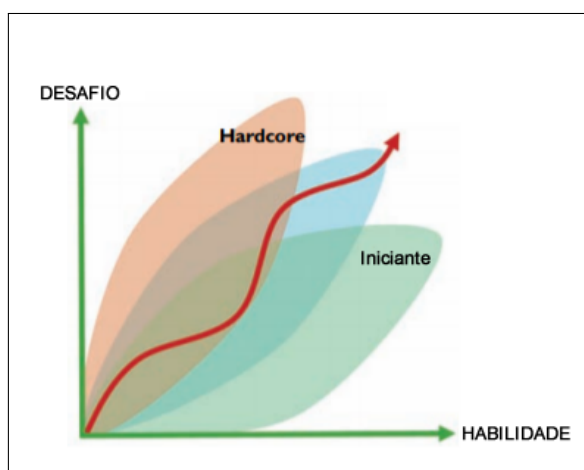


Figura 2.3: Diferentes jogadores têm diferentes Zonas de Fluxo, adaptado de [2].

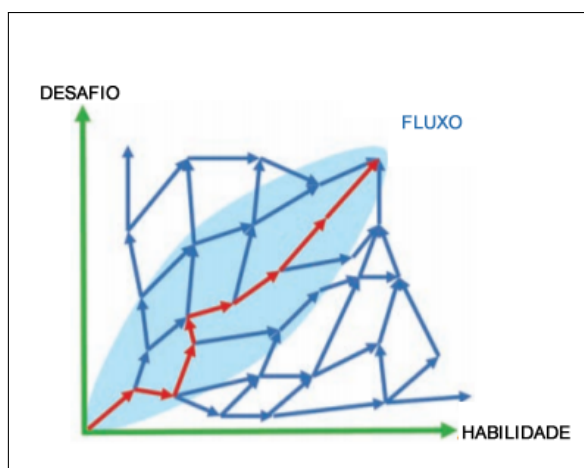


Figura 2.4: Game Designers adaptam a a experiência de fluxo dos jogadores baseado em suas escolhas, adaptado de [2].

2.5 Dificuldade em jogos

A dificuldade em jogos é um objeto de estudo constante e interesse entre vários pesquisadores. Malone [44] destaca que um dos fatores que deixam os jogos interessantes é o constante desafio que está relacionado com a dificuldade. Em seu modelo, o desafio se relaciona diretamente à dificuldade e à incerteza de conseguir concluir o objetivo.

Ryan [45] avalia também a relação de suas teorias de autodeterminação aos videogames, defendendo que o prazer está ligado ao sentimento de competência a um nível adequado de desafio tendo em vista sua dificuldade.

Não somente o prazer está diretamente relacionado com a dificuldade, mas também a motivação de continuar jogando. Por isso, é importante manter um nível adequado de dificuldade de acordo com cada jogador. Existem diversas maneiras de se obter este feito, por exemplo, oferecendo níveis de dificuldade selecionáveis ou com jogos que se adaptam ao nível de habilidade do usuário, ou seja, com uma dificuldade adaptativa [17].

Jasper Juul [46] destaca que, ao longo de um jogo, o jogador encontra constantemente desafios e, em consequência disso, inventa novas técnicas e estratégias para superá-los. Os desafios serão adicionados ao seu repertório de estratégias, assim há uma evolução em sua habilidade.

Alguns estudos tentaram mensurar a dificuldade em jogos e a razão pelos quais se tornam difíceis. Aponte [6] propõe um modelo de mensuração da dificuldade em jogos e destaca que a dificuldade é percebida de forma diferente pelos jogadores de acordo com a evolução de suas habilidades.

2.5.1 Adaptatividade

Um sistema adaptativo é um conjunto de entidades interativas ou interdependentes, reais ou abstratas, formando um todo integrado que é capaz de responder às mudanças físicas ou ambientais nas partes que interagem [47]. Um sistema adaptativo, quando aplicado, tem o objetivo de realizar ajustes com a função de melhorar o desempenho de alguma característica do usuário.

Na busca de uma melhor experiência, empresas desenvolvedoras de jogos gastam tempo e recursos com pesquisas e testes para encontrar dificuldades ideais em jogos por meio de testes em versões Alfa e Beta. Entretanto, tais testes podem falhar na busca do balanceamento perfeito [48].

Uma possível solução seria a customização da experiência, onde cria-se uma experiência diferente para cada jogador utilizando sistemas adaptativos. Quanto mais se conhece do jogador e de sua habilidade por meio do desempenho, mais fica fácil de encaixá-lo em algum perfil pré-determinado, fazer ajustes mínimos para corresponder a expectativa do jogador e tentar mantê-lo no estado de fluxo.

Um sistema adaptativo aplicado a um jogo pode auxiliá-lo a entrar em um estado em que Novak define [49] como sendo um jogo equilibrado. Para um jogador entrar no estado de fluxo, o jogo tem de estar equilibrado e deve apresentar as seguintes características:

1. Desafios balanceados;
2. Experiência justa;
3. Um jogo em que o jogador consiga avançar;
4. As decisões dos jogadores podem influenciar a história do jogo;
5. A possibilidade de escolher um nível de dificuldade adequado.

Existe uma tipologia criada em relação a aplicação de adaptatividade dos jogos. Dessa forma, os jogos podem ser classificados em três tipos [16]:

1. **Não adaptativo:** é o jogo que não tenta adequar a dificuldade ao nível do jogador, independentemente do desempenho. Geralmente possui uma seleção de níveis no início, porém existem exemplos que não possuem esta opção, como os jogos da franquia *Mario* ou *Legend of the Zelda*, cuja dificuldade aumenta progressivamente.
2. **Semi-adaptativos:** os jogos semi-adaptativos possuem seleções de nível, assim como em alguns casos de jogos não adaptativos, permitindo que o jogador escolha o nível em que quer jogar. Ao contrário de jogos não adaptativos, possuem mecanismos que registram o desempenho do jogador continuamente, o que permite avaliar se o nível do jogador está adequado ao nível de dificuldade do jogo selecionado. Caso o jogo identifique que o jogador está com baixo desempenho, o próprio jogo oferece a opção de reduzir seu nível de dificuldade, como em *God of War 2*, quando é percebido uma frequência crescente de mortes do jogador.
3. **Jogos adaptativos:** em jogos adaptativos, pode ou não existir a seleção de nível inicial. Estes tipos de jogos registram o desempenho do jogador continuamente, porém, diferentemente das categorias anteriores, ao perceber um baixo, ou alto, desempenho do jogador, ele realiza ajustes para adequar o nível de dificuldade. Por exemplo, em *Max Payne* (2001) há um ajuste na mira e na vida dos inimigos baseado

na performance de combate do jogador e em *Half Life 2* há um ajuste na quantidade de suprimentos de vida que aparecem ao longo do jogo baseado na vida do jogador.

2.5.2 Dificuldade adaptativa em jogos

Ajuste dinâmico de dificuldade (ADD) é um método de modificar automaticamente as características, comportamentos e cenários de um jogo em tempo real, dependendo da habilidade do jogador, para que não se sinta entediado ou frustrado quando o jogo for muito simples ou muito difícil. A intenção do ADD é manter o jogador absorvido até o final, proporcionando-lhe uma experiência desafiadora. Nos jogos tradicionais, os níveis de dificuldade aumentam linearmente ou gradualmente durante o decorrer do jogo. Os recursos, como quantidade de vidas, podem ser definidos apenas no início quando se escolhe um nível de dificuldade. Isso pode, no entanto, resultar em uma experiência negativa visto que dificilmente o jogador se enquadra exatamente em um dos níveis de dificuldade disponibilizados: fácil, médio ou difícil. O propósito do ADD é resolver o problema apresentando uma solução personalizada [3].

Segundo Andrade [50], o ADD busca contrapor os métodos tradicionais de escolha de nível permitindo um melhor balanceamento da dificuldade. É uma técnica que ajusta automaticamente cenários, parâmetros e até comportamento de inimigos nos jogos. Um sistema de ajuste dinâmico de dificuldade deve suprir os três pontos a seguir:

1. O jogo precisa rapidamente registrar a habilidade do jogador e rapidamente se adaptar a ela;
2. O jogo deve seguir a melhora ou piora da habilidade do jogador e manter o balanceamento de acordo com o desempenho apresentado;
3. O jogador não pode perceber a atuação do sistema de adaptação e os níveis posteriores tem de manter uma certa progressão de dificuldade com os níveis anteriores.

Existe uma variedade de métodos de ADD que funcionam atribuindo valores para determinadas configurações do jogo, isto é, de acordo com algumas variáveis presentes no estado atual da partida, como acurácia da taxa de tiro, número de vitórias, pontos de vida ou tempo total de jogo sem avançar em objetivos. Com base nestas variáveis, os métodos calculam uma nota para o desempenho do jogador. Zohai [3] classifica os sistemas de ajuste dinâmico de dificuldade da seguinte maneira:

- **Métodos probabilísticos:** este método transforma o ajuste dinâmico de dificuldade em problemas que podem ser resolvidos com métodos de probabilidade e es-

tatística, como árvores de modelo estatístico, funções de desempenho com cálculos estatísticos, algoritmos de árvore genéticas, modelos ocultos de Markov, otimização Bayesiana e evolução ortogonal. Um exemplo de árvore de probabilidades pode ser visto na Figura 2.5.

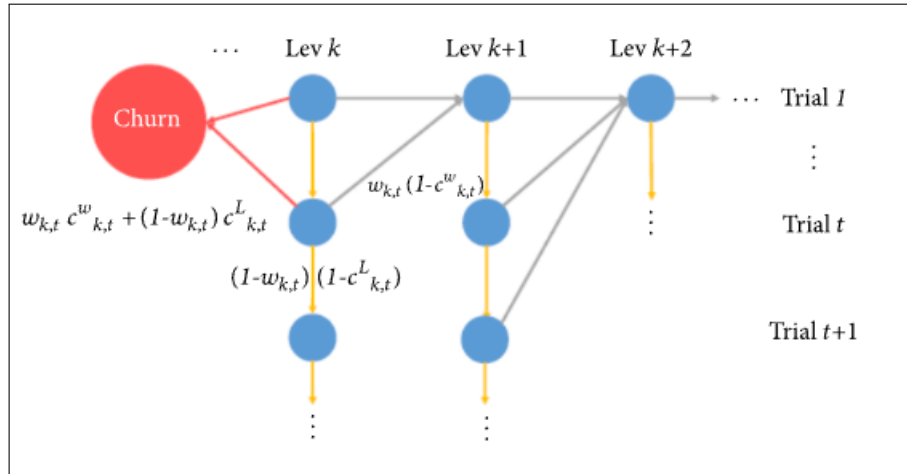


Figura 2.5: Gráfico de probabilidade, mostrando o a progressão de um jogador em um jogo típico de níveis. Retirado de [3]

- **Perceptrons simples e multicamadas:** *Perceptrons* são tipos mais simples de rede neural. Em alguns trabalhos, os *Perceptrons* são utilizados para estipular a função de desempenho ou são utilizados para gerar níveis aleatórios de acordo com a dificuldade do jogador.
- **Algoritmos dinâmicos:** este método utiliza de técnicas de aprendizado não supervisionado aplicadas a jogos. É computacionalmente rápido, robusto e eficiente. As regras para a criação de um inimigo são definidas manualmente, utilizando conhecimento de domínio específico. A cada criação de um novo oponente, são consultadas as estatísticas anteriores dos inimigos criados para decidir quais parâmetros serão alterados.
- **Sistema de Hamlet:** vários jogos tem em sua composição algum elemento de inventário, implicando que o jogador tenha de controlar seus itens ao percorrer do jogo. A falta ou excesso de itens impacta na experiência do jogador. Cabe ao jogo o papel de controlar a troca de itens com os jogadores. Os sistemas de ajuste dinâmico de dificuldade da categoria de Hamlet tentam controlar a oferta e demanda destes itens, antecipando a necessidade do jogador de forma a manipular sua dificuldade.

Um sistema de Hamlet se caracteriza por:

1. Gerenciar estatísticas do jogo de acordo com as métricas previstas;

2. Decidir tarefas de ajuste e regras;
3. Lidar com essas tarefas e regras;
4. Mostrar os dados e as configurações do sistema.

Portanto, sistemas baseados em Hamlet têm a função de prever situações em que o jogador não teria condições de passar e tentam contornar essa dificuldade provendo itens suficientes para a situação.

- **Aprendizado reforçado:** jogos são jogados de diferentes maneiras e com diferentes estratégias, por isso uma inteligência artificial estática que não se atualiza não conseguiria lidar com esta diversidade. Uma inteligência artificial que é adaptativa, entretanto, consegue criar experiências de jogo variadas para distintos tipos de jogadores e criar uma experiência que pode ser repetitiva e interessante para jogar. Tais algoritmos evolucionários vieram sendo bastante aplicados na literatura.

Em resumo, o ajuste dinâmico de dificuldade modifica e atualiza, em tempo real, as variáveis que controlam o andamento do jogo, consistindo em quatro módulos [51]:

- **Jogador:** é quem opera o jogo e cria as variáveis que serão analisadas no sistema.
- **Sistema de monitoramento:** é a parte do *Software* que faz o registro de todas as variáveis que foram alteradas no decorrer do andamento do jogo, como registro de mortes, quantidade de dano sofrido, taxa de acurácia em tiros. O sistema de monitoramento em sistemas híbridos também tem a função de registrar dados de dispositivos externos que registram dados afetivos.
- **Sistema de análise:** é quem geralmente calcula o desempenho do jogador com base nas variáveis que foram recebidas do sistema de monitoramento. É função dele calcular o desempenho do jogador e passar para o sistema de controle.
- **Sistema de controle:** recebe os dados do sistema de análise e então verifica se em qual das categorias o desempenho do jogador está, se estiver muito acima do esperado, dificulta o jogo e se tiver muito abaixo, facilita o jogo.

É importante notar que este é um ciclo contínuo, sempre o jogo está passando pelas quatro fases. Diversos elementos podem ser adaptados, como por exemplo:

- **Atributos do personagem principal:** os parâmetros que determinam a força do jogador podem ser ajustados, como vida, dano, tempo de pulo, habilidades.
- **Atributos dos NPC:** assim como os parâmetros do jogador, os atributos do NPC também podem ser ajustados. É possível deixar os NPCs mais fortes ou mais

fracos em vez de alterar o personagem principal, também é possível alterar seu comportamento, como permitir que determinados movimentos só sejam executados em níveis mais altos.

- **Variáveis de Fase:** o mundo também pode ser ajustado, diminuindo os obstáculos. É possível alterar distância entre plataformas, velocidade de obstáculos, como pêndulos que reduzem os pontos de vida.

2.5.3 Dificuldade em jogos de plataforma e jogos de tiro

Dependendo do gênero de jogo, os elementos que interagem com o jogador são diferentes. Portanto, a dificuldade se apresenta de formas diferentes. É fácil perceber que jogos de plataforma possuem elementos de dificuldade diferentes do que jogos de esporte, como basquete ou futebol. Tendo em vista a diferença entre jogos, Bontchev [14] propôs a divisão de jogos adaptativos em diferentes categorias.

Existe uma diferença na forma da adaptação em tipos diferentes de jogos. Por exemplo, em jogos de tiro, o ajuste dinâmico de dificuldade é baseado principalmente na economia de itens, enquanto, em jogos de plataforma, o ajuste pode ser feito na quantidade de *buffs* colecionados no decorrer do andamento da fase e disposição de inimigos.

É importante perceber que, para cada estilo de jogo, diferentes elementos são escolhidos para modular sua dificuldade.

Os elementos de composição de um jogo de plataforma foram definidos por Smith, Cha e Whitehead e são os seguintes [52]:

1. **Plataformas:** são elementos que permitem que o personagem ande por elas para progredir o nível e não causam dano ao jogador.
2. **Obstáculos:** qualquer objeto que cause dano ao jogador que não seja um inimigo. São objetos que atacam o jogador.
3. **Auxiliares de movimentos:** qualquer objeto que tenha o poder de auxiliar o movimento do jogador, escadas e molas, por exemplo.
4. **Itens colecionáveis:** objetos que funcionam como recompensa para o jogador e permitem dar a noção de progresso, pontos, poderes. Geralmente estão distribuídos para serem coletados.
5. **Gatilhos:** elementos que alteram algo no nível, como botões que ativam plataforma móveis e objetos que alteram o comportamento do jogador.

Os jogos de tiro compartilham elementos com jogos de plataforma, já que também possuem plataformas, obstáculos, gatilhos. No entanto, a dificuldade em jogos de tiro varia em alguns elementos. Nacke [4] descreve que a dificuldade geralmente está associada a distância que o projétil da arma percorre, tamanho do inimigo, distância e velocidade do personagem.

Os elementos que compõem um nível influenciam em sua dificuldade. Nacke criou um modelo que organiza sua composição, como pode ser visto na Figura 2.6. Ele divide as áreas do nível sobre o desafio em:

- **Célula:** a célula é a subdivisão mais alta de um nível. As células são sessões de jogabilidade linear. As células estão interligadas por portais.
- **Grupo de ritmo:** grupos de ritmo são a subdivisão de células. Eles são em grande maioria pequenas seções da fase. Os intervalos dos grupos de ritmo são áreas seguras que o jogador pode parar um pouco antes de continuar para a próxima parte.

É importante notar que a composição de células e grupos de ritmo são o que compõe a dificuldade da fase. O agrupamento em grupos de ritmo permite que sejam analisados de forma mais individual os desafios da fase. As células permitem um andamento não linear dentro da fase. Um exemplo são as fases em *Sonic*, que geralmente possuem diversos caminhos e o jogador pode acabar optando por qual caminho quer ir. O jogador pode escolher ir por caminhos mais rápidos ou caminhos com maiores quantidade de itens, criando uma experiência customizada.

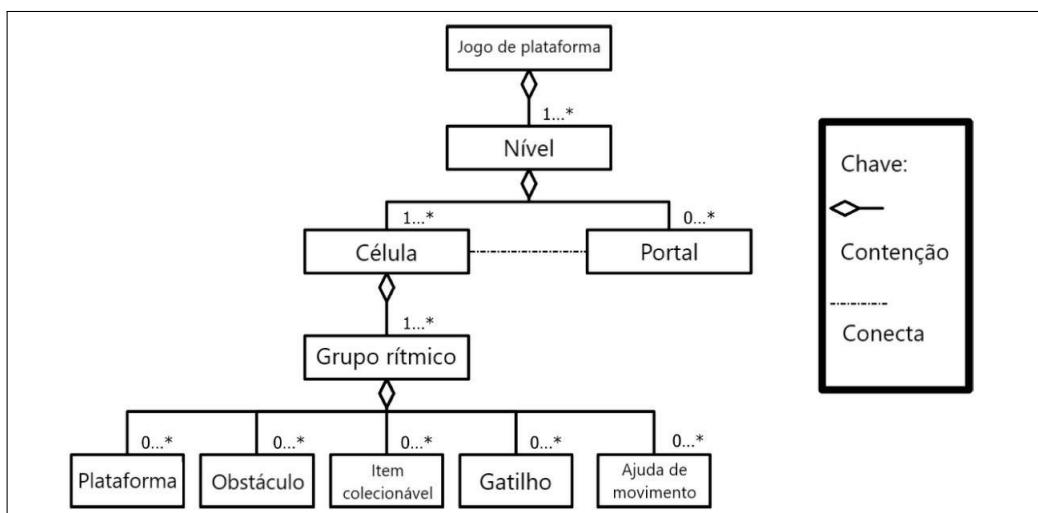


Figura 2.6: Composição do modelo de nível de Nacke. Adaptado de [4]

Capítulo 3

Trabalhos Correlatos

Neste capítulo é apresentado trabalhos em que suas pesquisas e resultados auxiliaram na concepção deste trabalho. As seções estão divididas por diferentes áreas de estudos, em que são apresentados os pontos principais de cada trabalho.

3.1 Avaliação da dificuldade

Entender o que torna um jogo difícil é um aspecto importante e faz parte de uma grande área de estudo. A dificuldade de jogo influencia diretamente no estado de fluxo e nas reações dos jogadores.

3.1.1 Dificuldade objetiva e subjetiva em videogames

Vários pesquisadores propuseram modelos para mensurar quais elementos aumentariam a dificuldade de um jogo. Uma das maiores dificuldades em entender o que faz um jogo difícil se dá pelo fato de ser um conceito subjetivo, variando de pessoa a pessoa.

Constant et al. [5] realizaram um estudo sobre a dificuldade em jogos, abordando a diferença entre a dificuldade objetiva e subjetiva, e define que a dificuldade se trata da estimativa das chances de falha do jogador. O ponto inicial da pesquisa foi a hipótese de que o forte apelo motivacional dos videogames fazia com que o jogador, devido a uma demasiada confiança, subestimasse suas chances de falha.

Os pesquisadores desenharam e implementaram métodos para o experimento em três jogos. Cada jogo representava um tipo de dificuldade diferente, onde cada jogador

antes do jogo, primeiro apostava em sua chance de sucesso. Os três tipos de dificuldade que eles experimentaram foram:

- **Dificuldade Lógica:** O jogador deveria resolver um desafio lógico através de um jogo do tipo *Puzzle*, composto de nove quadrados dispostos em uma matriz 3x3. Cada quadrado continha um número de 1 a 9 embaralhados, sendo que, para vencer o jogo, era necessário colocá-los todos em ordem, lembrando que somente o quadrado do meio poderia ser trocado com os adjacentes. Uma captura de tela pode ser vista na Figura 3.1



Figura 3.1: Captura de tela do jogo de dificuldade lógica. [5]

- **Dificuldade sensorial:** Para verificar esta dificuldade, foi criado uma grade composta de quadrados cinzas que desaparecem ao final de uma contagem regressiva. A contagem era definida pela seguinte equação, com t sendo o tempo que desaparecia e d a dificuldade:

$$t = d^2 - 0.24d + 1.2 \quad (3.1)$$

Uma captura de tela do jogo sensorial pode ser vista na Figura 3.2.



Figura 3.2: Captura de tela do jogo de dificuldade sensorial [5]

- **Dificuldade motora:** Era um jogo simples de reflexo, um cursor andava para direita e esquerda em uma velocidade linear. O objetivo do jogo era simples, o jogador deveria clicar quando o cursor estivesse em cima da parte preta no centro da barra de rolagem. A Figura 3.3 mostra a barra de rolagem e o botão que deveria ser apertado.



Figura 3.3: Captura de tela do jogo de dificuldade motora [5]

O estudo conseguiu mostrar que os jogadores têm dificuldade em mensurar a dificuldade dos jogos. Além disso, destacou a importância do grupo de voluntários no decorrer de qualquer estudo que busque mensurar dificuldade.

3.1.2 Um *Framework* para a análise de jogos de duas dimensões de plataforma

Um bom *Design* de fases é fundamental para os jogos, pois boas fases proporcionam diversão aos jogadores. Smith, Cha e Whitehead investigaram quais elementos tornam o *Design* de uma fase interessante ao jogador [52]. Um *Design* de nível depende principalmente do gênero de jogo, por exemplo, um jogo de corrida não possui os mesmos elementos que um jogo de tiro. Smith e outros propuseram um *Framework* para analisar o *Design* de jogos de plataforma em duas dimensões, levando em consideração os componentes do nível para entender melhor as estruturas do seu *Game Design*.

Além do *Framework*, é apresentado um método para que *Game Designers* possam criar níveis que sejam desafiantes e divertidos para os jogadores.

3.1.3 Medindo o nível de dificuldade em jogos individuais

Aponte destacou que um dos problemas fundamentais do *Game Design* é propiciar aos jogadores uma curva de dificuldade que aumente progressivamente ao longo do jogo [6].

A maior parte do balanceamento da dificuldade em jogos é feita de forma interativa e subjetiva. Os *Game Designers* criam as fases com uma sequência de desafios e tentam

balancear os elementos que a compõem para que estejam de acordo com uma curva de dificuldade escolhida. A sequência ideal e os ajustes necessários são baseados em testes feitos pelos *Designers*. Uma curva ideal de aprendizado e desafio deve seguir o formato da Figura 3.4, no qual aprendizado e desafio crescem com proporção próxima.

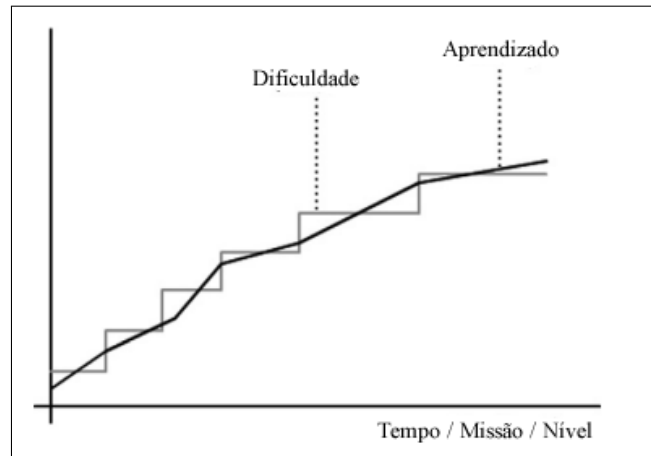


Figura 3.4: Curva de dificuldade e aprendizado ideal. Adaptado de [6]

Os autores apresentam que um dos motivos da dificuldade em balanceamento de jogos é porque o processo é feito de forma manual. É testada uma metodologia de análise automatizada de dificuldade em jogos e mostram que possui resultados promissores. Também é destacado que a análise automatizada de níveis torna-se limitada quando não é considerado a opinião dos jogadores.

Com o objetivo de implementar um modelo de ajuste dinâmico de dificuldade, são propostas algumas formas de mensurar dificuldade. É proposto uma fórmula de dificuldade do desafio que leva em conta a probabilidade do desafio ser concluído. Para mensurar a dificuldade de um desafio, um jogador com inteligência artificial tenta completar o desafio inúmeras vezes e dependendo do seu desempenho é definida a dificuldade.

3.2 Dificuldade adaptativa

3.2.1 Ajuste dinâmico de dificuldade (ADD) em jogos de computador

Zohaib [3] realizou uma revisão de literatura dos modelos de ADD presentes até o ano de 2018. Destacou que a motivação deste estudo foi existir um grande público descontente com a dificuldade dos jogos, embora haja uma grande quantidade de horas que as pessoas passam jogando no mundo.

Para sua pesquisa utilizou a definição de que um sistema de ajuste dinâmico de dificuldade é um método automatizado que adapta os comportamentos, cenários e características de um jogo ao nível de habilidade do jogador em tempo real.

A principal contribuição deste trabalho foi a revisão de literatura extensa e a utilização da tipologia de modelos de ajuste dinâmico de dificuldade definidos anteriormente que eram:

- Métodos probabilísticos;
- Perceptrons simples e de multicamadas;
- *Scripts* dinâmicos;
- Sistema de Hamlet;
- Aprendizado reforçado;
- Redes neurais.

Além disto ficou destacado que as técnicas de inteligência artificial é de suma importância para sistemas adaptativos, visto que algumas das técnicas mais novas de redes neurais conseguem “aprender“ a jogar como seres humanos.

3.3 Modelos de ADD por Desempenho

A maior parte dos estudos de ADD é referente a adaptação por variáveis de desempenho dos jogadores em que são utilizados diferentes métodos computacionais [3].

3.3.1 Ajuste dinâmico de dificuldade para jogadores cuidadosos e aventureiros

No trabalho de Hawk [53] foi descrita uma técnica de modelagem conhecida como filtragem de partículas a qual pode ser utilizada para modelar vários níveis de dificuldade distintas enquanto considera o perfil de risco do jogador.

Foi desenvolvido um desafio dentro de um jogo, no qual os jogadores precisam tomar uma decisão entre um número de alternativas possíveis, em que há apenas um resultado correto. Jogadores descuidados respondem mais rápido, porém, com mais chances de falha, jogadores cuidadosos esperam mais evidências para agir, aumentando as chances de vitória, porém, ao custo de aumentar o tempo de jogo.

Ao coletar dados empíricos através de respostas dos jogadores, foram desenvolvidos modelos de filtragem de partículas. Foi concluído que estes modelos podem ser utilizados, em tempo real, para categorizar jogadores em diferentes habilidades e padrões de tomada de risco.

3.3.2 Polymorph: Ajuste dinâmico de dificuldade através da geração de níveis

Jennings [54] destacou que a maior parte dos sistemas de ajustes dinâmicos de dificuldade eram baseados simplesmente no ajuste de parâmetros e não em coisas mais complexas, portanto, não levando a uma alta qualidade na adaptação. O citado pesquisador propôs a utilização do ADD como controlador em elementos mais complexos, como, por exemplo a geração de níveis. A geração de níveis no Jogo *Polymorph* foi realizada com o uso de aprendizado de máquina. A utilização do aprendizado de máquina consegue fazer com que o jogo seja construído com uma dificuldade que aumenta progressivamente.

Os pesquisadores acreditavam que com o uso das técnicas expostas era possível criar uma experiência única devido as alterações que são ao mesmo tempo estruturais e customizadas. No decorrer do trabalho os pesquisadores criaram o jogo, o gerador de níveis, um módulo de coleta de dados além da execução do experimento.

Foi criado um software de coleta de dados em que os voluntários jogavam trechos de fases com duração de 10 segundos. Os participantes jogavam vários trechos e, após jogar, respondiam de 0 a 6, o quão difícil este trecho era. Após a coleta de dados, foi feita uma análise destes utilizando um algoritmo de máquina de vetor de suporte para criar um sistema de classificação, e com isso, foi possível classificar o jogador quanto a fase em que deveria jogar.

3.3.3 A criação de um oponente adaptativo usando Monte-Carlo para o jogo Pac-Man

A inteligência de inimigos em jogos de computador, geralmente é implementada com o uso de *scripts*. Liu [55] propôs a utilização do método de Árvores Randômicas de Monte Carlo pois ele percebeu o algoritmo teve desempenho excelentes aplicado a outros jogos.

Foi utilizado o jogo *Pac-Man* como interface de testes para o método, um jogo do estilo presa-predador. No artigo o método de Monte Carlo é descrito, são apresentados

casos em que o método foi aplicado anteriormente, além de ser demonstrada sua eficiência no ajuste de inteligência artificial.

O método de Monte Carlo é computacionalmente muito caro e utiliza de redes neurais artificiais como solução, que são treinadas com os dados do método de Monte Carlo, aumentando sua eficiência.

Concluiu-se que a utilização do método de Monte Carlo é possível para jogos que não são conectados à rede, porém em jogos *on-line*, a utilização das redes neurais artificiais são necessárias.

3.4 Modelos de ADD Afetivos

Apesar dos estudos de modelos de ADD afetivos esteja crescendo, ainda são poucos os trabalhos que os utilizam, alguns destes estão descritos nessa seção.

3.4.1 Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos através da resposta afetiva baseada em ansiedade

Liu [19] estudou a utilização de sistema de ADD afetivo baseado nas emoções dos jogadores. Antes deste estudo, a maior partes das pesquisas eram realizadas sobre sistemas de ADD baseados em desempenho.

No trabalho do pesquisador citado anteriormente, os sinais fisiológicos dos jogadores foram analisados para inferir o nível de ansiedade deles. O nível de ansiedade foi utilizado como o principal indicador de estado afetivo. De acordo com a variação do estado afetivo o nível de dificuldade do jogador era ajustado.

Foram utilizados sensores de *Biofeedback* vestíveis para medir as alterações físicas dos jogadores com o objetivo de determinar a alteração destes níveis com a ansiedade. Este estudo experimental foi conduzido com o objetivo de averiguar o desempenho do ADD por afetividade com o ADD de desempenho. Foi a primeira vez que um estudo de ADD real foi demonstrado experimentalmente.

Dentre os sinais fisiológicos estudados estavam o batimento cardíaco e a atividade eletrodérmica (resposta tônica e fásica de condutância da pele).

Analisar o nível de ansiedade de uma pessoa é um problema de classificação, existem diversas formas de resolver um problema de classificação, a escolhida foi a árvore de

regressão por sua eficiência em resolver problemas com grande quantidade de dimensões de variáveis.

O resultado do modelo da árvore de regressão foi normalizado em valores de 0 a 1, foi categorizado de tal forma que os valores entre 0 a 0,33 eram considerado baixos, 0,34 a 0,67 médios e 0,68 a 1 altos. Quando nível de ansiedade era baixo aumentava-se a dificuldade, quando era médio mantinha-se e quando era alta abaixava-se.

3.4.2 Análise em tempo real de condutibilidade da pele para ajuste dinâmico de dificuldade em jogos

Imre [18] realizou em 2016 uma revisão literária sobre a condutância da pele, uma das áreas mais estudadas na psicologia. O pesquisador com a revisão percebeu que a condutância pode ser utilizada para manipular a dificuldade em jogos, porém, funciona de melhor forma aliado a outros indicadores físicos como batimento cardíaco.

De forma geral a revisão literária multidisciplinar de mais de 90 artigos realizada por Imre [18] informa, aos leitores, uma visão geral da área estudada, como história, trabalhos atuais e trabalhos futuros.

Para demonstrar de forma prática como a condutância da pele pode ser usada em um sistema de ajuste dinâmico de dificuldade, o jogo Electroderma foi criado. Criou-se um algoritmo baseado em sentimentos e o implementaram no jogo, os resultados iniciais foram promissores, porém, os autores destacam que é preciso de mais estudos para validar os resultados.

O jogo utiliza o algoritmo *Data Subset Analysis* e, quando termina, é calculado se houve uma alteração significativa na excitação do jogador, avaliando se é necessário uma alteração positiva ou negativa na dificuldade do jogo.

3.5 Modelos de ADD Híbridos

3.5.1 Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos a partir de variáveis do jogo e do usuário

A utilização de métodos de ajuste de desempenho geralmente criam uma função que valida o desempenho do jogador com base em variáveis do jogo como pontos de vida, taxas de acertos. Aguiar e Fernandes [20] criaram em seu trabalho um modelo de ADD Híbrido,

que utiliza algumas medidas de desempenho aliados a informações de um sensor de estado afetivo.

Com a realização de uma pesquisa, testaram a hipótese de que se o modelo híbrido teria um melhor desempenho do que o modelo somente afetivo ou somente por desempenho. O modelo de ajuste dinâmico de dificuldade alterava a velocidade e o tamanho dos asteroides. Conseguiram observar que o que mais influenciava na percepção de dificuldade era a velocidade dos asteroides.

3.5.2 Ajuste Dinâmico de dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma

Rosa propôs modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade para o jogo *The Explorer: 2D* do gênero plataforma, de código aberto, adaptado por ele. Uma captura de tela do jogo pode ser vista na Figura 3.5 [7].



Figura 3.5: Jogo *The Explorer: 2D*. Retirado de [7]

Dentre as adaptações ao jogo feitas por Rosa, os menus do jogo foram alterados, adicionaram questionários com vários tipos de perguntas entre os níveis, implementaram modelos de ADD e algoritmos para mensuração da dificuldade e coleta de dados.

Dividiu-se o estudo em duas etapas, na primeira foi feita uma pesquisa com o jogo não-adaptativo e investigou-se a percepção da dificuldade pelos jogadores e a comparou com a dificuldade mensurada por algoritmos, além disso, objetivou-se balancear a dificuldade do jogo e implementar modelos de ADD por Desempenho, Afetivo e Híbrido. Nessa primeira etapa que buscava entender o que causa a dificuldade, foi percebido que a dificuldade era consequência da distância entre plataformas e posição de buracos. Na

segunda etapa, foi feita uma análise comparativa entre os modelos de ADD afetivo, por desempenho e Híbrido para validar a hipótese de que um sistema adaptativo Híbrido é mais eficiente em manter um jogador no estado de fluxo em um jogo do gênero plataforma, em contraste a utilização de um único modelo.

Por fim, concluiu-se que um sistema de Ajuste Dinâmico de Dificuldade é capaz de manter o jogador em estado de fluxo para um jogo do gênero de plataforma e que um modelo de ADD Híbrido possuiu melhor eficiência nesse quesito em comparação a modelos que utilizaram somente o desempenho ou somente o estado afetivo dos jogadores. Além disso, notou-se que os níveis com ADD Híbrido se mostraram mais divertidos e os jogadores puderam ter um desempenho maior em relação aos outros modelos.

Capítulo 4

Proposta do ADD Híbrido

Neste capítulo, serão apresentadas as ferramentas necessárias para concepção do trabalho, o jogo, bem como as modificações que foram feitas, a medição da dificuldade, os dados de desempenho que serão coletados, além dos equipamentos utilizados para criação do modelo ADD Híbrido. Também são abordados os desafios e as soluções empregadas.

4.1 O jogo

Este trabalho consiste no desenvolvimento de um modelo de ADD para um jogo digital já produzido. Deste modo, a *Mad Pixel Studios*¹ cedeu o jogo *Madway to Heaven* para a confecção deste estudo. Com o acesso ao código fonte, foi possível fazer as adaptações adequadas. Desenvolvido para o Sistema Operacional *Windows* e pode ser jogado por apenas um jogador.

Madway to Heaven foi desenvolvido no motor de jogo *Unity3D*. É descrito pela empresa como “um jogo de aventura e mistérios, no qual o jogador deve navegar A Torre, enfrentando diversos inimigos em busca de respostas, tanto sobre A Torre, quanto sobre o mundo, e o passado e objetivos de seus personagens”. Uma imagem da versão original do jogo é mostrado na Figura 4.1.

¹Empresa de desenvolvimento de jogos independentes de Brasília



Figura 4.1: Captura de tela da versão original do jogo Madway to Heaven.

4.1.1 O Motor de jogo *Unity3D*

Um motor de jogo consiste em um *framework* de desenvolvimento de jogos que possui diversas funcionalidades. É possível importar gráficos e recursos 2D e 3D de outros softwares, montá-los em cenas e ambientes, adicionar iluminação, áudio, efeitos especiais, física e animação, interatividade e lógica de jogo, além de editar, depurar e otimizar o conteúdo para diversas plataformas [56].

Nesse contexto, o *Unity3D* é um motor de jogo multiplataforma desenvolvido pela *Unity Technologies*. É possível utilizá-lo tanto na criação de jogos tridimensionais, bidimensionais, de realidade virtual e de realidade aumentada, quanto em simulações [57]. A IDE padrão é o *MonoDevelop*, mas também é possível utilizar o *Visual Studio* para a criação de algoritmos na linguagem C#. Seu principal objetivo é simplificar o fluxo de desenvolvimento de jogos, oferecendo uma vasta gama de serviços para desenvolvedores, como: *Unity Ads*, *Unity Analytics*, *Unity*, *Unity Cloud*, *Unity Everyplay*, *Unity IAP*, *Unity Multiplayer*, *Unity Performance Reporting*, *Unity Collaborate* e *Unity Hub*.

Além disso, o *Unity* possui uma ampla comunidade ativa que interage no fórum² disponibilizado pela própria empresa, e dispõe de uma loja virtual³ com conteúdos diversos.

²<https://forum.unity.com/>

³<https://assetstore.unity.com>

4.1.2 Versão Original

O jogo é do gênero *Platformer 2D* e apresenta elementos do gênero *Shooter*: o jogador controla um personagem (Chloe) que pode se movimentar, pular, agachar, deslizar em paredes, rolar para esquivar de perigos (*Dodge Roll*), além de poder atirar e recarregar sua arma. Sendo assim, existem alguns parâmetros que estão associados à essas mecânicas: número de vidas, velocidade de movimento, aceleração do movimento, aceleração da gravidade, desaceleração do movimento, velocidade ao rolar, força do pulo, velocidade ao deslizar sobre paredes, número de balas, tempo de recarga da arma e dano da arma.

O personagem pode ser controlado pelo jogador por meio de um controle de *Playstation 4* que foi mapeado da seguinte forma: analógico esquerdo é utilizado para movimentar e agachar, analógico direito é utilizado para mirar e atirar, o botão quadrado, L1, ou R1 é utilizado para rolar, o botão X é utilizado para pular e o botão R2 ou L2 também pode ser utilizado para atirar.

Além disso, a câmera do jogo tem tamanho de 20x14 unidades⁴ e segue o personagem principal, sendo a resolução do jogo é de 1280x896 pixels. Também há uma representação simples da vida e da munição do jogador na HUD do jogo.

Existem 4 níveis pré-moldados com tamanhos distintos. O primeiro nível possui alguns inimigos e objetos inofensivos ao jogador. Do segundo ao penúltimo nível, mudam o formato dos mapas, quantidade e tipos de inimigos e objetos, e no último nível, há um chefe de sala.

Os elementos do jogo estão descritos a seguir:

1. Inimigos

- Dummy (Figura 4.2): inimigo imóvel e não oferece perigo ao jogador.



Figura 4.2: Inimigo Dummy.

- Orc (Figura 4.3): inimigo que atira um projétil em direção ao jogador caso ele seja avistado. O contato com este inimigo não lhe causa dano.

⁴Cada unidade equivale a 64 pixels.



Figura 4.3: Inimigo Orc.

- Caranguejo (Figura 4.4): inimigo que anda sobre as paredes do jogo e pula em direção ao jogador quando é avistado. Ao entrar em contato com jogador, o caranguejo explode.



Figura 4.4: Inimigo Caranguejo.

- Polvo Voador (Figura 4.5): inimigo que voa livremente sobre a fase e aumenta sua velocidade ao avistar o jogador, realizando um ataque frontal. Causa dano ao jogador ao entrar em contato.



Figura 4.5: Inimigo Polvo Voador.

- Candy Chefe (Figura 4.6): possui dois candy minions que o protegem e precisam ser destruídos antes para derrotá-lo. Ele atira projéteis em diversos padrões e períodos de tempo em direção ao jogador.
- Candy minions (Figura 4.6): inimigos que giram ao redor do Candy Chefe, protegendo-o e atirando projéteis no jogador.

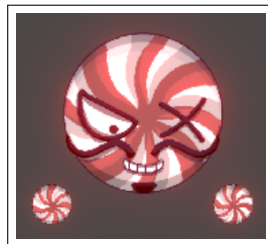


Figura 4.6: Inimigos Candy e dois Candy Minions.

2. Plataformas

- Plataforma atravessável (Figura 4.7): pode ser atravessada pelo jogador de baixo para cima e de cima para baixo, caso agache e pressione o botão de pular. Inimigos e projéteis podem atravessá-la.



Figura 4.7: Chloe sobre plataforma atravessável.

- Plataforma não atravessável: não pode ser atravessada por nenhum elemento do jogo.

3. Objetos que causam dano ao jogador

- Espinhos (Figura 4.8): objeto estacionário que lhe causa dano ao entrar em contato com o personagem;

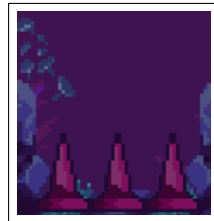


Figura 4.8: Espinhos.

- Shuriken (Figura 4.9): pode ser móvel ou estacionário, causando dano ao personagem em colisões;

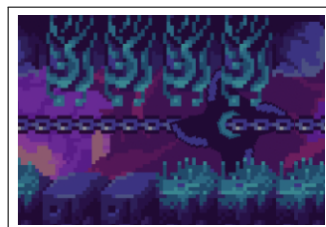


Figura 4.9: Shuriken Móvel.

- Estátua (Figura 4.10): atira um projétil em um intervalo de tempo;

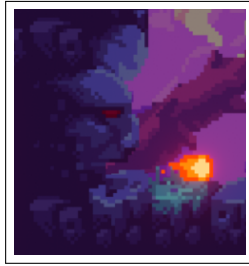


Figura 4.10: Estátua após atirar um projétil.

- Bola de fogo (Figura 4.10): projétil que é atirado por estátuas;
- Projétil de Inimigo (Figura 4.11): projétil que é atirado por inimigos;

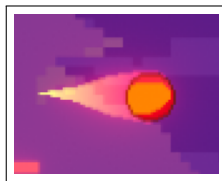


Figura 4.11: Projétil de Inimigo.

4. Coletáveis

- Esfera de Energia (Figura 4.12): ao destruir um inimigo, ele concede uma esfera de energia ao jogador, que aumentam a barra de *bullet time* da personagem.



Figura 4.12: Bola de Energia.

5. Portas

- Portal (Figura 4.13): é aberto quando jogador completa o nível, ou seja, quando derrota todos os inimigos daquele nível.



Figura 4.13: Portal.

4.1.3 Adaptações feitas no jogo

Diversas alterações foram necessárias para adequar o jogo para o propósito deste trabalho. A primeira modificação foi descartar os níveis que não têm relação ao combate entre o jogador e inimigos. Dessa maneira, foram retirados os níveis que tinham foco somente na movimentação da personagem e o nível do chefe de sala (Figura 4.14), que, por sua vez, adicionava elementos do gênero *Bullet Hell*.

Também foram descartadas a mecânica de *bullet time* existente no jogo, mecânica que faz com que os inimigos e seus projéteis fiquem mais lentos por um período de tempo, e as esferas de energia, com intuito em simplificar a análise do jogo.

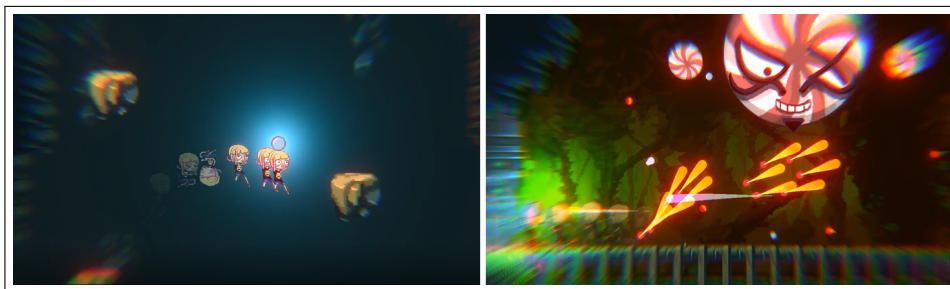


Figura 4.14: Níveis que foram descartados. No primeiro, a personagem deve pular entre as plataformas estão caindo. No segundo, o nível do chefe de sala.

Posteriormente, definiu-se uma padronização para criação de novos níveis e modificação dos níveis existentes, na qual cada nível possui um mapa com ambiente fechado e tamanho múltiplo de 26x18 unidades, um personagem jogável, um portal de saída que se abre quando todos os inimigos são derrotados e regras visuais bem definidas, enriquecendo a imersão do jogador. Também houve uma preocupação visual em sua HUD, mostrado na Figura 4.15, trazendo uma melhora da arte do jogo.



Figura 4.15: HUD do jogo original e adaptado, respectivamente.

Foram criados nove níveis, os quais foram balanceados aumentando progressivamente sua dificuldade, baseado na hipótese de densidade de inimigos e objetos em um mapa, explicado no Capítulo 5. O primeiro nível apresenta ao jogador os controles e mecânicas básicas e possui alguns inimigos e objetos que não oferecem perigos ao jogador. Os níveis posteriores mudam a quantidade e formato dos mapas, quantidade e tipos de inimigos e objetos que lhe causam dano, fazendo com que cada fase possua uma dificuldade diferente.

Os níveis estão detalhados abaixo:

- **Nível 1 (Figura 4.16):** tem o objetivo de ensinar os controles e ações da personagem ao jogador. Possui o maior tamanho dentre os níveis (Tamanho 6) e os inimigos e objetos são inofensivos ao jogador. Também introduz-se objetos que aparecerão em fases posteriores.

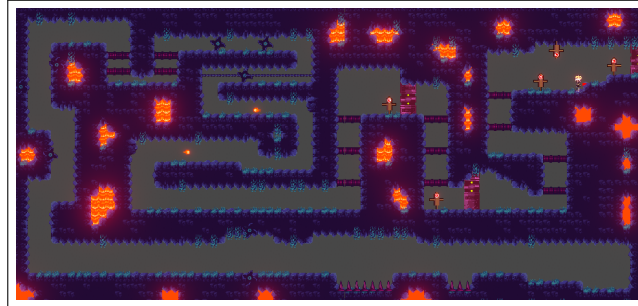


Figura 4.16: Nível 1

- **Nível 2 (Figura 4.17):** nível de tamanho 1 onde introduz-se o inimigo *Orc* e há um objeto perigoso ao jogador.



Figura 4.17: Nível 2

- **Nível 3 (Figura 4.18):** nível de tamanho 1 onde introduz-se o inimigo *Caranquejo*. Possui dois inimigos e dois objetos perigosos.



Figura 4.18: Nível 3

- **Nível 4 (Figura 4.19):** nível de tamanho 1 onde introduz-se o inimigo *Polvo Voador*. Possui três inimigos e três objetos perigosos.

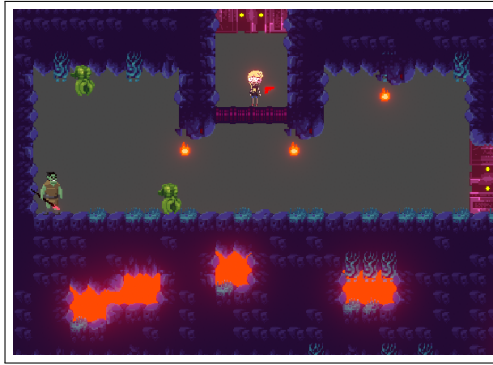


Figura 4.19: Nível 4

- **Nível 5 (Figura 4.20):** nível de tamanho 2. Não há mais introdução de novos tipos de inimigos ou objetos em diante. A partir daí, o foco se dá pela melhoria da habilidade do jogador. Possui oito inimigos e oito objetos perigosos.

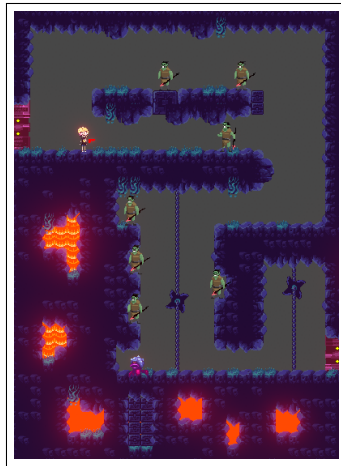


Figura 4.20: Nível 5

- **Nível 6 (Figura 4.21):** nível de tamanho 2. Possui 10 inimigos e 10 objetos perigosos.



Figura 4.21: Nível 6

- **Nível 7 (Figura 4.22):** nível de tamanho 2. Possui 12 inimigos e 12 objetos perigosos.

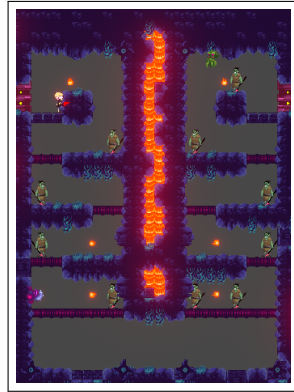


Figura 4.22: Nível 7

- **Nível 8 (Figura 4.23):** nível de tamanho 1. Possui 7 inimigos e 7 objetos perigosos.

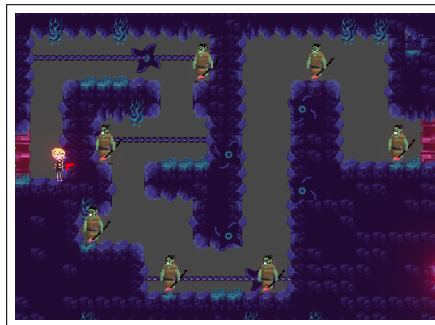


Figura 4.23: Nível 8

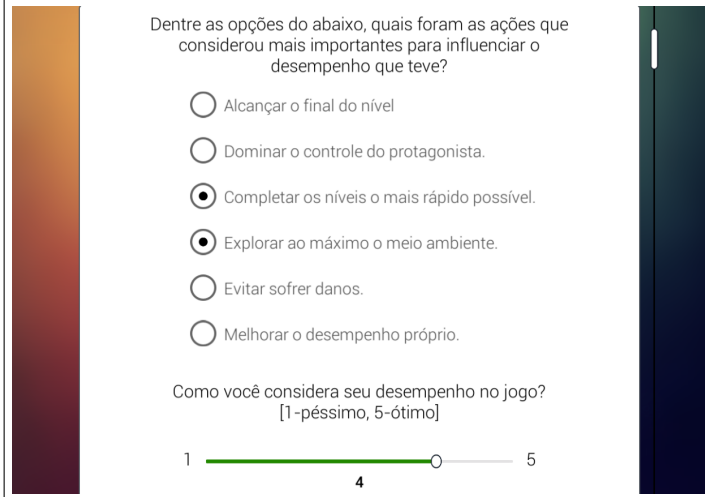
- **Nível 9 (Figura 4.24):** nível de tamanho 4. Possui 32 inimigos e 32 objetos perigosos.



Figura 4.24: Nível 9

Foram adicionados algoritmos de monitoramento de desempenho do jogador e telas de questionários ao jogo. Um exemplo de tela de questionário é mostrado na Figura 4.25.

As perguntas foram desenvolvidas com foco na imersão e na experiência do usuário, com objetivo em maximizar a funcionalidade e estética, permitindo ao jogador continuar o fluxo do jogo, sendo elas do tipo resposta textual, marcação, múltipla escolha e escala.



Dentre as opções do abaixo, quais foram as ações que considerou mais importantes para influenciar o desempenho que teve?

- Alcançar o final do nível
- Dominar o controle do protagonista.
- Completar os níveis o mais rápido possível.
- Explorar ao máximo o meio ambiente.
- Evitar sofrer danos.
- Melhorar o desempenho próprio.

Como você considera seu desempenho no jogo?
[1-péssimo, 5-ótimo]

1 5

Figura 4.25: Exemplo de Tela de Questionário.

4.2 Medição da dificuldade

Para a concepção do modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade para o jogo, primeiramente foi preciso descobrir quais elementos que estavam relacionados à dificuldade do jogo. Assim, foram levantadas duas hipóteses que poderiam ter grande influência nessa dificuldade. A primeira foi que, quanto maior o número de desafios por tamanho do nível, ou seja, a densidade de desafios, maior seria a dificuldade experienciada pelo jogador. A segunda hipótese foi que, quanto mais desafios próximos distribuídos ao longo do nível, maior a dificuldade que seria experienciada pelo jogador.

Com intuito em validar as hipóteses descritas anteriormente, foi feita um experimento por meio da análise comportamental dos participantes ao jogar e uma investigação quantitativa no modelo survey. Desta forma, foram coletados diversos dados, que estão descritos na Subseção 4.2.1. Já os resultados da pesquisa estão descritos no Capítulo 5.

4.2.1 Coleta de dados

Durante as pesquisas que foram feitas neste trabalho, o participante jogou a versão *Madway to Heaven* adaptada para coletar dados de seu desempenho em tempo real e dados fisiológicos com auxílio da pulseira E4 Wristband, criado pela *Empatica Inc.*, que

será apresentada na Seção 4.3 a seguir. Diversos dados foram coletados, ainda que não utilizados no modelo ADD. Foram estes:

- Tempo Total de Jogo;
- Para cada Nível do Jogo:
 - Número do nível.
 - Tempo total de todas as tentativas para ir ao próximo nível.
 - Para cada tentativa do jogador ir ao próximo de nível:
 - * Nível de excitação média;⁵
 - * Nível Tônico médio;⁵
 - * Nível Fásico médio;⁵
 - * Dificuldade do nível;⁵
 - * Densidade do nível;⁵
 - * Desempenho do jogador;⁵
 - * Distância percorrida;
 - * Posições do jogador ao longo do tempo. A posição é dada por um Vetor de tamanho 2 (x,y).
 - * Tempo total, durante o nível:
 - em que o jogador obtém sucesso (passa de nível) ou falha (morre);
 - que o jogador fica parado;
 - que o jogador se movimenta;
 - que o jogador atira;
 - que o jogador recarrega sua arma;
 - que o jogador desliza na parede;
 - que o jogador pula;
 - que o jogador cai;
 - que o jogador agacha;

⁵Dado coletado durante a terceira bateria de testes.

- o jogador utiliza o “Dash”;
- * Quantidade:
 - de tiros gastos;
 - de tiros acertados em inimigos, causando dano;
 - de tiros acertados em inimigo sem causar dano;
 - de tiros que não acertaram inimigos;
 - de vezes que o jogador agachou;
 - de vezes que o jogador pulou;
 - de vezes que o jogador utilizou o “Dash”;
 - de vezes que a arma do jogador recarregou automaticamente;
 - de vezes que o jogador recarregou a arma manualmente;
- * Para cada inimigo derrotado:
 - Nome do inimigo;
 - Tempo que foi derrotado;
 - Posição (x,y) em que foi derrotado;
- * Para cada dano levado pelo jogador:
 - Nome da origem de dano;
 - Tempo em que levou dano;
 - Posição em que levou dano;
 - Vida antes de levar o dano;
 - Se o dano causado levou à morte do jogador (Verdadeiro ou falso).

Os dados dos *níveis Tônico, Fásico e Excitação médios* são obtidos por meio de um processamento dos dados obtidos pelos sensores da pulseira E4 Wristband, exceto o *Tempo Total de Jogo*, que é medido ao longo de todos os níveis. Os outros dados são referentes ao desempenho do jogador em relação ao nível em que se encontra. Alguns não são medidas diretas e existe todo um processamento para serem computados como, a distância percorrida em um nível, obtida através de um vetor de posições salvo anteriormente.

Além disso, existem dados que são coletados na ocorrência de eventos específicos. No caso, quando um jogador morre, derrota um inimigo ou recebe danos são coletados dados associados a este evento como, a sua causa, o tempo e posição do ocorrido e suas consequências.

4.3 E4 Wristband

Com o propósito de coletar a Atividade Eletrodérmica (EDA) dos jogadores para observação de seus níveis de excitação e por ter uma boa confiabilidade, segundo estudo [22] anterior, utilizou-se a pulseira E4 Wristband da *Empatica Inc.*, ilustrado na Figura 4.26.

A E4 Wristband possui diversos sensores que obtém, em tempo real, alguns dados fisiológicos do usuário. A *Empatica Inc.* também oferece ferramentas para análise e visualização destas informações. Os sensores são [58]:

- Sensor Fotopletismografia (PPG), que mede Pulso de Volume de Sangue, no qual a variação da frequência cardíaca pode ser derivada;
- Acelerômetro de 3 eixos, capturando atividades baseadas em movimento;
- Sensor da Atividade Eletrodérmica (EDA) (ou Resposta Galvânica da Pele (GSR));
- Termopilha Infravermelha, que coleta a temperatura da pele periférica;



Figura 4.26: E4 Wristband [8].

Para coletar a Atividade Eletrodérmica (EDA), a pulseira utiliza o método de inversão de resistência por meio da pele, ou seja, ela emite uma pequena quantidade de

corrente entre dois eletrodos em contato com a pele e fornece as medidas na unidade de condutância microSiemens (μS) [59].

É recomendado o uso na mão não-dominante com a pulseira na parte superior do pulso de maneira que os eletrodos, que ficam sob o fecho, estejam em contato com a parte inferior do pulso e estejam entre os dedos do meio e anelar. Além disso, a pulseira deve ser apertada de forma que não cause desconforto e garanta que os eletrodos permaneçam estáticos em contato com a pele do usuário [59].

Há também alguns problemas que podem afetar a coleta do EDA: fatores externos, como temperatura e umidade, e fatores internos, como medicamentos e hidratação. Estes elementos podem alterar as medidas de EDA, levando a resultados inconsistentes [60].

4.3.1 Medição dos níveis de excitação a partir do EDA

Neste trabalho, é proposto um modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade Híbrido, que dispõe do estado afetivo do jogador afim de balancear a dificuldade do *Madway to Heaven*. Para tanto, coletou-se os dados de Atividade Eletrodérmica do usuário com a pulseira E4 Wristband, que são enviados a um Banco de Dados *MySQL*, na rede local, por meio de um aplicativo Android disponibilizado pela *Empatica Inc.* e adaptado pelos autores para se comunicar a um *Web Service RESTful* responsável pela leitura e escrita ao Banco de Dados. Já a comunicação entre o aplicativo e a pulseira é feita por meio do *Bluetooth Low Battery* (BLE).

Adiante, foi acoplado um módulo de processamento ao jogo, adaptado de um projeto de código aberto⁶, que processa os níveis da EDA em um intervalo de tempo e retorna o nível fásico e tônico da condutância da pele, além do nível geral de excitação do usuário. Assim, este módulo comunica-se ao *Web Service RESTful* para requisição da EDA e calcula o nível de excitação geral do usuário em tempo real durante uma sessão de jogo.

Existem dois componentes principais que constituem a Atividade Eletrodérmica, ilustrado na Figura 4.27. O primeiro é o nível tônico de condutância da Pele que possui uma ação mais lenta. A medida mais comum deste componente é o Nível de Condutância da Pele (SCL) cujas mudanças refletem nos níveis de excitação do Sistema nervoso autônomo. O outro se refere ao nível fásico de condutância da pele e é representando por uma mudança mais rápida do sinais medido através da Resposta de Condutância da Pele (SCR) [9].

⁶<https://github.com/ddessy/RealTimeArousalDetectionUsingGSR>

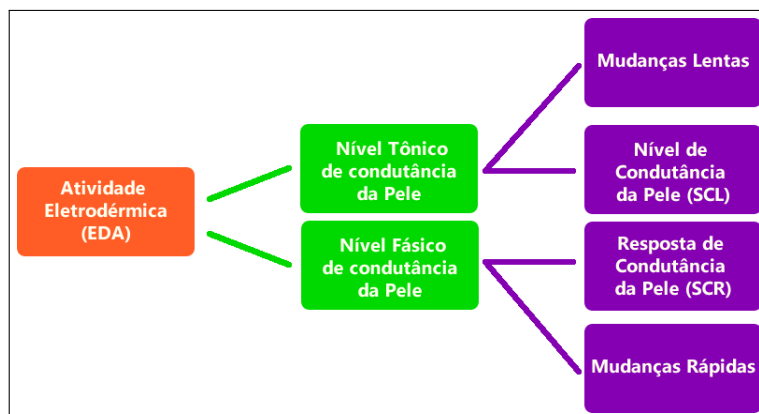


Figura 4.27: Componentes da Atividade Eletrodérmica. Adaptado de [9].

4.4 ADD híbrido

Para a concepção do modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) Híbrido para o *Madway to Heaven*, primeiramente, foi necessário investigar as principais influências sobre a dificuldade do jogo. Para isso, foi feito um experimento em que os resultados mostraram que a densidade de desafios por nível tem grande influência na dificuldade experimentada pelo jogador, no qual foi obtido uma correlação entre as duas variáveis de 99%. Também ficou claro que a distribuição dos desafios ao longo dos níveis influenciavam em sua dificuldade. Os resultados estão detalhados no Capítulo 5.

A partir das informações obtidas, foi criada uma variável global para representar a dificuldade do jogo, assim os modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade propostos alteram o valor dessa variável e, posteriormente, modificam a densidade e a forma que estão distribuídos os desafios ao longo do nível. A densidade de um nível é obtida através da variável de dificuldade, pela Expressão 4.1.

$$Densidade(difículdade) = \frac{(difículdade - 1.3)}{0.5} \quad (4.1)$$

O valor da variável de dificuldade varia no intervalo [2.3, 8.3], da mesma maneira o valor da densidade de cada nível pode variar no intervalo [2, 14], intervalos escolhidos para que a diversão do jogador seja maximizada, e o tédio e frustração minimizados.

Para ajustar a dificuldade do jogo, o modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade por variáveis de desempenho propõe calcular o desempenho de um jogador através de variáveis que o representam, e seu valor varia em [0, 1]. Dependendo do valor obtido pelo cálculo, a dificuldade do jogo pode ser aumentada, mantida ou diminuída. O cálculo do desempenho do jogador é dado pela Expressão 4.2.

$$D = \frac{\left(\frac{TA}{TG} + \frac{RM}{RT}\right) + 4.5 * \frac{VR}{VM} + 4.5 * \frac{ID}{IN}}{10} \quad (4.2)$$

Em que as variáveis, TA, TG, RM, RT, VR, VM, ID e IN, representam os tiros acertados, tiros gastos, quantidade de recarga manual da arma, quantidade de recarga total, vidas restantes do jogador, vida máxima do jogador, número de inimigos derrotados e número de inimigos, respectivamente, em um nível. Os índices de vida e inimigos estão relacionados ao objetivo dos níveis, assim, possuem pesos maiores que os outros componentes, evitando que a dificuldade seja aumentada ao morrer ou seja diminuída ao avançar de nível.

Ainda, no modelo ADD por desempenho, o valor do desempenho pode ser classificado em altíssimo (Equação 4.3), alto (Equação 4.4), médio (Equação 4.5), baixo (Equação 4.6) ou baixíssimo (Equação 4.7), dependendo do intervalo em que se encontra. Quando ocorre a adaptação, é verificado em qual categoria é classificado o desempenho do jogador, e caso necessário, é feito o ajuste na dificuldade do jogo. Por exemplo, caso o desempenho seja baixo ou baixíssimo, há uma diminuição da dificuldade em 0,5⁷ ou 1, respectivamente, se o desempenho for alto ou altíssimo, há um acréscimo na dificuldade em 0,5 ou 1, respectivamente, e, se o desempenho for médio, não há alteração na dificuldade.

$$DesempenhoAltissimo = [0.95, 1] \quad (4.3)$$

$$DesempenhoAlto = [0.725, 0.95[\quad (4.4)$$

$$DesempenhoMedio =]0.275, 0.725[\quad (4.5)$$

$$DesempenhoBaixo = [0.1, 0.275] \quad (4.6)$$

$$DesempenhoBaixissimo = [0, 0.1[\quad (4.7)$$

É importante notar que, de acordo com a Equação 4.2 e com os intervalos de desempenho 4.3, 4.4, 4.5, 4.6 e 4.7, quando um jogador morre a dificuldade só pode ser mantida

⁷Uma diminuição de 0,5 na dificuldade representa uma diminuição de 1 na densidade do nível

ou abaixada e quando um jogador avança o nível a dificuldade só pode ser mantida ou aumentada.

Para o Modelo de Ajuste Dinâmico de dificuldade (ADD) Híbrido, além da análise do desempenho do jogador, há uma variável que representa sua excitação geral, que varia em no intervalo $[0, 1]$, em que o valor 0 representa um jogador entediado e o valor 1, um jogador em excitação máxima. Assim como no modelo por Desempenho, foram criados 3 categorias para essa variável: excitação alta (Equação 4.8), média (Equação 4.9) e baixa (Equação 4.10).

$$ExcitaçãoAlta =]0.66, 1] \quad (4.8)$$

$$ExcitaçãoMédia =]0.33, 0.66] \quad (4.9)$$

$$ExcitaçãoBaixa = [0, 0.33] \quad (4.10)$$

A adaptação da dificuldade, neste modelo, é feita por meio da análise do desempenho do jogador em confronto com seu estado afetivo. Por exemplo, caso o jogador esteja entediado e tenha máximo desempenho, ou, caso o jogador esteja em excitação máxima e tenha desempenho mínimo, o modelo tende a ajustar a dificuldade do jogo a fim de igualar a habilidade do jogador e proporcionar um bom fluxo de jogo, a fim de manter o jogador em estado de imersão. As adaptações na dificuldade feitas por esse modelo estão descritas na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Adaptações da dificuldade feitas no modelo Híbrido em que são considerados o desempenho e a excitação dos jogadores. Números negativos representam uma diminuição, enquanto que números positivos um aumento, na dificuldade.

Desempenho	Baixo/Baixíssimo	Médio	Alto/Altíssimo
Excitação Baixa	-0,5	+0	+1
Excitação Média	-0,5	+0	+0,5
Excitação Alta	-1	+0	+0

Em todos os modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade implementados, as adaptações da dificuldade do jogo ocorrem quando há um evento de morte do jogador ou avanço de nível. Assim que ocorre o evento, é calculado o desempenho do jogador e seu nível de excitação, se necessário, a dificuldade é ajustada, seguido do cálculo de densidade. Com esses dados, é requisitado o módulo de gerenciamento dos níveis para geração da

fase, que proceduralmente elabora uma composição do nível de acordo com a dificuldade e densidade calculada anteriormente. A Figura 4.28 representa o fluxo de adaptação do jogo por meio do modelo ADD Híbrido proposto.



Figura 4.28: Fluxo de adaptação do jogo pelo Modelo ADD Híbrido.

Capítulo 5

Testes e Resultados

Após diversas modificações serem implementadas no *Madway to Heaven*, foram realizados vários testes com objetivos distintos. As análises e os resultados obtidos estão descritos neste capítulo.

5.1 Testes

Com o objetivo de verificar a eficiência do modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) Híbrido em ajustar a dificuldade do jogo às habilidades do jogador para que alcance o estado de imersão, comparando-o com o modelo ADD por Desempenho, foram feitos três baterias de testes. Os testes foram aplicados cada vez com grupos de diferentes pessoas, nas quais eram pessoas de Brasília que têm o costume de jogar videogames, em especial, jogos de computadores, e que tinham disponibilidade para participar da pesquisa. Em cada bateria de teste, foi feita uma pesquisa-ação por meio da análise comportamental dos participantes ao jogar e uma investigação quantitativa no modelo survey.

A primeira etapa dos testes tinha o objetivo de investigar os elementos que colaboravam no balanceamento da dificuldade do *Madway to Heaven*, e, com análise dos dados coletados, criar os modelos de ajuste dinâmico de dificuldade para o jogo. Os jogadores jogavam o jogo não-adaptativo, como mostrado na Subseção 4.1.3, em que a dificuldade do jogo aumentava progressivamente ao longo dos níveis. Para isso, foram propostas duas hipóteses:

1. Quanto maior o número de desafios por tamanho do mapa, ou seja, a densidade de desafios, maior a dificuldade experienciada pelo jogador.

2. Quanto mais desafios próximos distribuídos ao longo do nível, maior a dificuldade experienciada pelo jogador.

Com os resultados obtidos, foram concebidos e implementados os modelos de ADD Híbrido e por Desempenho no jogo, e, em seguida, foram feitas as duas últimas baterias de testes. Na primeira, os jogadores jogavam o *Madway to Heaven* com o modelo de Ajuste Dinâmico de dificuldade (ADD) por desempenho, enquanto, na segunda, com o modelo ADD Híbrido. As últimas etapas tiveram o intuito de coletar os dados do jogador para uma análise comparativa entre os modelos de Ajuste dinâmico de dificuldade (ADD) a fim de validar a hipótese proposta, em que *um modelo de ADD Híbrido é mais eficiente em proporcionar desafios compatíveis às habilidades dos jogadores, mantendo-os em estado de imersão, do que modelos de ADD por Desempenho.*

5.1.1 Detalhamento da execução dos testes

Durante a realização das baterias de testes, foram aplicados três tipos de questionários: um ao início, um aplicado ao término de cada nível do jogo, e o terceiro aplicado ao final do experimento, totalizando 11 aplicações durante a pesquisa experimental. Estes questionários foram implementados dentro do jogo, permitindo maior fluidez ao experimento, sem interrupções que poderiam desconcentrar o participante. O questionário inicial possui 11 questões objetivas e uma subjetiva, coletando diversos dados sociodemográficos do participante. Ao final de cada nível do jogo, o questionário apresentava quatro questões objetivas e uma subjetiva, armazenando dados sobre a percepção da dificuldade do nível pelo participante. O questionário do nível tutorial foi diferente dos demais e apresentava três questões objetivas, tendo o intuito de verificar o aprendizado dos controles e objetivos do jogo. Da mesma maneira, a parte final das perguntas do experimento possuía seis questões objetivas para a coleta de dados sobre a percepção do participante da dificuldade geral do jogo. Os questionários eram modificados de acordo com os objetivos de cada bateria de testes e estão descritos no Apêndice A.

Além dos questionários, durante o experimento, o participante jogou o *Madway to Heaven*, que foi adaptado para coletar dados de seu desempenho e de seu estado afetivo com auxílio da pulseira E4 Wristband em tempo real. Foi assegurado nos experimentos que todos os participantes tivessem as mesmas informações e chances de completar o jogo. Além disso, todas as baterias de testes foram realizadas sob as mesmas condições ambientais e utilização de equipamentos, conduzidos pelo roteiro descrito abaixo:

1. Roteiro do Experimento:

- (a) Apresentação do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE).
- (b) Explicação do que será realizado no experimento:
 - i. É informado ao participante que o experimento tem tempo médio de 30 minutos e que a pesquisa não possui nenhum perigo associado.
 - ii. Orientação de como deve ser a participação do jogador, em relação a interrupção do experimento e não haver contato externo enquanto joga.
 - iii. Durante a execução do experimento, o jogador poderá ter contato com o pesquisador caso queira solicitar o avanço de níveis ou ocorra um erro inesperado no jogo.
 - iv. Solicitação para as perguntas serem respondidas de forma fidedigna, considerando que o desempenho do participante não está sendo avaliado.
 - v. Exposição do computador utilizado, bem como a exposição dos seus periféricos utilizados: mouse (para uso nos questionários), fone de ouvido (para auxiliar a prossecução da experiência do jogador) e controle de Playstation 4 (como interface de comandos utilizada no jogo).
- (c) Usuário é posicionado em um local estratégico para que se evite interferências externas.
- (d) Pulseira E4 Wristband é posicionada no braço não-dominante do jogador.¹
- (e) É dito ao jogador que comece a jogar. A partir de qualquer comando inicial do jogador às interfaces do jogo, é apresentado o questionário Inicial em sua tela.
- (f) Após o preenchimento do questionário, o jogo e a coleta de dados são iniciados.
- (g) Em casos de interrupções excepcionais, a coleta de dados será processada até o nível em que foi interrompida.
- (h) Ao fim do experimento, é mostrado ao jogador, em sua tela, o questionário Final.

No andamento, um pesquisador esteve posicionado próximo ao participante de maneira que não interferisse o resultado. Além disso, quaisquer dúvidas dos participantes foram sanadas no início do experimento, visto que todas as informações necessárias para realização estavam no jogo ou foram explicadas anteriormente.

¹Somente na terceira bateria de testes.

5.2 Detalhamento da pesquisa de investigação da dificuldade com jogo não-adaptativo

Para melhor compreensão das análises dos dados da pesquisa, subdividiu-se essa seção em três: Análise dos dados de questionário, análise dos dados de desempenho coletados pelo jogo e validação das hipóteses descritas na Seção 5.1.

5.2.1 Análise dos dados de questionários

Na primeira bateria de testes, participaram 19 jogadores do sexo masculino, cuja faixa etária era de 21 a 28 anos. Dentre eles, a maior parte (81%) respondeu que eram jogadores dedicados. Todos responderam que gostavam e tinham familiaridade com jogos do gênero plataforma, enquanto a maioria respondeu que eram familiarizados com os gêneros *Shooter* e plataforma-shooter. Os dados podem ser verificados na Tabela 5.1.

Tabela 5.1: Quantidade de pessoas com familiaridade com jogos de vários gêneros.

	Plataforma	Shooter	Plataforma/Shooter
1 - Nenhuma Familiaridade	0	1	1
2 - Pouco Familiarizado	0	3	0
3 - Razoavelmente Familiarizado	2	5	6
4 - Familiarizado	8	4	7
5 - Muito Familiarizado	9	6	5

Observou-se que houve predominância na preferência em jogar na dificuldade Difícil (53%) em detrimento das dificuldades Média (42%) e Fácil (5%). Também notou-se que a maior parte dos participantes jogavam em dispositivos móveis e computadores pessoais, enquanto consoles de mesa e portáteis tiveram menor incidência.

Foi feita uma averiguação a respeito da dificuldade experienciada pelos jogadores em cada nível, na qual informavam-na em uma escala de 1 a 10. Verificou-se que esta dificuldade aumentava progressivamente ao longo do jogo, como previsto. O gráfico da dificuldade média em cada nível é mostrado na Figura 5.1. Nota-se um crescimento da dificuldade média entre os níveis, entretanto houve pouca variação entre os níveis 4 a 5, cuja razão poderia ser consequência das características do seu *design*.

Ao final de cada nível, foi questionado sobre o quanto, em escala de 1 a 5, o nível foi divertido, frustrante e entediante. As respostas médias são mostrados na Figura 5.2. Analisou-se que, em média, a diversão dos níveis crescia proporcionalmente a dificuldade média experienciada pelos jogadores, mas, nos últimos dois níveis, houve um decréscimo.

Notou-se que por serem os níveis mais difíceis, houve desistências, média de mortes alta, e tornaram-se níveis frustrantes. Em geral, os níveis se mostraram pouco entediante, sendo o primeiro nível mais entediante. Assim, quando o nível é muito fácil, há uma tendência em ser entediante e, quando é muito difícil, em ser frustrante, em média para os jogadores.

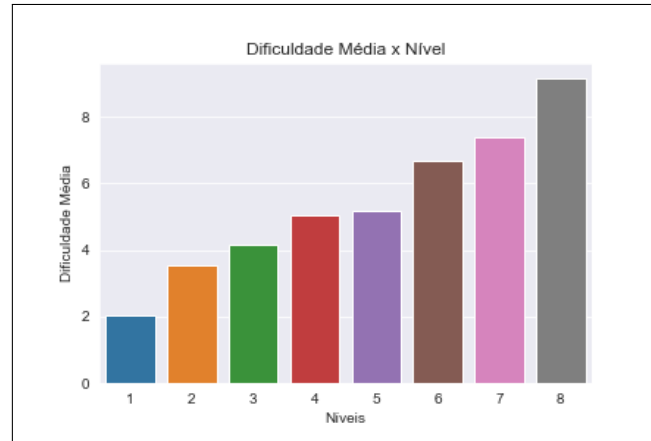


Figura 5.1: Curva de dificuldade média experienciada pelo jogador em cada Nível.

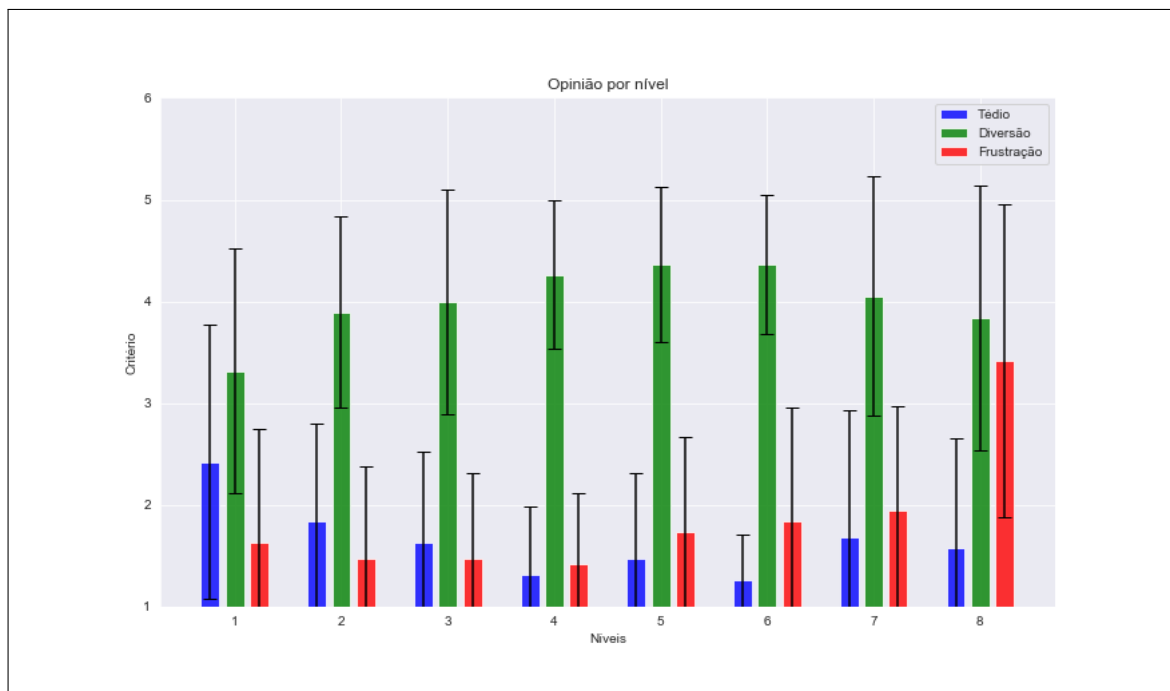


Figura 5.2: Grau de diversão, tédio e frustração experienciados pelo jogador em cada nível. As barras pretas representam o desvio padrão.

Ao final do jogo o participante deveria responder um questionário com o objetivo de verificar o que influenciou a sua experiência dentro do jogo, um dos focos deste questionário era analisar o que mais influenciava no seu desempenho. A Tabela 5.2 mostra dados

quantitativos sobre as respostas do questionário final. A resposta mais assinalada pelos participantes foi a de que eles sentiam-se influenciados a explorar o ambiente ao máximo, o que pode ser justificado pelo fato de ser necessário explorar toda a fase para derrotar os inimigos e assim poder avançar de nível. Em segundo lugar como resposta mais assinalada foi a ação de completar o nível de maneira mais rápida. A resposta menos assinalada foi a de evitar sofrer danos, os jogadores não deram tanta importância a esta ação, talvez por terem uma alta experiência com jogos semelhantes e naturalmente conseguirem evitar serem feridos com facilidade.

Tabela 5.2: Porcentagem de jogadores que tiveram desempenho influenciado por determinada ação.

Ação	Influência
Explorar ao máximo o meio ambiente.	84%
Completar a fase o mais rápido possível.	79%
Alcançar o final do nível.	73%
Dominar o controle dos protagonistas.	47%
Melhorar o desempenho próprio.	47%
Evitar sofrer danos.	21%

Verificou-se que a média de desempenho dos jogadores resultou em 3,1, valor intermediário, no qual foi respondida a questão, de escala de 1 a 5, "Como você considera seu desempenho no jogo?". Constatou-se que os jogadores, em média, mantinham-se imersos por jogarem automaticamente, perderem a noção do tempo e permaneceram focados no jogo. Os dados são mostrados no gráficos da Figura 5.3.

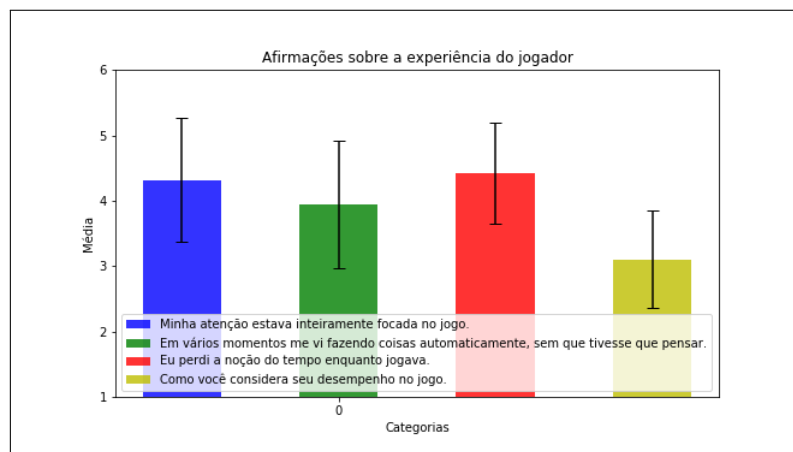


Figura 5.3: Valores médios das respostas sobre a imersão dos participantes.

Finalizando a análise dos questionários, averiguou-se quais eram as principais características e elementos que colaboravam na dificuldade experienciada pelos jogadores, apresentado nas Figuras 5.4 e 5.5 respectivamente. Observou-se que as principais ca-

racterísticas que contribuíram para a dificuldade experienciada pelos jogadores foram a quantidade de inimigos, objetos e níveis de tamanho diferente. O destaque destes elementos ajuda a corroborar a hipótese do trabalho de que a densidade de inimigos e objetos no decorrer dos níveis altera a dificuldade experienciada pelo jogador.

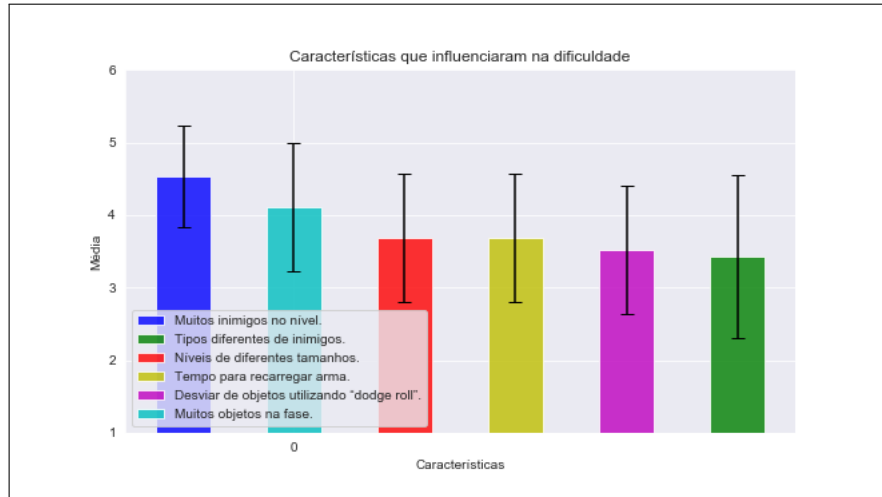


Figura 5.4: Valores médios da influência na dificuldade de diversas características do jogo.

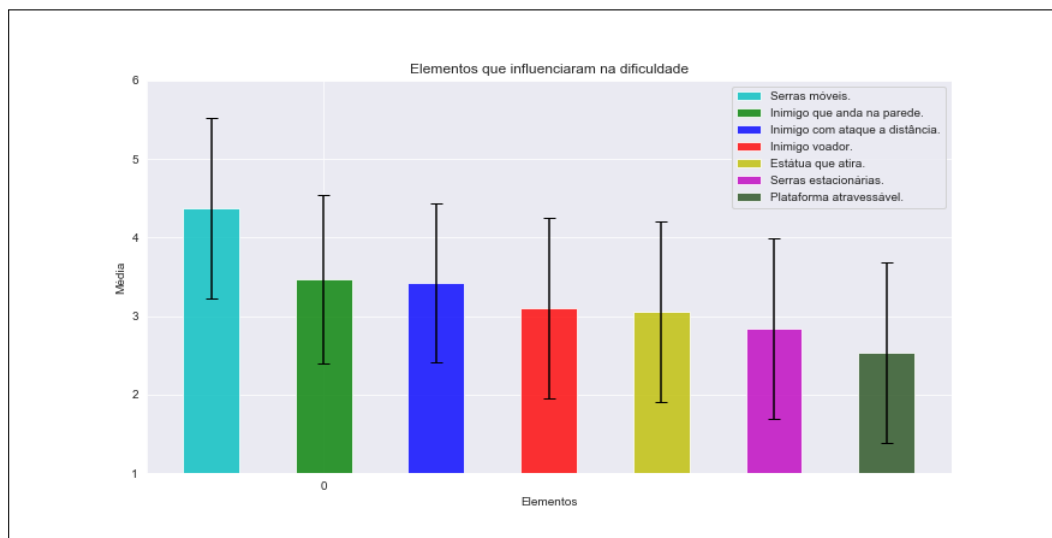


Figura 5.5: Valores médios da influência na dificuldade de diversos elementos do jogo.

Observou-se que as serras móveis proporcionam maiores desafios em comparação aos outros elementos do jogo, uma vez que sua movimentação aumentam a área de perigo, em relação aos outros objetos estacionários. Os inimigos e objetos, que aparecem logo em seguida no gráfico, causam dificuldade semelhantes independentemente do seu tipo, como mostrado no gráfico da Figura 5.5. Por último, aparece a plataforma atravessável devido sua pouca ocorrência durante o jogo. Dessa maneira, para o ajuste da dificuldade

no modelo ADD foi escolhido a modificação da quantidade dos objetos que causam dano e inimigos.

5.2.2 Validação das hipóteses

Com finalidade em validar a hipótese de que, quanto maior a densidade de desafios (quantidade de objetos e inimigos por tamanho do mapa, dada pela equações 5.1 e 5.2) em um nível, maior seria a sua dificuldade, foi correlacionado a densidade de desafios dos níveis com os dados de dificuldade média experienciada pelos jogadores, mostrado na Figura 5.6, e obteve-se uma correlação positiva forte entre as duas variáveis de aproximadamente 0,98 (coeficiente de correlação de *Pearson*), um ótimo indicativo de co-variância entre as variáveis. Com isso, seria possível ajustar a dificuldade modificando a densidade dos níveis. Dessa forma, a partir da regressão linear, foi obtida a equação 5.3 utilizada para obter a equação 4.1 que define a densidade de acordo com a dificuldade experienciada pelo jogador no modelo ADD por desempenho.

$$desafios = inimigos + objetos \quad (5.1)$$

$$densidade = \frac{desafios}{tamanhoNivel} \quad (5.2)$$

$$dificuldade(densidade) = 0.5 * (densidade) + 1.3 \quad (5.3)$$

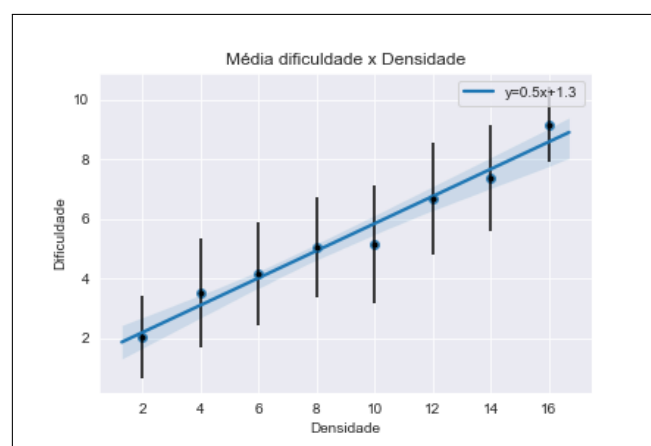


Figura 5.6: Gráfico de Dificuldade Média pela Densidade de Desafios.

Outro objetivo do experimento foi validar a hipótese de que quanto mais desafios (inimigos e objetos) próximos distribuídos ao longo do nível, maior seria a dificuldade

experimentada pelo jogador. Para isso, foram feitas várias investigações. A primeira delas foi correlacionar a distância média de todos os desafios ao centro do nível, mas houve uma correlação positiva fraca. Adiante, analisou-se os níveis por meio de grafos. Para tal, foi concebido algoritmos que constroem grafos não-dirigidos dos desafios dos níveis do *Madway to Heaven* e depois utiliza um algoritmo de Busca por profundidade (*Depth-First Search* ou DFS) a fim de divulgar o número de componentes conexas com mais de dois vértices.

O primeiro algoritmo proposto constrói grafos não-dirigidos $G_i = (V_i, E_i)$, onde $V_i = \{\text{posição dos desafios do nível}\}$ e $E_i = \{(u, v) | (u, v) \text{ são desafios separados por uma distância menor do que cinco unidades}\}$, $\forall i \in Niveis = \{0, 1, 2, \dots, 8\}$. Os grafos que são construídos geralmente possuem diversos componentes conexas representando os desafios que estão próximos em uma distância de cinco unidades nos níveis. Um exemplo de um grafo gerado por esse método é mostrado na Figura 5.7. Nota-se que o grafo não representa fielmente as regiões do nível em que o jogador tem que se preocupar com mais de um inimigo ou objeto, pois a abordagem não leva em conta lugares que estão separados por colisores, assim o grafo deveria ser dividido nas regiões realçadas na imagem, representando com maior precisão o que o jogador iria enfrentar naquela região. Utilizou-se do algoritmo DFS para contar o número de componentes com vértices maiores que dois em cada nível e os correlacionou com a dificuldade média. Com isso, obteve-se uma correlação positiva que representa dependência de cerca de 80% entre as variáveis.

Ademais, para aumentar a precisão, foi proposto um segundo algoritmo que constrói grafos não-dirigidos $G_i = (V_i, E_i)$, onde $V_i = \{\text{posição dos desafios do nível}\}$ e $E_i = \{(u, v) | (u, v) \text{ são desafios em mesma região por simulação de ray-casting}\}$, $\forall i \in Niveis = \{0, 1, 2, \dots, 8\}$.

Nesse algoritmo, foram utilizados métodos de *Ray Casting* para simular o que cada inimigo e objeto estão enxergando e posteriormente cria o conjunto de arestas do grafo. Dessa maneira, cada objeto ou inimigo emite um raio de sua posição central com ângulos de 0° até 360° variando em 10° até que este colida a uma parede ou exceda uma distância equivalente a metade do tamanho da câmera. Todos os objetos que entraram em contato com o raio estão sendo enxergados pelo emissor. Um exemplo de simulação é mostrado na Figura 5.9. Assim, foi possível particionar de maneira mais fiel os desafios que um jogador irá enfrentar em regiões de um nível. Um exemplo de um grafo gerado por esse método é mostrado na Figura 5.10. Outrossim, correlacionou-se o número de componentes com mais de dois vértices dos grafos de cada nível com a dificuldade média e obteve-se uma correlação positiva forte com coeficiente de correlação no valor de 0,92 (coeficiente de correlação *Pearson*), um forte indício de que a dificuldade aumenta em níveis que possuem

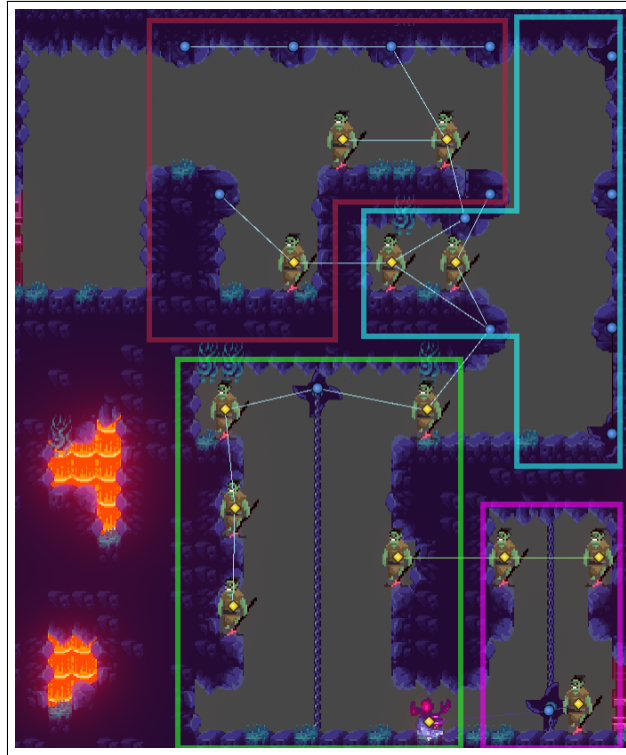


Figura 5.7: Resultado da criação do grafo em que as arestas representam inimigos e objetos separados por uma distância menor que cinco unidades.

regiões com vários inimigos e objetos. O gráfico da correlação é mostrado na Figura 5.8. Com esse resultado, foi implementado nos modelos ADD a escolha de desafios em uma mesma região de acordo com a dificuldade do nível.

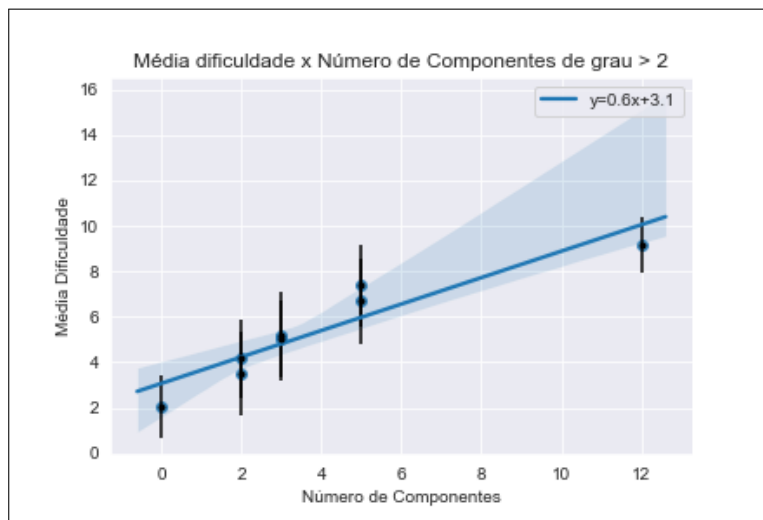


Figura 5.8: Correlação entre Componentes de grau maior que dois e dificuldade média experienciada pelos jogadores.

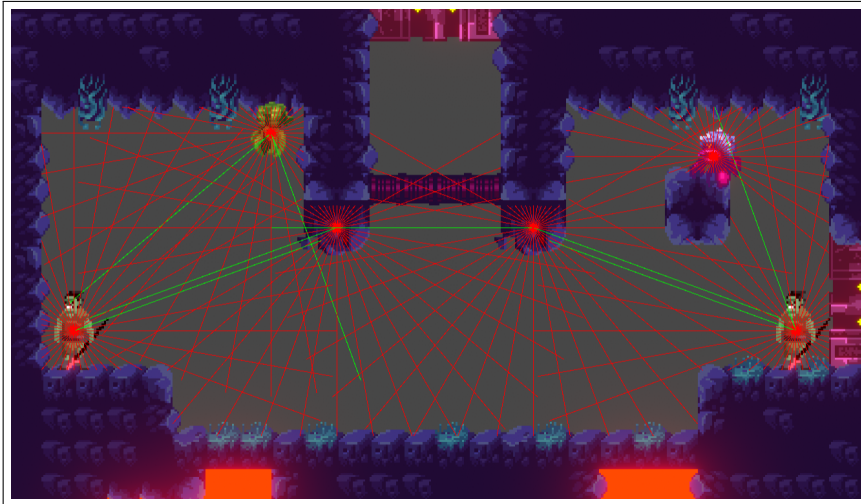


Figura 5.9: Exemplo de simulação utilizando *RayCasting*. No qual, os raios verdes representam os objetos que o emissor enxerga.

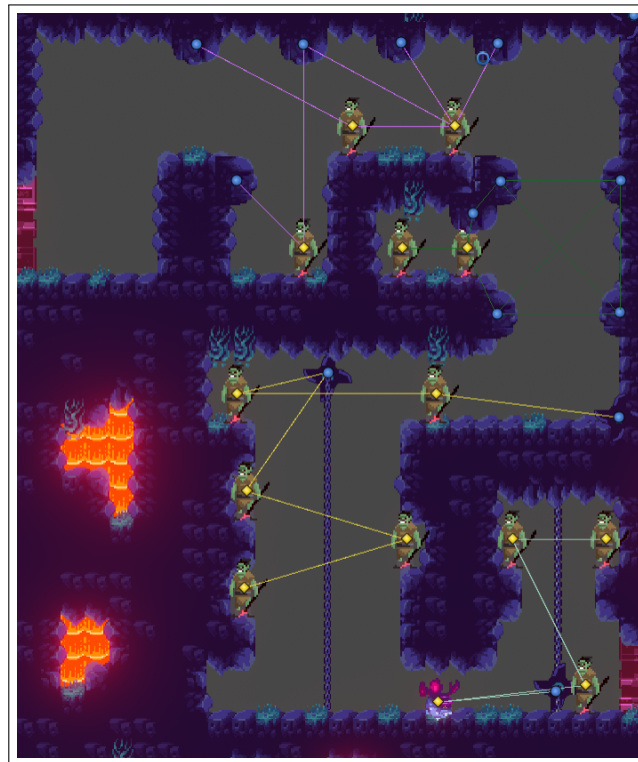


Figura 5.10: Resultado da criação do grafo em que as arestas representam inimigos e objetos que estão em uma mesma região do mapa.

5.2.3 Análise de dados de desempenho dos jogadores

Relacionado aos dados de desempenho do jogador coletados por meio do jogo, foi observado que os jogadores gastavam em média cerca de 28 minutos para completar todos os níveis, em que o menor e maior tempo foi de aproximadamente 9 e 60 minutos respec-

tivamente. Averiguou-se que a maioria dos participantes completaram todos os níveis, entretanto houveram desistências em níveis com maiores dificuldades, apresentado na Tabela 5.3. Esses níveis apresentaram o maior número de mortes, como mostrado no gráfico da Figura 5.11. Observa-se que o número de mortes aumentam ao longo dos níveis do jogo, assim reforçando a progressão de dificuldade dos níveis. Constatou-se que a taxa de morte cresce em níveis cuja densidade eram maiores que oito. Corroborando com a decisão de se criar um modelo ADD que ajusta a dificuldade por meio da densidade que influencia no desempenho do jogador.

Tabela 5.3: Porcentagem de participantes que completaram cada nível do jogo não-adaptativo.

Nível	Completado (%)
1	100%
2	100%
3	100%
4	100%
5	100%
6	100%
7	90%
8	74%

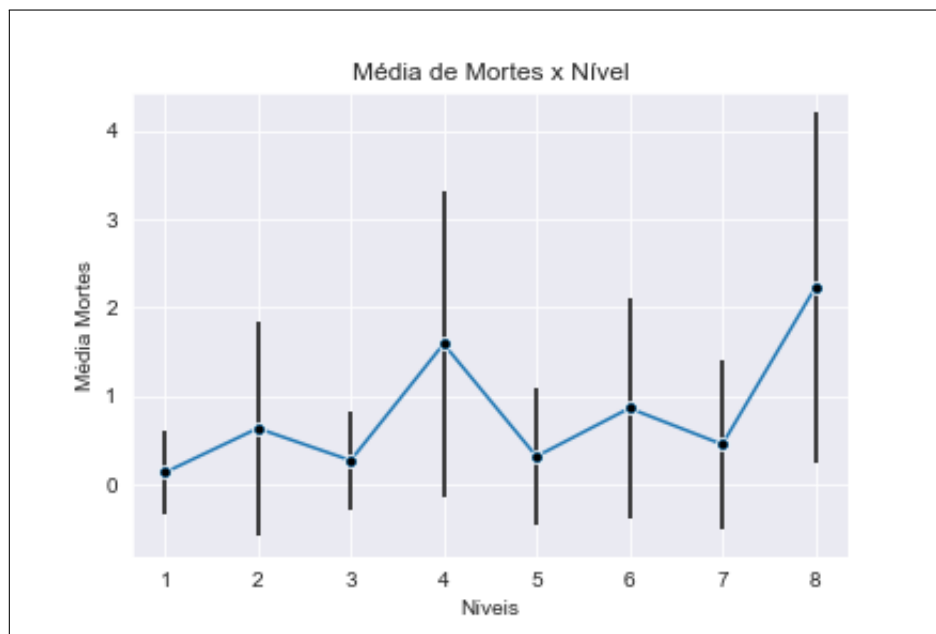


Figura 5.11: Gráfico de média de mortes em cada nível.

Notou-se que jogadores mais habilidosos, ou seja, que conseguiram avançar em todos os níveis, utilizaram mais recargas manuais do que automáticas, uma vez que ao recarregar a arma manualmente, os jogadores podem antecipar-se para combater os inimigos. O

índice de recarga manual médio, dado pela equação 5.4, de jogadores desistentes em alguns níveis e jogadores que avançaram estão representados na Figura 5.12. Assim, foi escolhido como medida para calcular o desempenho do jogador no ajuste de dificuldade pelos modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade.

$$indiceReloadManual = \frac{quantidadeRecargasManuais}{quantidadeRecargasTotais} \quad (5.4)$$

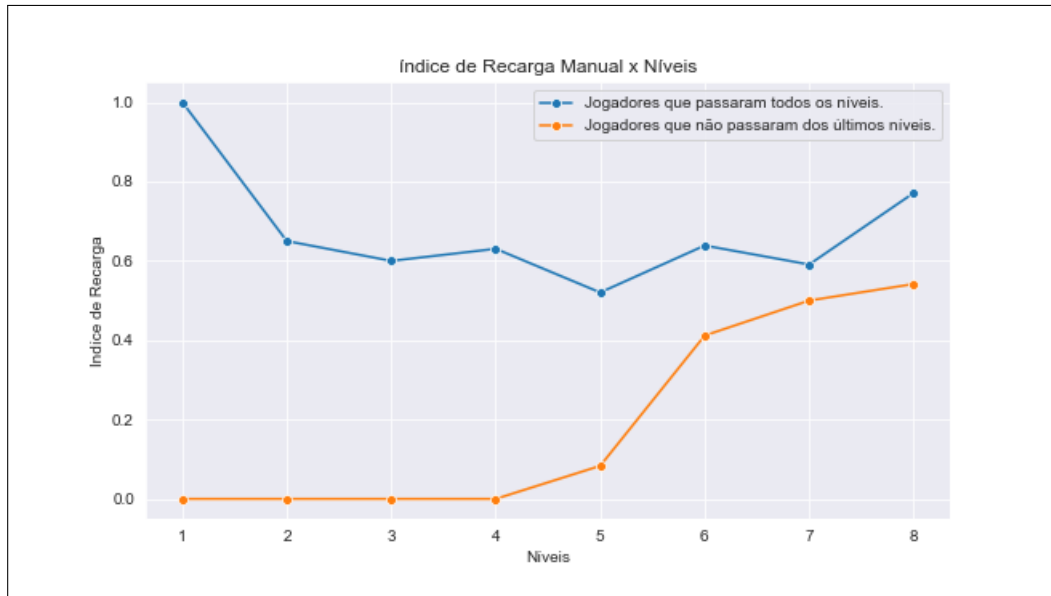


Figura 5.12: Índice médio de recarga manual de jogadores que desistiram de alguns níveis e de jogadores que passaram de todos os níveis.

Do mesmo modo, averiguou-se que jogadores mais habilidosos acertavam mais tiros em inimigos do que erravam. Assim, também foi escolhido como medida para calcular o desempenho do jogador no ajuste de dificuldade pelos modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade. O índice de tiros acertados médio, dado pela equação 5.5, de jogadores desistentes em alguns níveis e jogadores que avançaram estão representados na Figura 5.13.

$$indiceTirosAcertados = \frac{quantidadeTirosAcertados}{quantidadeTirosGastos} \quad (5.5)$$

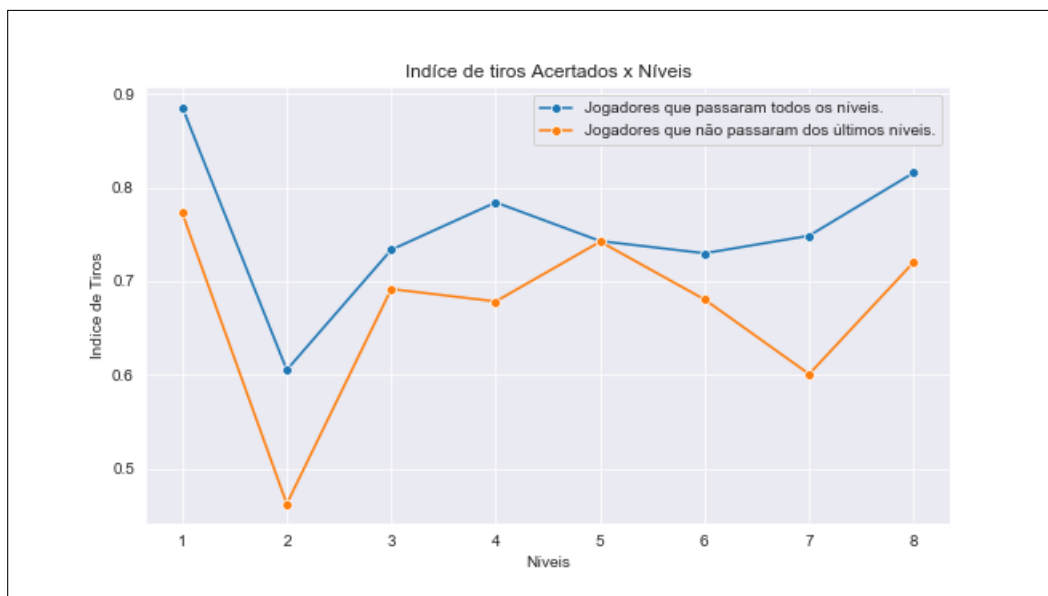


Figura 5.13: Índice médio de tiros acertados por jogadores que desistiram de alguns níveis e de jogadores que passaram de todos os níveis.

Por fim, analisou-se a quantidade de *dodge rolls* utilizados por jogadores que avançaram em todos os níveis e de jogadores que desistiram de alguns níveis. Verificou-se que os jogadores que utilizavam mais *dodge rolls* tinham mais facilidade para avançar de níveis e evitavam mortes, visto que o *dodge roll* permite ao jogador ficar invulnerável a inimigos e objetos que oferecem perigo. Os dados obtidos estão representados na Figura 5.14.

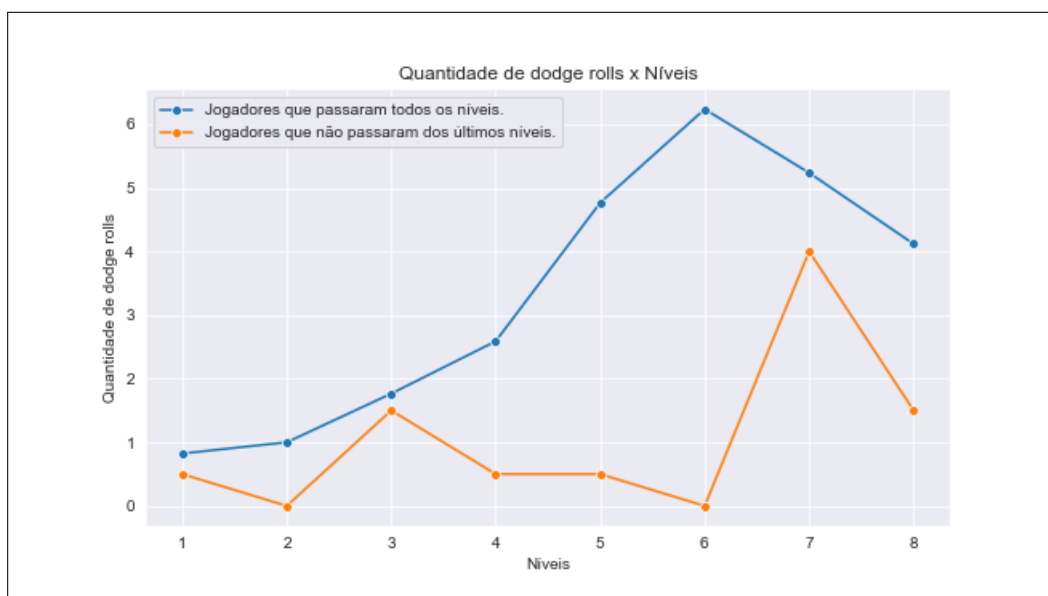


Figura 5.14: Quantidade de *Dodge rolls* utilizados por jogadores que desistiram de alguns níveis e de jogadores que passaram de todos os níveis.

5.3 Comparação entre os modelos de ADD

Com o objetivo de verificar se um modelo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade Híbrido seria mais eficiente do que um modelo de ADD por Desempenho em proporcionar desafios compatíveis às habilidades dos jogadores e mantê-los em estado de imersão, foram realizadas outras duas baterias de testes, em que, na primeira, os participantes jogaram o *Madway to Heaven* com o modelo de ADD por Desempenho e, na segunda, com o Híbrido.

Subdividiu-se essa seção em três de forma que a primeira e segunda apresentaram os contextos das pesquisas realizadas e a última exibiu os resultados da análise comparativa entre os modelos de ADD.

5.3.1 Contexto da pesquisa com jogo com modelo de ADD por Desempenho

Na pesquisa utilizando somente o modelo de ADD por Desempenho, houve vinte e dois participantes diferentes das outras pesquisas com idade entre 18 e 28 anos, em que (90%) são homens e (10%) mulheres, representando um aumento de participantes femininas em relação a primeira bateria de testes. Além disso, notou-se uma mudança no padrão da pesquisa anterior, em que a maioria dos participantes gostam e são familiarizados com jogos do gênero plataforma e do gênero *Shooter*, entretanto são pouco familiarizados com a combinação dos dois gêneros. Da mesma maneira, observou-se que houve predominância na preferência em jogar em dificuldade Média (64%) comparado com as dificuldades Difícil (31%) e Fácil (5%). Por fim, repetiu-se a predileção por jogar em dispositivos móveis e computadores pessoais, em contraste aos consoles de mesa e portáteis.

5.3.2 Contexto da pesquisa com jogo com modelo Híbrido

Na pesquisa utilizando o modelo de ADD Híbrido, houve vinte participantes diferentes das outras pesquisas com idade entre 18 e 30 anos, em que (85%) são homens e (15%) mulheres. Além disso, notou-se, diferente da pesquisa anterior em que os participantes eram pouco familiarizados com jogos do gênero Plataforma e *Shooter*, a maioria dos participantes gostam e são familiarizados com jogos do gênero plataforma, *Shooter* e na combinação dos dois gêneros. Outrossim, observou-se o mesmo padrão da pesquisa anterior, em que houve predominância na preferência em jogar em dificuldade Média (55%) comparado com as dificuldades Difícil (40%) e Fácil (5%) e a predileção dos participantes por jogar

em dispositivos móveis e computadores pessoais, em comparação aos consoles de mesa e portáteis.

5.3.3 Análise comparativa entre modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade

Assim como na primeira pesquisa, descrita na Seção 5.2, averiguou-se a dificuldade experienciada pelos jogadores em cada nível por meio de questionários ao final de cada um deles, nos quais informavam a dificuldade em uma escala de 1 a 10. Com as respostas obtidas, foi feita uma comparação da dificuldade média entre os jogos não-adaptativo e nos jogos adaptativos com ambos modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade, em que esperava-se que a dificuldade experienciada pelos jogadores dos jogos adaptativos se mantivesse constante em um nível intermediário, visto que o objetivo do modelo de ajuste dinâmico de dificuldade é manter o desafio apropriado aos jogadores.

Verificou-se que a dificuldade média dos jogos adaptativos iniciava-se em valor intermediário, e posteriormente adequavam-se aos jogadores, como disposto na Figura 5.15.

O modelo por Desempenho houve variação maior da dificuldade entre os níveis, no qual os jogadores avançavam de nível com bom desempenho, havendo uma adaptação desproporcional as suas habilidades e, no nível posterior, os jogadores morriam até que a dificuldade diminuísse, alternando-se a dificuldade média entre um crescimento e um decréscimo.

O modelo Híbrido tendeu a manter a dificuldade média em valor intermediário ao longo do jogo, pois ao considerar a excitação do jogador, decidia quando era necessário ajustar a dificuldade e, assim, foi mais eficiente no ajuste.

Ademais, nos níveis 5 e 8, há pontos de concordância entre os modelos, no qual no nível 5 os jogadores experienciaram uma dificuldade mediana similar ao do jogo não adaptativo e o nível 8 é difícil devido ao seu tamanho, no qual um aumento de uma unidade na densidade aumenta 4 vezes no número de desafios neste nível, aliado ao fato do jogador não conseguir recuperar suas vidas, mas os modelos adequaram sua dificuldade de modo que não houvessem desistências dos níveis.

Averiguou-se sobre o quanto os níveis foram divertidos, frustrantes e entediante em uma escala de 1 a 5. As respostas médias coletadas em todas as pesquisas estão mostradas nas Figuras 5.16, 5.17 e 5.18. Analisou-se que, no geral, os níveis com a implementação dos modelos de ADD se mostraram mais divertidos, menos frustrantes e entediante do que em níveis do jogo não-adaptativo, sendo que o modelo de ADD Híbrido foi mais

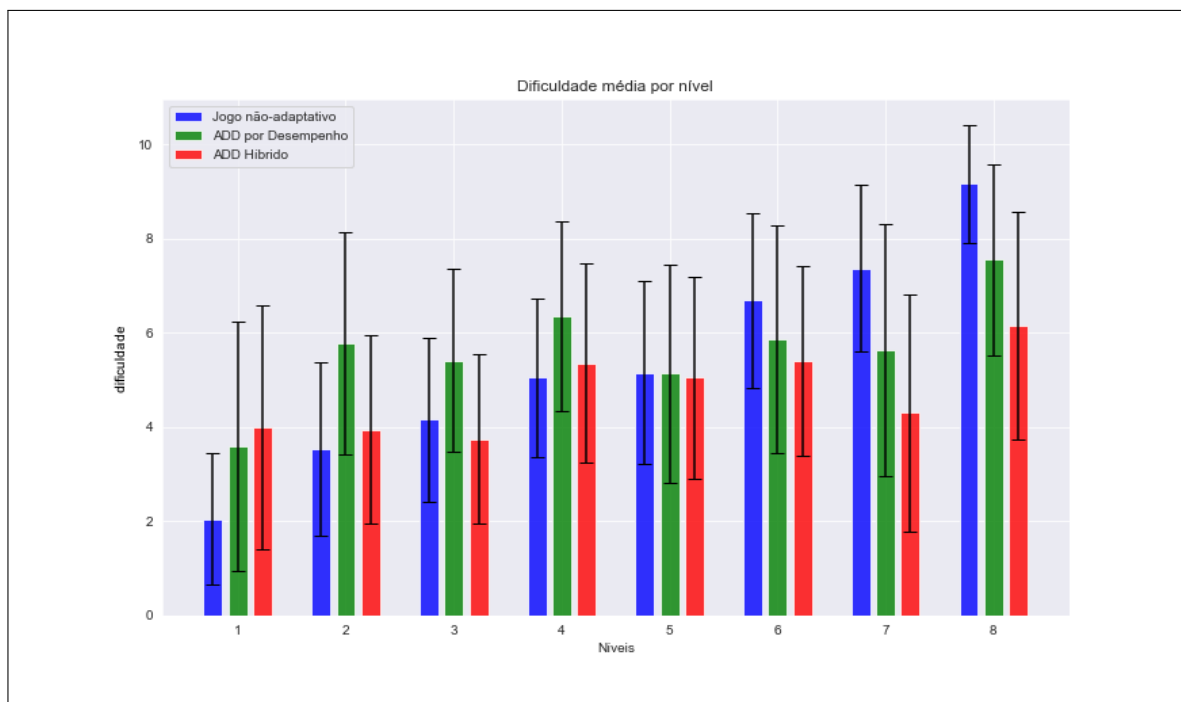


Figura 5.15: Dificuldade média experienciada por jogadores jogando o jogo não-adaptativo, com modelo ADD por desempenho e Híbrido.

eficiente nesse quesito que por Desempenho. Além disso, os últimos níveis que foram os mais difíceis no jogo não-adaptativo e considerados níveis frustrantes e poucos divertidos conseguiram ser ajustados pelos modelos de ADD de forma que foram níveis divertidos e poucos frustrantes e entediante. Dessa forma, inferiu-se que o estado de fluxo e a imersão dos jogadores foram maximizados pelo uso dos modelos de ADD, especialmente com o modelo Híbrido.

Com o intuito de verificar se a ordem dos níveis gerados pelo modelos de ADD continha uma certa progressão dificuldade, ao final dos níveis, foi perguntado aos jogadores se o nível jogado possuía dificuldade mais apropriada em comparação com o nível anterior, exceto no primeiro nível, em que seu antecessor é o nível Tutorial. As respostas médias dos participantes estão descritas na Tabela 5.4. Notou-se que houve preferência pela ordem de dificuldade decorrente dos níveis com os modelos de ADD com predileção aos níveis do modelo Híbrido, especialmente o último nível. Entretanto, há alguns níveis em que houve predileção da ordem de dificuldade proporcionada pelo jogo não-adaptativo quando comparados aos modelos ADD. Dessa maneira, a dificuldade experienciada pelos jogadores poderia estar associada a outros elementos do jogo que não foram mensurados, como o *Game Design* dos níveis.

Ao final do jogo, foi aplicado um questionário para comparar a experiência do jogador entre os jogos não-adaptativo e adaptativos. Averiguou-se que houve um aumento

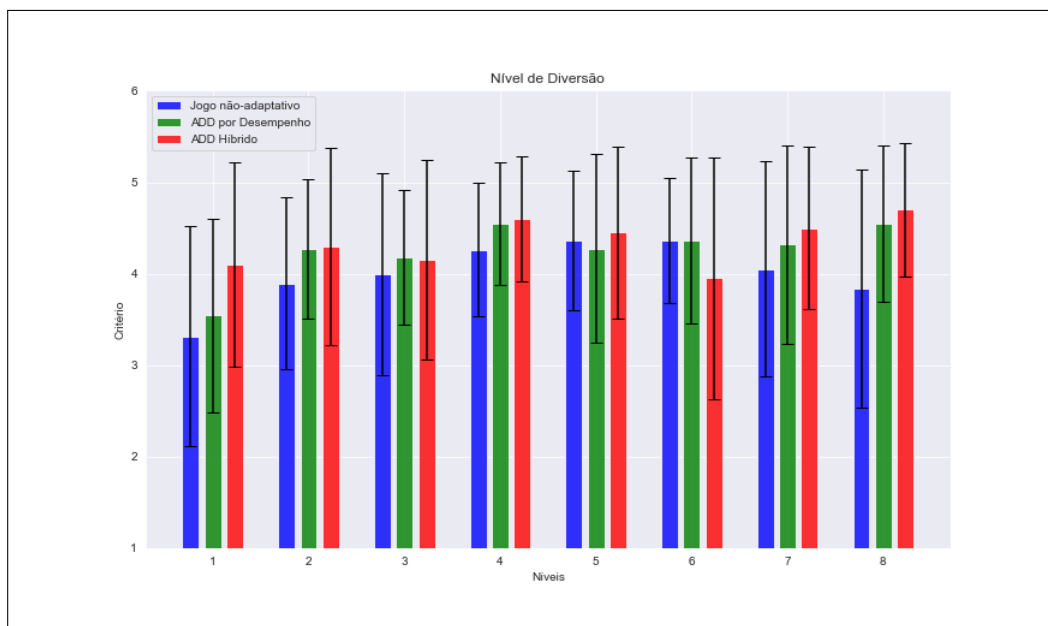


Figura 5.16: Comparação entre a diversão média propiciada pelos níveis do jogo não-adaptativo e do jogo com modelos de ADD.

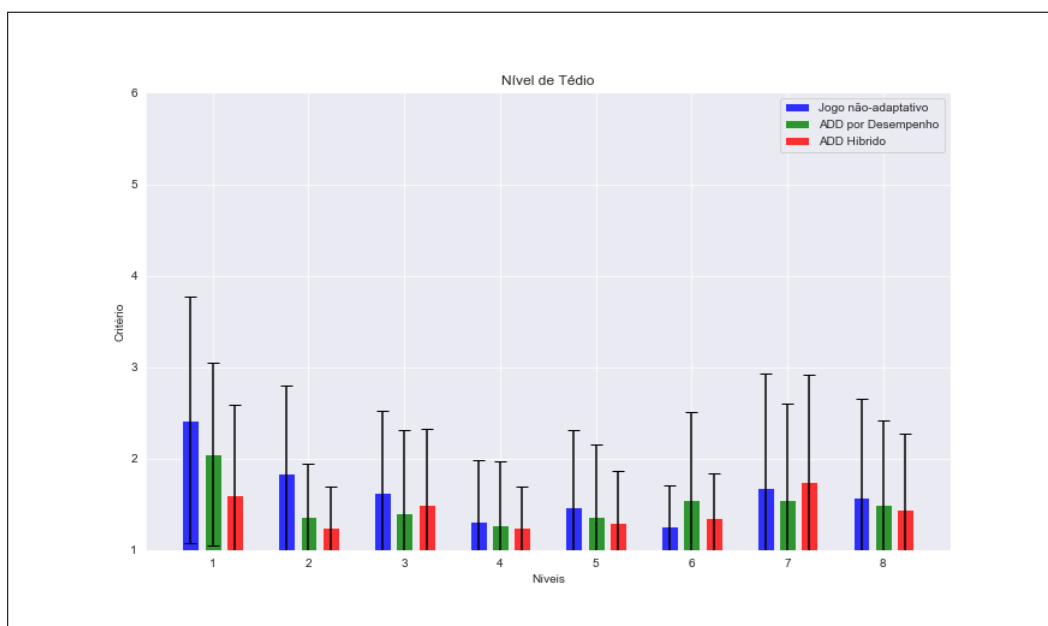


Figura 5.17: Comparação entre o tédio médio propiciado pelos níveis do jogo não-adaptativo e do jogo com modelos de ADD.

na percepção de desempenho dos próprios jogadores, que resultou em 3,59 e 3,8, nos modelos de ADD por Desempenho e Híbrido, respectivamente, em contraste com o jogo não-adaptativo que resultou em 3,1. Posteriormente, constatou-se um crescimento na média das respostas dos jogadores em perguntas sobre imersão nos jogos com modelos de ADD, indicando que mantiveram-se imersos, perderam a noção do tempo e se manteve-

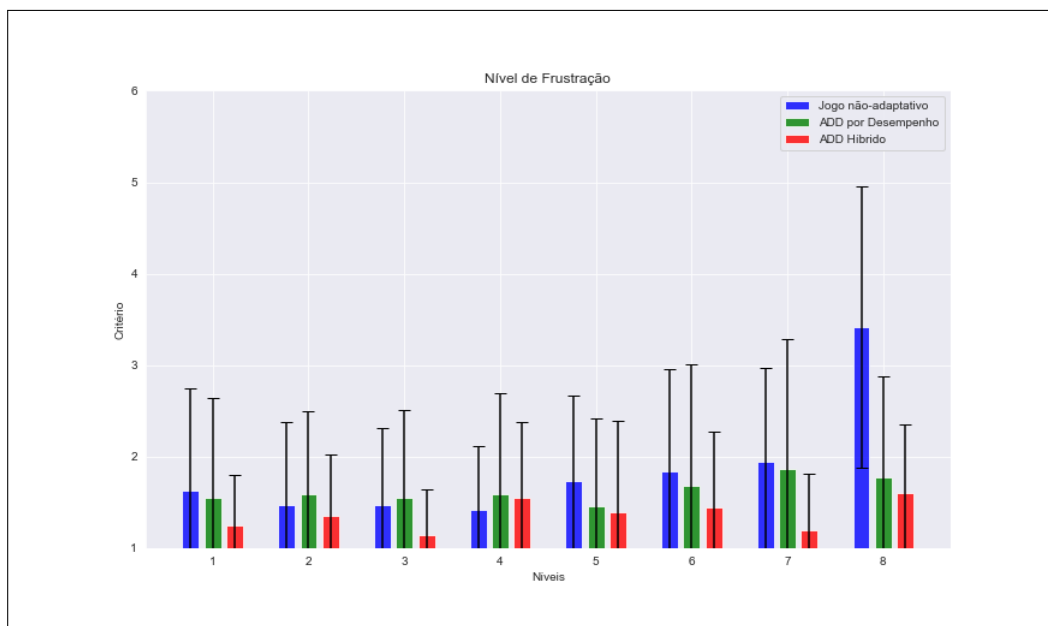


Figura 5.18: Comparação entre a frustração média propiciada pelos níveis do jogo não-adaptativo e do jogo com modelos de ADD.

Tabela 5.4: Frequências de respostas sobre a dificuldade ser mais apropriada no nível atual ou no anterior do jogo não-adaptativo e com modelos de ADD.

Nível	Jogo não-adaptativo		ADD por Desempenho		ADD Híbrido	
	Atual	Anterior	Atual	Anterior	Atual	Anterior
2	79%	21%	91%	9%	90%	10%
3	82%	18%	91%	9%	90%	10%
4	79%	21%	78%	22%	100%	0%
5	74%	26%	68%	32%	80%	20%
6	95%	5%	90%	10%	80%	20%
7	74%	26%	82%	18%	85%	1%
8	79%	21%	86%	14%	100%	0%

ram focados no jogo, como descrito na Figura 5.19. Assim, o modelo Híbrido foi o mais eficiente em proporcionar desafios que os deixaram em estado de fluxo.

Por fim, ainda no último questionário, foi perguntado aos jogadores sobre sua percepção de dificuldade dos jogos adaptativos, onde deveriam responder as afirmações "O jogo foi desafiador", "Me achei capaz de superar todos os desafios" e "A dificuldade do jogo foi apropriada" em uma escala de 1 a 5. Como mostrado na Figura 5.20, notou-se que o modelo de ADD Híbrido foi menos desafiador do que o modelo por Desempenho devido ao comportamento do Híbrido em tender a manter a dificuldade ao longo do jogo. Dessa maneira, ser desafiador não implicaria em ser mais divertido ou menos frustrante, uma vez que o ADD Híbrido proporcionou aos jogadores níveis divertidos, poucos entediante

e poucos frustrantes, proporcionando uma melhor experiência aos mesmos. Ademais, os jogadores se acharam capaz de superar os desafios e a dificuldade do jogo foi apropriada em ambos os modelos de ADD, mas com predileção ao modelo de ADD Híbrido.

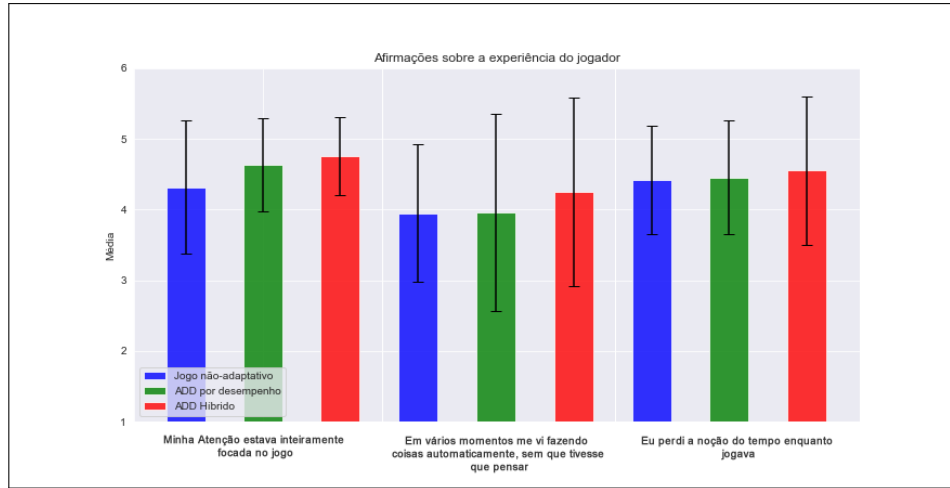


Figura 5.19: Comparação entre a experiência do jogador nos jogos adaptativos e não-adaptativo.

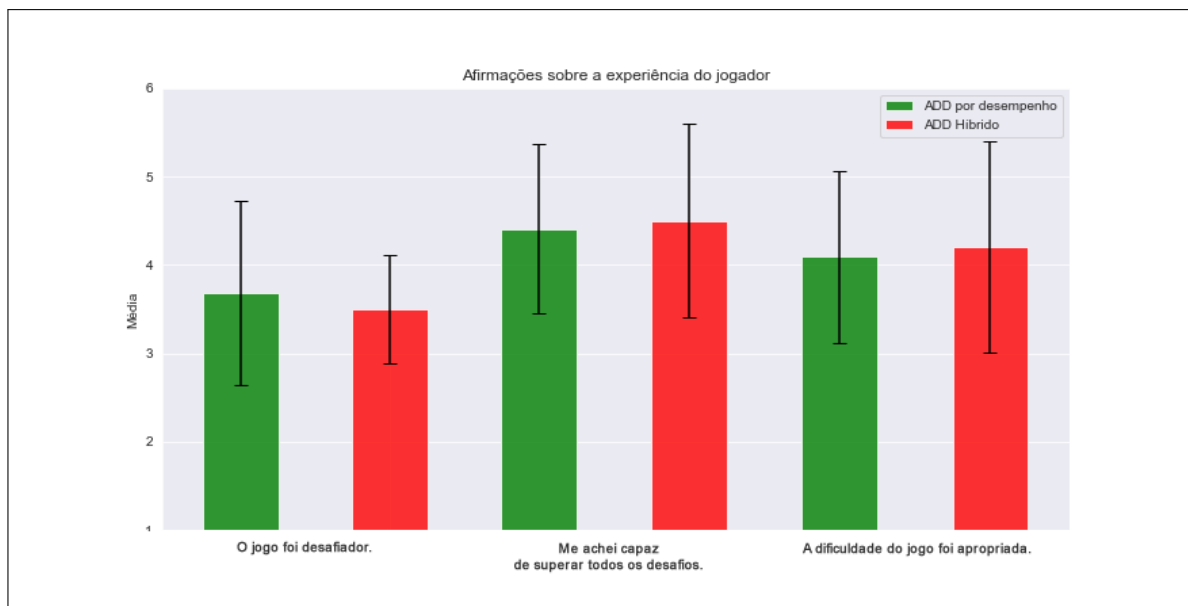


Figura 5.20: Comparação entre a experiência do jogador nos jogos adaptativos.

Em relação aos dados utilizados na adaptação da dificuldade pelos modelos ADD por Desempenho e Híbrido, verificou-se que o desempenho médio dos jogadores nos níveis, calculado pela equação 4.2, com o modelo de ADD Híbrido se manteve maior do que com modelo de ADD por Desempenho, como mostrado na Figura 5.21. Devido ao modelo Híbrido ajustar a dificuldade com mais precisão do que o modelo por Desempenho, os jogadores conseguiram superar os desafios do nível com um desempenho maior, com-

portamento que é descrito na Figura 5.22, no qual é apresentado a dificuldade Ajustada Média de cada nível que foi calculada pelo algoritmo dos modelos de ADD.

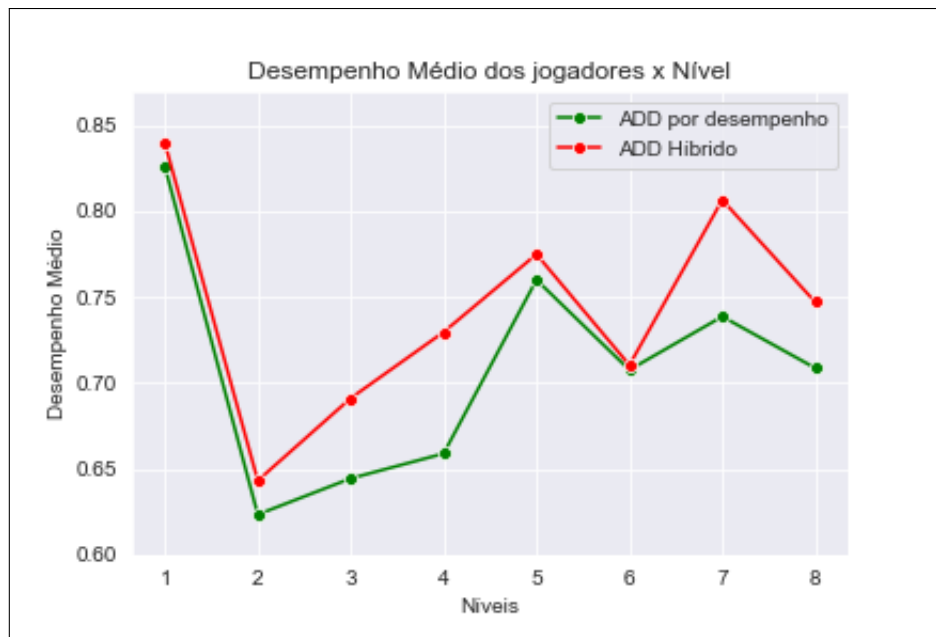


Figura 5.21: Curvas de Desempenho médio nos níveis do jogo com modelos de ADD.

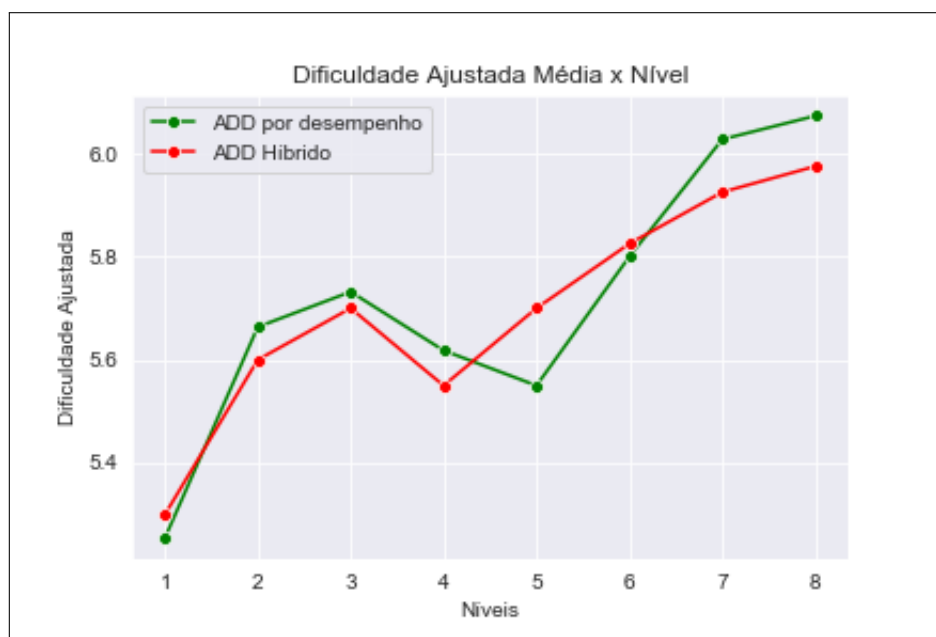


Figura 5.22: Curvas da Dificuldade Ajustada média nos níveis do jogo com modelos de ADD.

Em relação aos dados coletados através dos jogos, foi observado que os jogadores gastavam em média cerca de 15 minutos no modelo ADD por desempenho e 14 minutos no modelo ADD Híbrido para completar todos os níveis, assim houve uma diminuição do

tempo médio de jogo quando comparado ao jogo não-adaptativo. À vista disso, os níveis dos jogos adaptativos levaram menos tempo para serem completados, especialmente no ADD Híbrido, como mostrado na Tabela 5.5. Além disso, observou-se que houve um crescimento geral na frequência de níveis que foram completados nos jogos adaptativos em comparação ao jogo não-adaptativo, onde 100% dos participantes completaram todos os níveis, não havendo desistências como na primeira bateria de testes. Dessa maneira, os modelos de ADD proporcionaram um bom nível de desafios aos jogadores, que acabou por diminuir o número médio de mortes dos mesmos ao longo do jogo, em contraste ao jogo não-adaptativo, como é mostrado na Figura 5.23.

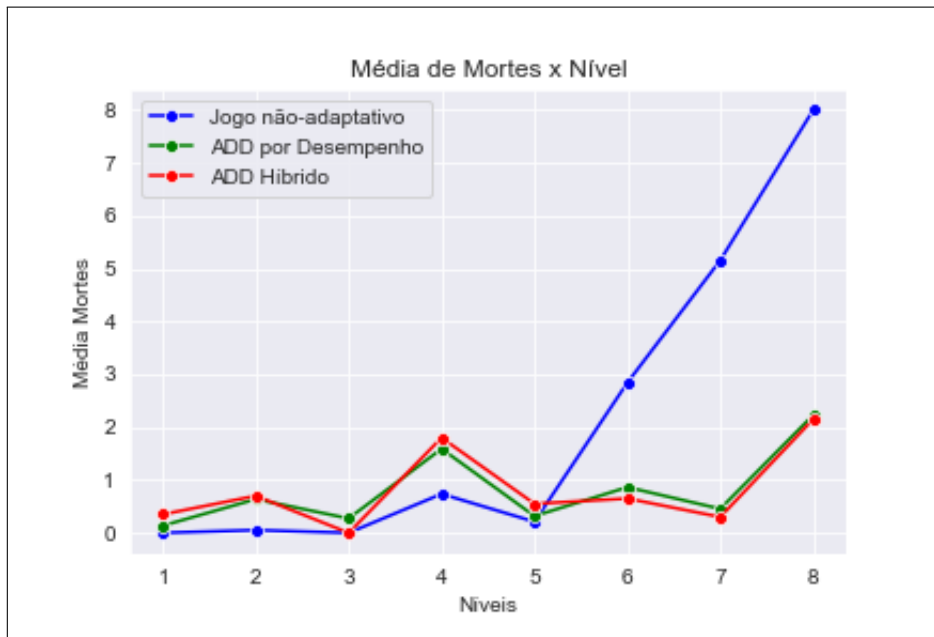


Figura 5.23: Comparação de Médias de morte em cada nível nos jogos adaptativos e não-adaptativo

Tabela 5.5: Comparação entre os Tempos médios (em segundos) dos níveis do jogo não-adaptativo com jogos com modelos de ADD

Nível	Jogo não-adaptativo	ADD Por Desempenho	ADD Híbrido
Tutorial	92.82	101.18	91.24
1	14.51	34.29	39.17
2	24.57	55.94	53.82
3	18.95	47.62	36.60
4	91.39	107.43	104.41
5	78.44	77.81	87.88
6	230.71	109.25	102.55
7	211.95	51.51	43.56
8	837.83	337.19	315.81
Total	1601.21	922.25	875.07

Portanto, a análise dos dados oriundos dos questionários e de desempenho coletados pelos jogos apresentada nessa seção validam a hipótese apresentada na Seção 5.1. Consequentemente, um sistema de ADD Híbrido é mais eficiente em proporcionar desafios compatíveis às habilidades dos jogadores e em mantê-los em estado de imersão, obtendo melhores resultados em comparação a modelos ADD que consideram somente o desempenho do jogador ou a jogos não-adaptativos.

Capítulo 6

Considerações Finais

Neste capítulo, são apresentadas as conclusões deste trabalho e as recomendações para a continuidade de pesquisa nesta área.

6.1 Conclusões

A maioria dos estudos da área de Ajuste Dinâmico de Dificuldade está relacionado ao desempenho ou às respostas fisiológicas do jogador. Poucos são os trabalhos que combinam as duas abordagens em um ADD Híbrido. Ademais, há poucos trabalhos que utilizam sensores, já que a maior parte dos trabalhos utiliza apenas o desempenho do jogador.

Dessa maneira, foi investigado se um modelo de ADD híbrido implementado a um jogo do gênero plataforma/*Shooter* seria mais eficiente em proporcionar desafios condizentes às habilidades dos jogadores e mantê-los-ia em estado de fluxo em comparação com os modelos que utilizam somente variáveis de desempenho do jogador.

Para isso, foram feitas diversas adaptações no jogo *Madway to Heaven* cedido pela Mad Pixel Studios, em que as principais foram a implementação de questionários e a implementação de modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade por Desempenho e Híbrido. Os dados utilizados para medir a afetividade do jogador no modelo Híbrido foram coletados por meio da pulseira *E4 Wristband* e os dados para medir o desempenho do jogador foram coletados através de uma investigação quantitativa no modelo survey. A pesquisa objetivou investigar os elementos que contribui com a dificuldade do jogo não-adaptativo, e posteriormente, com ambos os modelos de ADD implementados no jogo, foram realizados mais duas pesquisas para validar a hipótese levantada. Um total 61 jogadores

participaram das pesquisas, sendo 19 participantes da primeira, 22 da segunda e 20 da terceira.

Com os resultados das segunda e terceira pesquisa, constatou-se que um sistema de ADD é capaz de proporcionar uma melhor experiência de jogo aos jogadores, promovendo desafios mais divertidos, menos entediantes e frustrantes do que sistemas não-adaptativos. Além disso, verificou-se que o modelo híbrido mostrou-se mais eficiente nesse quesito. Assim, validou-se a hipótese apresentada na Seção 5.1.

6.2 Recomendações para trabalhos futuros

Em função da limitação de tempo para realização deste trabalho, diversas possibilidades de trabalhos futuros podem ser elencadas no sentido de dar continuidade e empregar melhorias na pesquisa apresentada. Dentre os quais, pode-se mencionar: a realização de testes com um número maior de participantes e a incorporação de outros dados fisiológicos ao cálculo de afetividade, por exemplo, uma análise de expressões faciais ou até mesmo utilizando outros dados que poderiam ser coletados pela pulseira E4 Wristband, a fim de melhorar a precisão no reconhecimento do estado afetivo dos jogadores. Além disso, seria interessante investigar mais profundamente sobre outros elementos de *Game Design* do jogo que influenciam em sua dificuldade que não foram mensurados no trabalho e acrescentá-los para serem ajustados pelos modelos de ADD.

Referências

- [1] Csikszentmihalyi, Mihaly: *Toward a psychology of optimal experience*. Em *Flow and the foundations of positive psychology*, páginas 209–226. Springer, 2014. x, 10, 11, 12
- [2] Chen, Jenova: *Flow in games (and everything else)*, 2007. x, 12, 13
- [3] Zohaib, Mohammad: *Dynamic difficulty adjustment (dda) in computer games: A review*. *Advances in Human-Computer Interaction*, 2018, 2018. x, 2, 16, 17, 24, 25
- [4] Nacke, Lennart Erik, Michael Kalyn, Calvin Lough e Regan Lee Mandryk: *Biofeedback game design: using direct and indirect physiological control to enhance game interaction*. Em *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*, páginas 103–112. ACM, 2011. x, 2, 20
- [5] Constant, Thomas, Guillaume Levieux, Axel Buendia e Stéphane Natkin: *From objective to subjective difficulty evaluation in video games*. Em *IFIP Conference on Human-Computer Interaction*, páginas 107–127. Springer, 2017. x, 21, 22, 23
- [6] Aponte, Maria Virginia, Guillaume Levieux e Stephane Natkin: *Measuring the level of difficulty in single player video games*. *Entertainment Computing*, 2(4):205–213, 2011. x, 14, 23, 24
- [7] Rosa, Marcos Paulo Cayres: *Ajuste Dinâmico de Dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma*. Dissertação de graduação, 2019. x, 2, 29
- [8] Inc, Empatica: *E4 wristband*, 2017. https://cdn.shopify.com/s/files/1/0685/6611/products/Empatica_003_406190d9-b8ff-4c26-be21-82755bc7b4a0_large.jpg?v=1542283291, [Online; acessado em 28 de maio de 2019]. xi, 44
- [9] Jason J. Braithwaite, Derrick G. Watson, Robert Jones Mickey Rowe: *A guide for analysing electrodermal activity (eda) & skin conductance responses (scrs) for psychological experiments*. Selective Attention & Awareness Laboratory (SAAL) Behavioural Brain Sciences Centre, University of Birmingham, UK, 2013. xi, 45, 46
- [10] McGonigal, Jane: *Reality Is Broken: Why Games Make Us Better and How They Can Change the World*. Vintage, London, UK, 2012. 1
- [11] Gomez-Hicks, Guillermo e David Kauchak: *Dynamic game difficulty balancing for backgammon*. ACM-SE '11 Proceedings of the 49th Annual Southeast Regional Conference, páginas 295–299, 2011. 1, 2

- [12] Schweizer, B.: *Debugging game history: A critical lexicon*. Cambridge, MA: MIT Press., 2006. 1
- [13] Brathwaite, B., & Schreiber I.: *Challenges for game designers (1st ed.)*. Rockland, MA, USA: Charles River Media, Inc., 2008. 1
- [14] Bontchev, Boyan: *Adaptation in affective video games: A literature review*. *cybernetics and information technologies*. Cybernetics and Information Technologies, página 3–34, 2016. 1, 19
- [15] Zohaib, Mohammad: *Dynamic difficulty adjustment (dda) in computer games: A review*. *Advances in Human-Computer Interaction*, página 1–12, 2018. 1
- [16] De Araujo, B.: *Um estudo sobre adaptatividade dinâmica de dificuldade em jogos*. Tese de Doutorado, Dissertação de mestrado, Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro . . . , 2012. 2, 15
- [17] Hunicke, Robin: *The case for dynamic difficulty adjustment in games*. Em *Proceedings of the 2005 ACM SIGCHI International Conference on Advances in computer entertainment technology*, páginas 429–433. ACM, 2005. 2, 14
- [18] Imre, Daniel: *Real-time analysis of skin conductance for affective dynamic difficulty adjustment in video games*. (Bachelor’s dissertation) Retrieved from <http://danielimre.com/wp-content/uploads/2016/03/Imre-Real-Time-Analysis-of-Skin-Conductance-for-Affective-Dynamic-Difficulty-Adjustment-in-Video-Games.pdf>, 2016. 2, 28
- [19] Liu, Changchun, Pramila Agrawal, Nilanjan Sarkar e Shuo Chen: *Dynamic difficulty adjustment in computer games through real-time anxiety-based affective feedback*. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 25(6):506–529, 2009. 2, 27
- [20] Aguiar, João Victor Santos e Lucas Vanderlei Fernandes: *Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos a partir de variáveis do jogo e do usuário*. Dissertação de graduação, 2017. 2, 28
- [21] Natal, Guilherme e Ramalho, Victor: *Uso de sensores no ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em jogos*. Dissertação de graduação, 2018. 2
- [22] Soares, Rodrigo T.: *Biofeedback sensors in game telemetry research*. SBC – Proceedings of SBGames 2016, 2016. 3, 44
- [23] Roger, Caillois: *Les jeux et les hommes*. Gallimard, Paris, 1958. 4
- [24] Juul, Jesper: *The game, the player, the world: Looking for a heart of gameness*. *PLURAIIS-Revista Multidisciplinar*, 1(2), 2018. 4, 5
- [25] Hamari, Juho e Janne Tuunanen: *Player types: A meta-synthesis*. 2014. 6
- [26] Salen, Katie, Katie Salen Tekinbaş e Eric Zimmerman: *Rules of play: Game design fundamentals*. MIT press, 2004. 6
- [27] Bateman, Chris e Richard Boon: *21st Century Game Design (Game Development Series)*. Charles River Media, Inc., 2005. 6

- [28] Caillois, Roger: *Man, play, and games*. University of Illinois Press, 2001. 7
- [29] Eklund, Lina: *Who are the casual gamers*. T. Leaver, & M. Wilson, Social, Casual, and Mobile Games: The Changing Gaming Landscape, páginas 15–30, 2016. 7
- [30] Cowley, Ben, Darryl Charles, Michaela Black e Ray Hickey: *Toward an understanding of flow in video games*. Computers in Entertainment (CIE), 6(2):20, 2008. 7
- [31] Fortugno, Nick: *The strange case of the casual gamer*. Game Usability, páginas 143–158, 2008. 7
- [32] Tooby, John e Leda Cosmides: *The evolutionary psychology of the emotions and their relationship to internal regulatory variables*. 2008. 8
- [33] Damásio, António: *O livro da consciência: a construção do cérebro consciente*. Temas e Debates, 2010. 8
- [34] Mendes, Marco Aurelio: *Terapia focada nas emoções e processos de mudança em psicoterapia*. Revista Brasileira de Terapias Cognitivas, 11(2):96–104, 2015. 8
- [35] Lang, Peter J: *The emotion probe: studies of motivation and attention*. American psychologist, 50(5):372, 1995. 8
- [36] Schwartz, Mark S e Frank Andrasik: *Biofeedback: A practitioner's guide*. Guilford Publications, 2017. 8
- [37] Giggins, Oonagh M, Ulrik McCarthy Persson e Brian Caulfield: *Biofeedback in rehabilitation*. Journal of neuroengineering and rehabilitation, 10(1):60, 2013. 9
- [38] Soares, Rodrigo Teixeira, Elton Sarmanho, Marco Miura, Tiago Barros, Ricardo Jacobi e Carla Castanho: *Biofeedback sensors in electronic games: A practical evaluation*. Em *2017 16th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames)*, páginas 56–65. IEEE, 2017. 9
- [39] Levenson, R. W.: *Autonomic specificity and emotion*. 2003. 9
- [40] Roberto Zangróniz, Arturo Martínez-Rodrigo, José Manuel Pastor María T. López 2 Antonio Fernández Caballero: *Electrodermal activity sensor for classification of calm/distress condition*. 2017. 9
- [41] Kapitza KP, et al: *First non-contingent respiratory biofeedback placebo versus contingent biofeedback in patients with chronic low back pain: a randomized, controlled, double-blind trial*. *appl psychophysiol biofeedback*. 2010. 9
- [42] Csikszentmihalyi, Mihaly: *Finding flow: The psychology of engagement with everyday life*. Basic Books, 1997. 11
- [43] Csikszentmihalyi, Mihaly: *The flow experience and its significance for human psychology*. 1988. 12
- [44] Malone, Thomas W: *Heuristics for designing enjoyable user interfaces: Lessons from computer games*. Em *Proceedings of the 1982 conference on Human factors in computing systems*, páginas 63–68. ACM, 1982. 14

- [45] Ryan, Richard M, C Scott Rigby e Andrew Przybylski: *The motivational pull of video games: A self-determination theory approach*. *Motivation and emotion*, 30(4):344–360, 2006. 14
- [46] Juul, Jesper: *Half-real: Video games between real rules and fictional worlds*. MIT press, 2011. 14
- [47] Lope, Javier de, Darío Maravall *et al.*: *Adaptation, anticipation and rationality in natural and artificial systems: computational paradigms mimicking nature*. *Natural Computing*, 8(4):757, 2009. 14
- [48] Charles, Darryl, A Kerr, M McNeill, M McAlister, M Black, J Kcklich, A Moore e K Stringer: *Player-centred game design: Player modelling and adaptive digital games*. Em *Proceedings of the digital games research conference*, volume 285, página 00100, 2005. 14
- [49] Novak, Jeannie: *Game development essentials: an introduction*. Cengage Learning, 2011. 15
- [50] Andrade, Gustavo, Geber Ramalho, Hugo Santana e Vincent Corruble: *Extending reinforcement learning to provide dynamic game balancing*. Em *Proceedings of the Workshop on Reasoning, Representation, and Learning in Computer Games, 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, páginas 7–12, 2005. 16
- [51] Chen, Jenova: *Flow in games (and everything else)*. *Communications of the ACM*, 50(4):31–34, 2007. 18
- [52] Smith, Gillian, Mee Cha e Jim Whitehead: *A framework for analysis of 2d platformer levels*. Em *Proceedings of the 2008 ACM SIGGRAPH symposium on Video games*, páginas 75–80. ACM, 2008. 19, 23
- [53] Hawkins, Guy, Keith Nesbitt e Scott Brown: *Dynamic difficulty balancing for cautious players and risk takers*. *International Journal of Computer Games Technology*, 2012:3, 2012. 25
- [54] Jennings-Teats, Martin, Gillian Smith e Noah Wardrip-Fruin: *Polymorph: dynamic difficulty adjustment through level generation*. Em *Proceedings of the 2010 Workshop on Procedural Content Generation in Games*, página 11. ACM, 2010. 26
- [55] Liu, Xiao, Yao Li, Suoju He, Yiwen Fu, Jiajian Yang, Donglin Ji e Yang Chen: *To create intelligent adaptive game opponent by using monte-carlo for the game of pacman*. Em *2009 Fifth International Conference on Natural Computation*, volume 5, páginas 598–602. IEEE, 2009. 26
- [56] *What is a game engine*. <https://unity3d.com/pt/what-is-a-game-engine>. Acessado em 19 de maio de 2019. 32
- [57] *Unity at 10: For better or worse game development has never been easier*. <https://arstechnica.com/gaming/2016/09/unity-at-10-for-better-or-worse-game-development-has-never-been-easier>. Acessado em 19 de maio de 2019. 32

- [58] *Real-time physiological signals / e4 (eda/gsr)*. <https://www.empatica.com/en-int/research/e4/>. Acessado em 29 de maio de 2019. 44
- [59] Inc., Empatica: *E4 wristband user's manual*. Empatica Inc., 2018. 45
- [60] IMotions: *GSR Pocket Guide*. IMotions, 2016. 45

Apêndice A

Questionários

Foram aplicados 4 tipos de questionários, ao início do experimento foi aplicado o questionário de dados sociodemográficos, ao término de cada nível do jogo “Madway to heaven” foi aplicado o questionário Tutorial ou Nível e o questionário Desempenho foi aplicado ao final do experimento. As opções de resposta de cada questão estão entre parênteses, sendo essas: caixa de texto (resposta digitada), múltipla escolha (lista de opções em que uma deve ser escolhida), marcação (cada item pode ser marcado como verdadeiro ou falso) e escala (lista de valores que representam extremos de uma afirmação, um deve ser escolhido).

A.1 Dados Sociodemográficos

1. **(Caixa de texto)** Qual a sua idade?
2. **(Múltipla Escolha)** Qual o seu gênero?
 - Homem
 - Mulher
 - Outros
3. **(Escala de 1 a 5)** Quanto você se considera um jogador dedicado?
 - 1 - Casual
 - 5 - Dedicado
4. **(Escala de 1 a 5)** Você está familiarizado com jogos de plataforma (ex: Mario, Sonic)?

- 1 - Nenhuma Familiaridade
 - 5 - Muito Familiarizado
5. **(Escala de 1 a 5)** Você está familiarizado com jogos de tiro (ex: Counter-Strike, Battlefield)?
- 1 - Nenhuma Familiaridade
 - 5 - Muito Familiarizado
6. **(Escala de 1 a 5)** Você está familiarizado com jogos de plataforma-shooter (ex: Contra, Broforce, Megaman)?
- 1 - Nenhuma Familiaridade
 - 5 - Muito Familiarizado
7. **(Escala de 1 a 5)** Qual a sua relação com jogos de plataforma?
- 1 - Não Gosta
 - 5 - Gosta Muito
8. **(Múltipla escolha)** Quando você joga algum jogo em qual dificuldade você prefere jogar?
- Fácil
 - Médio
 - Difícil
9. **(Escala de 1 a 5)** Com que frequência você joga nos seguintes dispositivos?
- Celular / tablet
 - Console de mesa (ex: PlayStation 4, XBOX One, Nintendo Wii)
 - Console portátil (ex: Nintendo 3DS, Playstation Vita)
 - Computador pessoal (desktop ou laptop)
 - 1 - Nunca
 - 5 - Diariamente

A.2 Tutorial

1. (**Escala de 1 a 5**) Você concorda com a seguinte afirmação?

- As explicações estão claras.
- Aprendi todas as ações do personagem.
- Aprendi o objetivo dos níveis.
 - 1 - Discordo Muito
 - 5 - Concordo Muito

A.3 Nível

1. (**Escala de 1 a 10**) Como você descreveria a dificuldade do nível?

- 1 - Muito Fácil
- 10 - Muito Difícil

2. (**Múltipla Escolha**) Você considerou a dificuldade mais apropriada para o nível atual ou para o anterior?

- Atual
- Anterior

3. (**Escala de 1 a 5**) Você concorda com a seguinte afirmação?

- o nível foi tedioso.
- o nível foi divertido.
- o nível foi frustrante.
 - 1 - Discordo Muito
 - 5 - Concordo Muito

A.4 Desempenho

1. **(Marcação)** Dentre as opções do abaixo, quais foram as ações que considerou mais importantes para influenciar o desempenho que teve?¹
 - Alcançar o final do nível.
 - Dominar o controle dos protagonistas.
 - Completar a fase o mais rápido possível.
 - Explorar ao máximo o meio ambiente.
 - Evitar sofrer danos.
 - Melhorar o desempenho próprio.
2. **(Escala de 1 a 5)** Como você considera seu desempenho no jogo?
 - 1 - Péssimo
 - 5 - Ótimo
3. **(Escala de 1 a 5)** Você concorda com a seguinte afirmação?
 - Minha atenção estava inteiramente focada no jogo.
 - Em vários momentos me vi fazendo coisas automaticamente, sem que tivesse que pensar.
 - Eu perdi a noção do tempo enquanto jogava.
 - 1 - Discordo Muito
 - 5 - Concordo Muito
4. **(Escala de 1 a 5)** Em relação a cada opção, você concorda com a seguinte afirmação: o jogo se tornou mais desafiador com a presença desta característica?¹
 - Muitos inimigos na fase.
 - Tipos diferentes de inimigos.
 - Níveis de diferentes tamanhos.
 - Tempo para recarregar arma.
 - Desviar de objetos utilizando "Dodge Roll".

¹Questão presente somente na primeira bateria de testes.

- Muitos objetos na fase.
 - 1 - Discordo Muito
 - 5 - Concordo Muito

5. **(Escala de 1 a 5)** Em relação a cada opção, você concorda com a seguinte afirmação: o jogo se tornou mais desafiador com a presença deste elemento?¹

- Inimigo com ataque a distância.
- Inimigo que anda na parede.
- Inimigo voador.
- Estátua que atira.
- Serras estacionárias.
- Serras móveis.
- Plataforma atravessável.
 - 1 - Discordo Muito
 - 5 - Concordo Muito

6. **(Escala de 1 a 5)** Você concorda com a seguinte afirmação?²

- O jogo foi desafiador.
- Eu fui desafiado pelo jogo, mas me achei capaz de superar todos os desafios.
- A dificuldade do jogo foi apropriada.
 - 1 - Discordo Muito
 - 5 - Concordo Muito

²Questão presente somente nas segunda e terceira baterias de testes.