



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

**Ajuste dinâmico de dificuldade em um jogo de
plataforma a partir de dados da atividade
eletrodérmica**

Yuri Crystian Ribeiro e Silva
Matheus Araújo Ferreira

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

Orientadora
Prof.a Dr.a Carla Denise Castanho

Brasília
2023

Dedicatória

Eu, Matheus, dedico este estudo à minha família, que me forneceu imenso apoio no decorrer da minha jornada acadêmica, com amor e perseverança. Dedico também aos amigos próximos que me acompanharam durante todo esse tempo e aos professores, que me ensinaram durante esses anos, o que preciso saber para minha vida pessoal e profissional.

Eu, Yuri, dedico este trabalho a todas as pessoas que estiveram ao meu lado durante esta jornada, apoiando-me, incentivando-me e compartilhando suas sabedorias. Em especial, gostaria de expressar minha sincera gratidão:

À minha família, que sempre esteve presente me oferecendo amor incondicional, apoio emocional e encorajamento em todos os momentos;

Aos meus amigos, por me lembrarem da importância de encontrar equilíbrio entre o trabalho árduo e a diversão;

Aos meus professores e orientadores, pelo conhecimento transmitido e pelo constante estímulo ao meu crescimento intelectual e pessoal.

Agradecimentos

Agradecemos nossa orientadora Carla Denise Castanho, os professores Tiago Barros Pontes e Silva assim como Mauricio Miranda Sarmet que participaram da banca avaliadora, assim como Marcos Paulo Cayres Rosa que nos ajudou ao longo dessa etapa e a todos os voluntários que participaram dos testes realizados.

Resumo

Com o passar dos anos, o crescimento do mercado consumidor de jogos vem se tornando cada vez mais relevante, abrindo oportunidades para novas pessoas com diferentes preferências experimentarem este produto. Com o intuito então de aumentar sua base de consumidores, as empresas precisam adaptar seus jogos a públicos mais diversos, com diferentes gostos e habilidades. Uma forma de se fazer isso e que vem sendo explorada é o ajuste da dificuldade de forma dinâmica, em que cada usuário terá uma diferente experiência ao utilizar o produto. O jogo irá se adaptar de forma que os desafios propostos ao seu jogador serão proporcionais à sua habilidade, podendo ser feito a partir de sua performance e/ou seu estado afetivo, criando assim um ambiente propício à ativação e manutenção de um estado de fluxo ao usuário.

Neste estudo foram conduzidos experimentos com o intuito de testar a eficácia do aparelho *BITalino* na coleta de dados fisiológicos, assim como a performance dos ajustes com base em dados fisiológicos, por performance e sua junção, ou sem nenhum deles, ao adequar a amplitude de pulso e tamanho das plataformas em um jogo de plataforma 2D. Com isso, foram inferidas algumas conclusões. Primeiro, em relação ao aparelho *BITalino* o sensor que melhor se adequou a nossos testes foi o EDA. Esse aparelho apresentou vários pontos positivos, como a consistência dos dados, e a estabilidade da conexão, bem como o baixo custo em relação ao dispositivo (*Empática 4*) utilizado em estudos prévios a este.

Quanto aos diferentes ajustes, foram obtidas três diferentes conclusões, baseadas na percepção do usuário e nos dados coletados de suas performances. Em relação à percepção do usuário, deduziu-se que o melhor modelo em criar um bom estado afetivo foi o por performance, e o melhor em proporcionar desafios e imersão foi o sem ajuste. Já em relação aos dados coletados de suas performances, o que apresentou melhor resultado foi o ajuste híbrido, pois foi o que apresentou resultados mais promissores em relação ao desempenho dos jogadores.

Palavras-chave: ajuste dinâmico de dificuldade, ADD, EDA, jogos eletrônicos, plataforma 2D, biofeedback

Abstract

Over the years, the growth of the consumer market has become increasingly relevant, opening opportunities for new individuals with different preferences to experience this product. In order to expand their consumer base, companies need to adapt their games to more diverse audiences with different tastes and skills. One way to achieve this, which has been explored, is the dynamic difficulty adjustment, where each user will have a different experience when using the product, since the game adapts so that the challenges proposed to the player are proportional to their ability. This can be done based on their performance and/or affective state, creating an environment conducive to activating and maintaining a state of flow for the user. In this study, experiments were conducted to test the effectiveness of the *BITalino* device in collecting physiological data, as well as the performance of adjustments based on physiological data, performance, and their combination, or without them, when adapting the jump amplitude and platform size in a 2D platform game. Several conclusions were drawn from these experiments. Firstly, regarding the *BITalino* device, the sensor that best suited our tests was the EDA (Electrodermal Activity), and this device presented several positive aspects such as data consistency, connection stability, and lower cost compared to the *Empatica 4* device used in previous studies. As for the different adjustments, three conclusions were obtained based on user perception and the data collected from their performances. Based on user perceptions, it was inferred that the best model for creating a positive affective state was the performance-based adjustment, while the adjustment without any modifications was deemed best for providing challenges and immersion. On the other hand, based on the data collected from user performances, the hybrid adjustment yielded the best results, because it was the one that showed the most promising results regarding the player's performance.

Keywords: dynamic difficulty adjustment, DDA, video game, EDA, biofeedback

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Definição do Problema	1
1.2	Objetivos	2
1.3	Estruturação	2
2	Fundamentação Teórica	4
2.1	Jogo	4
2.1.1	Taxonomia de jogos	6
2.1.2	Jogos de Plataforma	7
2.2	Jogador	8
2.2.1	Tipos de jogador	9
2.3	Fluxo	9
2.3.1	Fluxo em jogos	10
2.4	Dificuldade em jogos	12
2.4.1	Adaptatividade	14
2.4.2	Ajuste dinâmico de dificuldade	15
2.4.3	Dificuldade em jogos de plataforma	17
2.5	Afeto	18
2.6	Biofeedback	19
2.6.1	Atividade Eletrodérmica (EDA)	20
2.6.2	Eletromiografia (EMG)	20
2.6.3	Eletroencefalografia (EEG)	20
2.6.4	Eletrocardiografia (ECG)	20
3	Trabalhos Correlatos	21
3.1	Ajuste Dinâmico de Dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma	21
3.2	Comparação de ajustes dinâmicos de dificuldade aplicados a diferentes elementos de jogo	23

3.3	Análise de diferentes algoritmos de ajuste dinâmico de dificuldade que utilizam dados de atividade eletrodérmica em jogos digitais	24
3.4	Medindo dificuldade em jogos de plataforma	26
3.5	Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos a partir de variáveis do jogo e do usuário	27
3.6	Uso de sensores no ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em jogos	28
4	Proposta do Ajuste Dinâmico de Dificuldade	30
4.1	O jogo - <i>The Explorer 2D</i>	30
4.1.1	Versão original	31
4.1.2	Versão modificada	32
4.2	Ferramentas	37
4.2.1	Motor gráfico do jogo	37
4.2.2	Sensor BITalino	38
4.2.3	OpenSignals	41
4.3	Algoritmos de ajuste dinâmico de dificuldade	42
4.3.1	Ajuste afetivo	42
4.3.2	Ajuste por performance	42
4.3.3	Ajuste híbrido	42
4.4	Experimento	43
5	Testes e Resultados	46
5.1	Primeira Bateria	46
5.1.1	Participantes	46
5.1.2	Resultados	47
5.2	Segunda bateria	49
5.2.1	Participantes	49
5.2.2	Resultados	50
6	Considerações finais	57
6.1	Conclusões	57
6.2	Trabalhos futuros	59
	Referências	61
	Apêndice	64
A	Questionário	65
A.1	Dados sociodemográficos	65

A.2 Primeira e segunda bateria	66
A.2.1 Jogo	66

Lista de Figuras

2.1	Imagens dos jogos: A) Super Mario Bros. B) Little Big Planet e C) Sonic the Hedgehog. [1]	8
2.2	a) Experiência do estado de fluxo em um jogador; b) Jogador ao encontrar entropias psíquicas; c) Diferentes jogadores e zonas de fluxo. [2]	12
2.3	a) Curva de aprendizado simples; b) Onda de aprendizado complexa. (Adaptado de Byrne [3])	13
2.4	Loop representando o ciclo que um sistema da ADD deve realizar. [2]	16
2.5	Modelo circunflexo de afeto, proposto por Russell. (Adaptada de [4])	19
3.1	Captura de tela de segmentos demonstrando a diferença de níveis (a) sem a aplicação do ADD e com valor de dificuldade global (b) 0, respectivamente. [2]	22
3.2	Captura de tela do mesmo segmento com as diferentes amplitudes de pulo. (a) Amplitude máxima sem ADD aplicado; (b) Com ADD de pulo aplicado com o valor de dificuldade global 0, ou seja, mais fácil; e (c) Com o valor em 1, ou seja, mais difícil. [5]	23
3.3	Cena do jogo Asteroids adaptado. [6]	25
3.4	Gráfico com a diversão relatada pelos jogadores a partir do questionário, para cada nível em diferentes ADDs. [6]	25
3.5	Imagem representando as cinco situações comuns descritas. (Adaptado de [1])	26
3.6	Imagem representando a tabela de desafio e imersão para cada tipo de ADD. (Adaptado de [7])	27
4.1	Imagem Disponibilizada na página do jogo na <i>Unity</i> , demonstrando elementos do jogo, como quantidade de vida, chaves coletadas, personagem e cenário	32
4.2	Arquivos de entrada para geração do nível. [2]	33
4.3	Níveis gerados a partir dos arquivos de entrada. [2]	33
4.4	Ilustração dos principais elementos do jogo, conforme é apresentada ao usuário pelos menus inicial e de pausa. [2]	35

4.5	Exemplificação de como os eletrodos para cada tipo de sensor deve ser posicionado, sendo a) EDA, b) EMG e c) ECG. (Adaptado de [8] [9])	38
4.6	Imagem do aparelho utilizado neste estudo junto aos 3 sensores (EDA, EMG, ECG)	39
4.7	Exemplificação de gráficos criados pelo aplicativo de EMG, EDA e ECG em visualização de cima para baixo respectivamente.	41
5.1	Imagem dentro do período de 6 segundos exemplificando a coleta realizada com o sensor ECG em uma das sessões realizadas com um voluntário do sexo masculino de 23 anos. a) período coletado durante a resposta do questionário. b) período coletado durante o jogo com ruídos advindos da movimentação do voluntário.	47
5.2	Imagem dentro do período de 30 segundos exemplificando a coleta realizada com o sensor EMG em uma das sessões realizadas com um voluntário do sexo masculino de 23 anos.	48
5.3	Imagem dentro do período de 2 minutos exemplificando a coleta realizada com o sensor EDA em uma das sessões realizadas com um voluntário do sexo masculino de 23 anos. a) período coletado enquanto ele jogava. b) período coletado durante o jogo com um ruído advindo da movimentação do voluntário.	49
5.4	Média das respostas sobre o quanto o jogador se divertiu, se sentiu entediado e se sentiu frustrado durante a sessão agrupado por cada modelo de ADD.	51
5.5	Média das respostas sobre experiência e imersão do jogador para cada modelo de ajuste dinâmico de dificuldade.	52
5.6	Média das respostas sobre experiência e imersão do jogador para cada modelo de ajuste dinâmico de dificuldade.	53

Lista de Tabelas

2.1	Tabela representando uma definição de taxonomia dos jogos eletrônicos. [2]	6
2.2	Classificação de subgênero para jogos de plataforma com ênfase em movimento, confronto e interação. (Adaptado de Mourato [10]).	8
5.1	Tabela representando o número de jogadores por nível de dedicação (baseado no questionário inicial Apêndice A.1) em relação ao modelo testado por elas.	53
5.2	Tabela representando a taxa de completude por nível e modelo de ADD. . .	54
5.3	Tabela representando a média de mortes por nível e modelo de ADD (não incluso o tutorial).	55
5.4	Tabela representando a média de tempo por nível e modelo de ADD (não incluso o tutorial) em segundos.	56

Lista de Abreviaturas e Siglas

ADD Ajuste Dinâmico de Dificuldade.

API Interface de Programação de Aplicação.

DSA Data Subset Analysis.

ECG Eletrocardiograma.

EDA Atividade Eletrodérmica.

EEG Eletroencefalografia.

EMG Eletromiografia.

GSR Resposta Galvânica da Pele.

RTA Real-Time Arousal Set.

TCLE Apresentação do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

Capítulo 1

Introdução

Esta seção apresenta a definição do problema, os objetivos deste trabalho, além da estrutura dos demais capítulos desta monografia.

1.1 Definição do Problema

Nos últimos anos, a indústria de jogos eletrônicos vem crescendo consideravelmente e, por consequência, o seu mercado consumidor também. Com isso a diversidade de pessoas que consome este produto aumentou, gerando uma grande diferença nas preferências dos compradores. Sendo assim, esse setor precisa se adaptar ao novo cenário [11].

Dessa forma, uma das características que pode ser adaptada às preferências de cada usuário é o nível de dificuldade que o jogo pode apresentar, pois, o nível de desafio que o jogador irá presenciar influencia diretamente no quanto ele vai gostar ou não do produto. Isso porque um nível de dificuldade apropriado à habilidade de cada pessoa ajuda a criar e manter um estado de fluxo [12], que ao fim proporciona uma experiência prazerosa ao jogador, o que pode impactar bastante nas vendas do produto.

Uma das formas de criar um nível de desafio diferente a cada usuário, de forma que este se sinta capaz de superar os desafios, é o ajuste dinâmico de dificuldade. Com esse método, o grau de dificuldade se ajusta à habilidade e preferência de cada usuário, propondo desafios que não sejam fáceis demais, mas também, que não sejam frustrantes para ele. Desse modo, ao adotar o ajuste dinâmico de dificuldade, o jogo estaria mais apto a criar um estado de fluxo a qualquer pessoa ao longo de sua jornada, proporcionando uma experiência prazerosa e influenciando positivamente nas vendas do produto.

Existem alguns meios de se fazer ajuste dinâmico de dificuldade. Atualmente, os mais conhecidos são os ajustes feitos a partir da performance do jogador durante o jogo, em que os desafios ficam mais fáceis ou mais difíceis, a depender se o jogador está indo bem ou não. Outro meio utilizado, porém mais difícil, é a inferência do estado afetivo do

participante a partir dos seus sinais fisiológicos coletados durante o jogo. Com isso o programa diminui ou aumenta o grau de desafio do jogo se o jogador estiver desfrutando de uma experiência que indica ser prazerosa ou não. A este denominamos ADD Afetivo. Por fim, um método mais recente é o ajuste que combina a informação dos dois modelos citados anteriormente para suas modificações, conhecido como Ajuste Híbrido.

Esses algoritmos trabalham na mudança de variáveis do jogo para alterar a dificuldade. Isso pode ser feito mudando características do personagem controlável, como seu pulo ou velocidade, ou variáveis do cenário, como número de inimigos, tamanho de plataformas ou número de obstáculos. Ao utilizar um desses fatores ou uma combinação entre eles, o programa consegue propor desafios menos ou mais complexos aos jogadores, facilitando assim um ambiente favorável ao estado de fluxo do usuário.

1.2 Objetivos

Este trabalho apresenta dois objetivos principais. O primeiro é testar o aparelho *BITalino* como uma alternativa de sensor na captação de dados fisiológicos. Em vista disto, ele foi usado para coletar dados dos participantes nos experimentos realizados e esses dados utilizados nos ajustes por estado afetivo e híbrido.

O segundo objetivo é testar a eficiência dos ajustes afetivos, por performance e híbrido, em jogos de plataforma para viabilizar o estado de fluxo. Com esse intuito, foi feita uma continuação dos estudos de Rosa [13] e Santos e Moraes [5], testando os modelos propostos por eles em uma nova amostragem, além de continuar o estudo de Santos ao testar seu ajuste combinado (adequação do tamanho de plataforma e amplitude de pulo) utilizando dados fisiológicos.

Para atingir esses objetivos, foram realizadas duas baterias de testes, no intuito de aferir os diferentes sensores disponíveis no aparelho *BITalino*, bem como o jogo criado por Rosa [2], com as modificações propostas por Santos et al. utilizando esse dispositivo para os ajustes realizados.

1.3 Estruturação

Este estudo está organizado da seguinte maneira:

- **Capítulo 2:** apresenta a fundamentação teórica onde são definidos os principais conceitos necessários para compreender esta pesquisa.
- **Capítulo 3:** expõe diversos trabalhos correlatos que têm influência direta neste trabalho servindo de base para os objetivos descritos anteriormente.

- **Capítulo 4:** introduz detalhadamente a proposta deste estudo, as ferramentas a serem utilizadas ao longo desse processo, assim como os experimentos que foram executados.
- **Capítulo 5:** detalha os testes conduzidos, assim como os resultados gerados pela análise realizada.
- **Capítulo 6:** apresenta as conclusões desta pesquisa e os possíveis caminhos a serem tomados por futuros estudos relacionados a este estudo.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo apresentará conceitos fundamentais necessários para o entendimento do trabalho na totalidade. Serão discutidos diversos conceitos, tais como o jogo.

2.1 Jogo

A forma que a palavra jogo é definida foi discutida por diversos autores, devido a impactar uma grande área de estudos. De acordo com um estudo realizado por Stenros [14], mais de 60 definições foram feitas desde 1930. Entre as diversas definições discutidas, destaca-se a proposta por Juul [15] que, embora seja discordante entre os autores, é utilizada como base neste trabalho. Juul define jogo como um sistema formal baseado em regras, com um resultado quantificável e variável. Diferentes resultados possuem diferentes valores, e o jogador se esforça para influenciar esse resultado e, assim, se sentir comprometido com ele. As consequências da atividade são opcionais e negociáveis. Em complemento a essa definição ele apresenta 6 pontos relativos ao conceito de jogo:

1. **Regras:** Um jogo deve possuir regras claramente definidas, de forma que possam ser programadas em um computador ou, no mínimo, não haja ambiguidade em sua definição.
2. **Resultado quantificado e variável:** Resultado variável, pois, para algo funcionar como um jogo, suas regras devem prover diferentes possíveis resultados. Para funcionar como uma atividade, o jogo deve se adequar às habilidades do jogador. Com essas características o jogo fornece uma nova experiência cada vez que é jogado. Resultado quantificável significa que o resultado do jogo pode ser calculado deixando clara a vitória(ou derrota) do(s) jogador(es), dessa maneira evitando que haja discussão e discórdia entre os jogadores quanto ao seu desfecho.

3. **Valor definido para diferentes resultados:** Alguns resultados são melhores do que outros. Em jogos competitivos, por exemplo, os jogadores são atribuídos com diferentes possíveis resultados positivos conflitantes, o que cria o conflito no jogo. Esse valor pode ser definido de diferentes formas para os jogos, seja ele em forma de pontos, ou regras definidas no jogo como “destruir a nave inimiga”. Normalmente, resultados positivos são mais difíceis de serem alcançados do que resultados negativos.
4. **Esforço do jogador:** Esforço do jogador é uma forma de falar que os jogos são desafiadores, ou que possuem conflitos, ou que são interativos. Faz parte das regras dos jogos que as ações do jogador influenciam o resultado (exceto jogos que dependem apenas da sorte), esse esforço tende a fazer com que o jogador se sinta ligado ao jogo e responsável pelo seu resultado.
5. **Jogador ligado ao resultado:** O jogador estar ligado ao resultado é uma característica psicológica do ato de jogar, que consiste no jogador se ligar a elementos específicos do resultado. O jogador se sentir feliz ao ganhar ou triste ao perder isso faz com que ele se incentive a atingir melhores resultados. Entretanto, mesmo em jogos baseados apenas na sorte e na aleatoriedade, o jogador ainda pode se sentir feliz ao conseguir um resultado positivo.
6. **Consequências negociáveis:** Outra característica do jogo é o fato de poder ter consequências atribuídas a vida real, essas negociáveis por partida, local ou jogadores. Como exemplo, tomemos *League of Legends* e Poker no cassino. Enquanto em um é totalmente opcional apostar em seu resultado, no outro a aposta é um aspecto essencial e obrigatório para que o jogo possa ser executado.

Os pontos 1, 2 e 4 destacam as propriedades do jogo como um sistema formal. O ponto 3 descreve a definição de valores para diferentes possíveis resultados do jogo, o objetivo que o jogador deve almejar. Os pontos 4 e 5 descrevem a relação entre o jogador e o sistema e o ponto 6 descreve a relação entre o jogador e o resto do mundo.

Greg Costikyan [16] define jogo como uma estrutura interativa de significado endógeno que requer que os jogadores se esforcem para alcançar um objetivo. Com isso, um jogo deve ser uma ficção com regras estabelecidas e com um ou mais objetivos, que requerem interações com o jogador, e são alcançados após seu esforço para superar uma dificuldade imposta.

Outra definição é trazida por Salen e Zimmerman [17] onde definem jogo como sendo um sistema no qual os jogadores engajam em um conflito artificial definido por regras com resultado quantificado. Portanto, um jogo é formado por elementos como sistema, jogadores, conflito, regras, resultado quantificável e fictício.

2.1.1 Taxonomia de jogos

Existem diversas classificações taxonômicas para jogos, e não há um consenso na área sobre uma que esteja mais adequada que a outra. Além disso, com a constante evolução tecnológica, essas classificações sofrem mudanças constantes, em que alguns estilos se tornam obsoletos e outros novos que surgem com o passar do tempo.

A taxonomia de jogos serve para organizar um grande número de objetos relacionados, revelando princípios importantes desses jogos e características intrínsecas e críticas de um jogo ao pertencer a alguma família taxonômica, de acordo com o defendido por Crawford [18].

Um exemplo de taxonomia usada em jogos pode ser visto na tabela 2.1, em que jogos são divididos em 5 grupos principais a partir do gênero de jogo, cada um divididos em subgrupos mais específicos, e 2 outros grupos baseados nos números de jogadores que o jogo suporta, em que cada divisão possui exemplos de jogos para seus grupos.

Classificação		Exemplos
Quanto ao estilo		
Jogos de ação e habilidade	Luta Tiro Plataforma	Street Fighter, Mortal Kombat, Space Invaders Quake 3, Super Mario Bros, Castlevania
Jogos de estratégia	Turnos RPG Exploração	Civilization, Diablo, Final Fantasy, Starcraft
Simuladores	Transportes Militares Construção Sociabilização	Flight Simulator, America's Army, Sim City, Zoo Tycoon, The Sims, Second Life
Esportes	Corrida Coletivos Individuais	Pole Position, F1 2010, FIFA Soccer, NBA Jam, Virtua Tennis, Chessmaster
Educativos	Matérias escolares Conhecimento	Coelhinho Sabido, Carmen Sandiego, Show do Milhão
Quanto ao número de jogadores		
Jogador único		Uncharted, Sonic
Múltiplos jogadores		Contra, World of Warcraft

Tabela 2.1: Tabela representando uma definição de taxonomia dos jogos eletrônicos. [2]

2.1.2 Jogos de Plataforma

Segundo Minkkinen [19], jogos de plataforma são jogos que giram em torno de um personagem controlado pelo jogador que corre e pula com a finalidade de evitar obstáculos e/ou derrotar inimigos. Além disso, Mourato [10] propõe a análise de três aspectos principais em um jogo de plataforma, com base nas mecânicas mais comuns:

- Movimento, que expressa a amplitude de movimentos incluídos no avatar e o respectivo controle sobre esses movimentos;
- Confronto, que expressa a importância dada a um ambiente de confronto representado por oponentes;
- Interação com o ambiente, representando recursos adicionais de jogabilidade que não estão diretamente relacionados à ideia original de jogos de plataforma, mas apresentam desafios adicionais e um conjunto mais complexo de ações.

Considerando estes aspectos e elementos presentes em exemplares do gênero como apresentados na Figura 2.4, Mourato apresentou a proposição para categorizar os jogos de plataforma nos seguintes subgêneros:

- Plataforma clássica: aqui encontram-se os elementos fundamentais desse gênero, com ênfase nas partes desafiadoras que envolvem dominar o movimento do personagem principal dentro do ambiente do jogo. Embora possam existir elementos adicionais, eles têm uma influência limitada na jogabilidade. *Prince of Persia* e *Sonic the Hedgehog* são exemplos deste subgênero;
- Plataforma minimalista: simplifica a ideia original, apresentando personagens com menos controle, movimentos automatizados e ações instantâneas com pouca ênfase em estratégia geral. O jogo *Canabalt* ilustra esse subgênero.
- Plataforma de quebra-cabeça: expande os princípios da ideia original com a adição de novos tipos de ações e interações com o ambiente. Exemplos: *The Lost Vikings* e *Braid*;
- Plataforma de ação: estende o gênero com ênfase no aspecto de confronto, onde a quantidade de inimigos tende a ser maior. Exemplos: *Super Mario Bros.* e *Rick Dangerous*;
- Plataforma composto: Aqui, elementos de confronto e interação com o ambiente são adicionados, sem focar em nenhum desses aspectos em particular. Dessa forma, cria um mecanismo de jogo mais complexo, ao mesmo tempo em que mantém um equilíbrio entre esses recursos. Exemplo: *Little Big Planet*.



Figura 2.1: Imagens dos jogos: A) Super Mario Bros. B) Little Big Planet e C) Sonic the Hedgehog. [1]

A tabela 2.2 resume os subgêneros de acordo com seu foco em cada um dos 3 aspectos definidos anteriormente. Vale notar que alguns jogos não podem ser classificados como um todo por terem sido desenvolvidos como híbridos. Se o jogo for dividido em segmentos onde a jogabilidade difere substancialmente, ele não pode ser colocado em apenas uma categoria [10]. Como por exemplo, nos jogos The Adventures of Tintin e Another World a jogabilidade alterna durante sua narrativa, às vezes apresentada como um jogo de plataforma e em outros momentos como outros gêneros (corrida e quebra-cabeça).

Movimento	Confrontos	Interações	Classificação
Plataforma minimalista	-	-	-
Plataforma de quebra-cabeça	-	-	+
Plataforma de ação	-	+	-
Não é plataforma	-	+	+
Plataforma clássica	+	-	-
Plataforma de quebra-cabeça	+	-	+
Plataforma de ação	+	+	-
Plataforma composto	+	+	+

Tabela 2.2: Classificação de subgênero para jogos de plataforma com ênfase em movimento, confronto e interação. (Adaptado de Mourato [10]).

2.2 Jogador

Estabelecido o conceito de jogo, deve-se definir jogador para que seja possível identificar sua relação com jogo e melhor abordar a forma que este estudo pode impactar a experiência do usuário. O jogador pode ser compreendido como um agente que busca diversão no jogo [20]. Além disso, de acordo com Fullerton [21], é preciso aceitar voluntariamente as restrições do jogo para se tornar um jogador.

2.2.1 Tipos de jogador

Como dito anteriormente, ao determinar fluxo em jogos, existem diferentes tipos de jogadores e cada tipo de jogador tem diferentes preferências com relação a forma de jogar e nível de desafio desejado. Salen e Zimmerman [17] classificam jogadores em 5 categorias baseando-se principalmente no comportamento dos jogadores com relação às regras do jogo:

- Jogador casual: este tipo é o jogador “padrão” e honesto que joga o jogo conforme foi feito para ser jogado, seguindo as regras e respeitando sua autoridade;
- Jogador dedicado: este jogador estuda o sistema formal do jogo com a finalidade de o masterizar e aperfeiçoar sua forma de jogar, com frequência encontrando e abusando de estratégias incomuns para vencer;
- Jogador antiesportivo: esse tipo de jogador segue as regras do jogo, mas o faz de uma maneira que viola o espírito do jogo. Exemplo: o irmão mais velho que nunca deixa o mais novo vencer;
- Jogador trapaceiro: o trapaceiro, diferente dos outros jogadores, viola as regras do jogo, mas o faz para vencer;
- Jogador desmancha-prazeres: esse tipo mal pode ser considerado jogador, diferente do trapaceiro, o desmancha-prazeres se nega a reconhecer o jogo e não se importa em vencer ou seguir as regras. Exemplo: o jogador de Twister que estraga o jogo empurrando os outros jogadores.

Em outro ponto de vista, Novak [22] descreve os tipos de jogadores casual e dedicado. O jogador casual é aquele que joga apenas ocasionalmente dando preferência a jogos que não consomem muito tempo. Já o jogador dedicado é aquele que tem maior probabilidade de imersão em um jogo que pode durar semanas ou meses (em vez de horas ou minutos). Fortugno [23] aponta que jogadores casuais não abordam os jogos com a mesma proficiência que jogadores dedicados e, por isso, possuem diferentes níveis de motivação para exploração e paciência para falha. Isso se dá devido ao fato de que os jogadores dedicados costumam ter mais tempo de jogo e experiência. Dessa forma, são mais resistentes à frustração por não atingirem o objetivo ou a difícil curva de aprendizado do jogo.

2.3 Fluxo

Jogos, como uma forma de diversão, têm como objetivo proporcionar entretenimento ao jogador. Quando o desafio do jogo é compatível com as habilidades do jogador, este pode

perder a noção do tempo, envolvendo-se profundamente no jogo. Esse estado de imersão e concentração é conhecido como fluxo.

De acordo com Csikszentmihaly [12], fluxo é o estado caracterizado pelo indivíduo estar completamente envolvido em uma atividade por si só, em que sua atenção ocorre de forma espontânea e não há nenhuma ameaça a qual ele necessita se defender, de tal forma que a atividade se torne altamente recompensadora.

Nesse estado há o equilíbrio entre o nível de habilidade do indivíduo e o nível de dificuldade apresentado a ele. De acordo com Csikszentmihaly [12], o fluxo possui pelo menos um ou mais de 8 componentes, sendo estes:

1. Tarefas com chance considerável de conclusão;
2. A capacidade de se focar no que está sendo feito;
3. Objetivos bem definidos;
4. Feedback imediato;
5. Envolvimento profundo, mas sem esforço, que afasta da consciência as frustrações e preocupações da vida cotidiana;
6. Senso de controle sobre suas ações;
7. Ausência de preocupação consigo mesmo;
8. Perda da noção de tempo.

O fluxo é composto por dois processos psicológicos distintos, a integração e a diferenciação. A diferenciação diz respeito a diferença que a pessoa sente antes e depois do fluxo, com isso ela se sente mais habilidosa e capaz. Quanto à integração, esta é responsável por unir pensamentos, intenções, sensações e sentidos em um mesmo objetivo.

2.3.1 Fluxo em jogos

Apesar de Csikszentmihaly não referenciar jogos eletrônicos em seus estudos, é possível notar que diversos elementos do fluxo podem ser relacionados de forma análoga a características do jogos. Em seu estudo Sweetzer e Wyeth [24] desenvolvem o modelo de fluxo de jogos, relacionando os 8 pontos da teoria de fluxo de Csikszentmihaly dentro do contexto de jogos eletrônicos. Dessa forma, introduz esses elementos como:

1. Concentração: Jogos devem requerer concentração e os jogadores devem ser capazes de se concentrar nos jogos;

2. Desafio: Jogos devem ser suficientemente desafiadores e condizentes com as habilidades do jogador;
3. Habilidades do jogador: Jogos devem suportar o desenvolvimento das habilidades e perícia de seus jogadores;
4. Controle: O jogador deve se sentir no controle de suas ações no jogo;
5. Objetivos claros: Jogos devem providenciar aos jogadores objetivos claros em momentos apropriados;
6. Feedback: Jogadores devem receber retornos apropriados em momentos adequados;
7. Imersão: Jogadores devem experienciar de forma profunda e inconsciente o jogo;
8. Interação social: Jogos devem dar suporte e criar oportunidades para interações sociais.

Um dos pré-requisitos para se atingir o estado de fluxo é o equilíbrio entre desafio e habilidade, Chen [25] apresenta o modelo gráfico para isso no contexto de jogos, representado na Figura 2.2. Com isso é possível ver que, se o desafio proposto for bem mais alto que a habilidade do jogador isso causará um aumento em sua ansiedade, retirando-o do estado de fluxo. Da mesma forma, um desafio proposto com uma dificuldade muito baixa para o nível do jogador causa tédio, que também acarreta na saída do estado de fluxo. Além disso, cada categoria de jogador possui sua zona de fluxo ideal, em que jogadores mais experientes preferem desafios maiores, enquanto jogadores novatos preferem um nível menor de desafio.

Como apresentado por Cowley [26], cada jogador tem um conjunto único de preferências para jogos, e cada perfil de jogador experimenta o estado de fluxo quando o jogo oferece características que se alinham com suas preferências. O estudo de Cowley demonstrou que cada perfil de jogador alcança o estado de fluxo quando a experiência que ele procura é satisfeita. Portanto, certos jogos não conseguem proporcionar o estado de fluxo para todos os jogadores devido ao estilo específico de cada um deles.

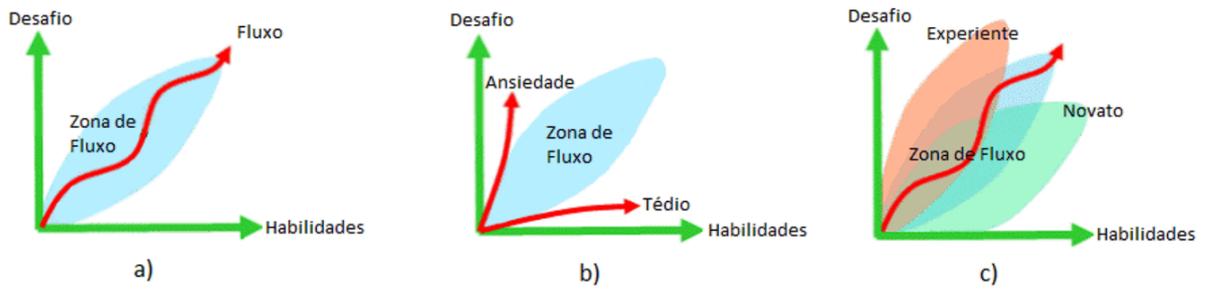


Figura 2.2: a) Experiência do estado de fluxo em um jogador; b) Jogador ao encontrar entropias psíquicas; c) Diferentes jogadores e zonas de fluxo. [2]

2.4 Dificuldade em jogos

A dificuldade pode ser definida como uma variação entre a relação de habilidade e desafio, em que desafios que exigem maior habilidade indicam um grau de dificuldade maior, ou seja o nível do desafio está relacionado diretamente a dificuldade [27]. Dessa forma bons jogos devem ser intencionalmente difíceis, mas com boas ferramentas fáceis de aprender. Com isso o jogador passa a tratar essas ferramentas como brinquedos e é o que torna o jogo mais difícil, mas ao mesmo tempo mais prazeroso [27].

O ideal para um jogo é que sua curva de dificuldade ao longo do tempo não seja uma curva simples 2.3, pois um jogo que simplesmente fica mais difícil ao longo do tempo não entrega o diferencial do jogo. Isso porque não é interativo e não é capaz de responder de forma individual as ações do jogador. Dessa forma um jogo que segue essa progressão linear não se torna divertido mesmo com a dificuldade aumentando [3].

A fim de manter o jogo interativo e divertido, deve-se almejar áreas menores de crescimento de dificuldade como demonstrado no item b da Figura 2.3, em que o jogador pode ser desafiado e melhorar suas habilidades seguido por momentos constantes quando ele pode demonstrar um maior controle sobre suas habilidades e sentir que superou os desafios anteriores. Esses momentos também podem ser aproveitados para introduzir novos elementos no jogo, dando início a um novo ciclo de aumento de dificuldade [3].

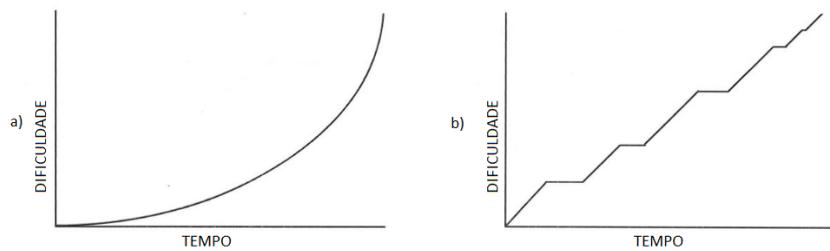


Figura 2.3: a) Curva de aprendizado simples; b) Onda de aprendizado complexa. (Adaptado de Byrne [3])

Como demonstrado por Aponte et al [28], pode-se considerar dificuldade como sendo a probabilidade de um jogador falhar um certo desafio. Chances de sucesso e falha tornam mais precisa a definição do que é desafio, e por conta disso, também leva a uma descrição mais confiável do que é dificuldade [28].

Alguns pontos informais interessantes a se considerar sobre características do que é dificuldade são definidos por Nicollet [29], e que podem ser vistos a seguir:

- surpresa não é dificuldade, adicionar elementos sem comportamento definido e apresentado ao usuário não influencia a dificuldade, esses elementos podem nem ser ativados ou até mesmo causar frustração ao jogador, em ambas as situações sendo desfavorável para o jogo;
- dificuldade implica em chance de falha possível e provável;
- Reduzir o tempo que o jogador necessita para passar um obstáculo aumenta também a dificuldade;
- Aumentar o número de ações necessárias para o jogador realizar antes de ponto seguro adiciona dificuldade ao jogo, como encadear diversos desafios seguidos;
- Reduzir ou alterar o controle das ações do jogador altera a dificuldade para desafios próximos;
- Aumentar a precisão necessária para se superar um obstáculo, aumenta a dificuldade;
- Sequências longas e complexas aumentam a dificuldade;
- Quanto mais distante o obstáculo, mais difícil se torna a predição e mais a dificuldade aumenta.

2.4.1 Adaptatividade

Um sistema adaptativo pode ser determinado como um conjunto de elementos que interagem entre si ou que tenha pelo menos um processo que controle a adaptação. Isto é, a correlação entre estrutura, comportamento ou função e o ambiente, para assim aumentar a eficiência em alcançar um objetivo, como demonstrado por Martin et al [30].

Jogos com sistemas adaptativos têm sido na indústria como meio de garantir experiências personalizadas a cada jogador, ajustando elementos de acordo com sua performance, o que faz do jogo ser uma experiência mais pessoal e única para cada jogador [31]. Para atingir esse objetivo, a adaptatividade deve ser guiada por um propósito que os desenvolvedores possam identificar, mensurar e influenciar.

Um sistema adaptativo pode ser usado para ajudar o jogo a atingir um estado de equilíbrio, tornando mais fácil de o jogador entrar em estado de fluxo. Um sistema equilibrado de jogo deve fornecer, como explicado por Novak [22], as seguintes características:

- **Desafios compatíveis:** O jogador deve experimentar desafios que gradualmente fiquem mais difíceis;
- **Experiências de jogo percebidas como justas:** O jogador não deve ser condenado desde o começo pelos seus erros;
- **Ausência de estagnação:** O jogador não deve ficar imobilizado e sem rumo.
- **Ausência de decisões banais:** O jogador deve ser responsável apenas por decisões importantes.
- **Níveis de dificuldade:** O jogador deve escolher seu nível de dificuldade ou o jogo deve ajustar sua dificuldade a habilidade do jogador em seu decorrer.

Os jogos em geral podem ser divididos em três categorias de acordo com a adaptatividade que o jogo apresenta da seguinte forma [32]:

- **Jogos adaptativos:** São jogos que oferecem um mecanismo de ajuste do jogo ao jogador em que se aumenta ou diminui a dificuldade de forma automática, em que facilita ou dificulta o seu progresso de acordo com seu desempenho;
- **Jogos parcialmente adaptativos:** São jogos que oferecem uma forma de detectar se o jogador está com habilidade acima da dificuldade atual ou que escalona a dificuldade em apenas uma direção, aumentando ou diminuindo ela, até atingir a habilidade do jogador;
- **Jogos não-adaptativos:** São jogos que não oferecem nenhum tipo de mecanismo de adaptatividade na dificuldade dele.

2.4.2 Ajuste dinâmico de dificuldade

O ajuste dinâmico de dificuldade (ADD) é uma técnica de modificação automática de características do jogo em tempo real de acordo com a habilidade do jogador. Com isso, o jogador não ficará com tédio se o jogo for muito fácil ou estressado, caso seja muito difícil. Dessa forma, o ADD tem como objetivo manter o jogador cativado até o fim do jogo, provendo uma experiência desafiadora a ele [33].

Como explicitado por Zohaib [33], um aspecto comum a todos os algoritmos de ADD é o requerimento de medir, implicitamente ou explicitamente, o nível de dificuldade que o jogador está enfrentando em dado momento. Essas medidas são estimadas por funções heurísticas, chamadas também de funções de desafio.

O objetivo principal de um algoritmo de ADD é equilibrar o nível de dificuldade aos desafios impostos ao jogador e o seu nível de habilidade criando, assim, um estado de jogo adequado para o jogador entrar em fluxo [12].

Os possíveis elementos que o ADD pode modificar podem ser divididos em três grupos distintos, como apontado por João Aguiar e Lucas Fernandes [7], da seguinte forma:

- **Atributos do personagem principal:** São elementos relacionados ao personagem controlado pelo jogador, como sua vida, distância de seus pulos e o dano causado a inimigos;
- **Atributos de personagens não jogáveis:** Por serem controlados pelo sistema do jogo, e não pelo jogador, é possível ajustar um grande número de fatores. Como exemplo, seus atributos, como vida e dano causado ao jogador até seu processo de escolha em decisões, tornando esses personagens mais inteligentes quanto melhor as habilidades do jogador;
- **Variáveis do mundo e níveis:** Seriam elementos de design das fases, em que o criador do jogo pode ajustar para que elementos dessas fases se ajustem conforme o jogador, como a distância entre plataformas ou o número de inimigos em jogos de plataforma por exemplo.

As técnicas de ADD podem ser divididas em três tipos, sendo elas, o ajuste de parâmetros, ajuste por aprendizado de máquina e ajuste por métodos comportamentais [32]. Além disso, para que ocorra o ADD de forma efetiva, é necessário que ele tenha três aspectos fundamentais [34], sendo estes:

- O sistema do jogo deve, de forma veloz, identificar e se adaptar para o nível de habilidade inicial do jogador, podendo ser um iniciante ou veterano;
- O sistema do jogo deve observar de perto o jogador e rastrear de forma rápida as evoluções e regressões que o jogador sofrer em sua performance;

- O sistema deve se adaptar de forma que o jogador não perceba nitidamente essa adaptação, fazendo com que o jogo continue crível.

Como demonstrado por Chen [25], o sistema de ADD baseado em se ajustar conforme a habilidade do jogador é, em geral, implementado em um sistema de loop, exemplificado na Figura 2.4. Esse loop possui quatro módulos inteligentes, sendo eles:

- **Jogador:** Responsável por criar os dados brutos ao jogar;
- **Sistema de monitoramento:** Escolhe os dados mais importantes do jogador e leva ao sistema de análise;
- **Sistema de análise:** Analisa o fluxo do jogador e avisa ao sistema do jogo o que deve mudado;
- **Sistema do jogo:** Aplica as mudanças ao jogo baseado no que foi informado pelo sistema de análise.



Figura 2.4: Loop representando o ciclo que um sistema da ADD deve realizar. [2]

Contudo existem alguns problemas que um algoritmo de ADD pode apresentar, como por exemplo: as variáveis escolhidas não representarem a qualidade da performance do jogador; o limitado número de inputs que o jogador pode realizar por conta da tecnologia atual de controles; as análises assumirem informações equivocadas por conta do estilo que o jogador escolheu exercer ou as mudanças realizadas pelo ADD serem muito rígidas por serem predeterminadas [25].

2.4.3 Dificuldade em jogos de plataforma

Cada gênero de jogo tem suas peculiaridades com relação à forma que a dificuldade é calculada. Para que seja possível aplicar os devidos ajustes à dificuldade em um jogo de plataforma, deve-se analisar o que o compõe e como esses elementos interagem entre si. Com isso em mente, Smith et al [35] analisa esses componentes e os categoriza de acordo com seu propósito no nível do jogo, sendo eles:

- Plataformas: quaisquer elementos que o avatar possa correr ou pular sobre para atravessar o nível, como superfícies planas, laços ou um caixas de item;
- Obstáculos: qualquer objeto que é capaz de causar dano ao avatar. Espaços vazios entre plataformas também são considerados obstáculos, apesar de não serem objetos explícitos no nível;
- Auxílio de movimentação: qualquer objeto que ajuda o jogador em sua travessia pelo nível como molas, trampolins móveis ou cordas;
- Itens coletáveis: qualquer objetivo que recompense o jogador como moedas, melhorias de poder ou aumento na pontuação;
- Gatilhos: objetos no nível que de alguma forma muda o estado do nível. Exemplos desta categoria incluem interruptores que tornam blocos em moedas, botões que ativam plataformas para o jogador atravessar ou objetos que alteram o comportamento do avatar.

Comptom e Mateas [36] categorizam alguns tipos de padrões. Esses padrões providenciam uma forma de agrupar componentes individuais em sequências maiores, mantendo o ritmo de movimento do jogador. O modelo define 4 tipos de padrões:

- Padrões básicos: consistem de qualquer componente ou sozinho ou repetido diversas vezes sem variação;
- Padrões complexos: estes são compostos da repetição de um mesmo componente, mas com alguma variação entre eles, como por exemplo uma sequência de pulos horizontais com largura crescente;
- Padrões combinados: esse padrão alterna entre padrões básicos formados por dois diferentes tipos de componentes. Exemplo: uma série de pulos horizontais seguidos por espinhos seguidos por outra série de pulos horizontais;
- Padrões compostos: já este padrão consiste em dois componentes posicionados, tão próximos um ao outro, que requerem uma forma diferente de ação ou ação coordenada que não seria necessário para cada um individualmente. Exemplo: um

pulo seguido por uma parede que alterna entre atravessável ou não. Cada um desses componentes requerem formas diferentes para lidar, mas com os dois juntos deve-se cronometrar o tempo do pulo e calcular a distância para superar o obstáculo.

Com padrões é possível construir sequências estritamente lineares, entretanto, para lidar com sequências não lineares é necessário outro modelo. Para isso, Comptom e Mateas propõem o modelo de células e estrutura de células, sendo a primeira a encapsulação de algum dos padrões. Em uma célula é importante apenas que seja possível para o jogador chegar de um fim do padrão para o outro. Já a estrutura de células descreve como células podem ser conectadas de forma que afete a jogabilidade, alguns exemplos são portais que teleportam de uma célula para outra e ramificações no caminho.

2.5 Afeto

Afeto pode ser definido de acordo com Russel [4] em um desdobramento de duas dimensões que se relacionam em um plano cartesiano, onde o eixo x simboliza o nível valência e o eixo y simboliza o nível de excitação. O nível de valência diz respeito a quão positivo ou negativo é aquele estado. Sendo uma valência negativa uma emoção negativa como tristeza e medo. Já a valência positiva indica uma emoção positiva como, por exemplo, alegria e calma. Quanto ao eixo de excitação, um valor negativo representa uma emoção pouco estimulante, em casos como tédio e serenidade, enquanto um valor positivo representa sensações estimulantes como surpresa e pânico. O estado afetivo de uma pessoa então pode ser determinado por seu nível de valência e excitação.

Russel propõe um modelo de representação a partir do Modelo Circumplexo de Afeto, representado na Figura 2.5, em que diversas emoções são classificadas de acordo com seus níveis de excitação e valência. Com isso é possível analisar se determinada sensação de uma pessoa é positiva ou negativa em relação ao seu andamento no jogo, que serve de base para o cálculo de ADD para o ajuste da dificuldade do jogo a partir do que o jogador está sentindo no momento.

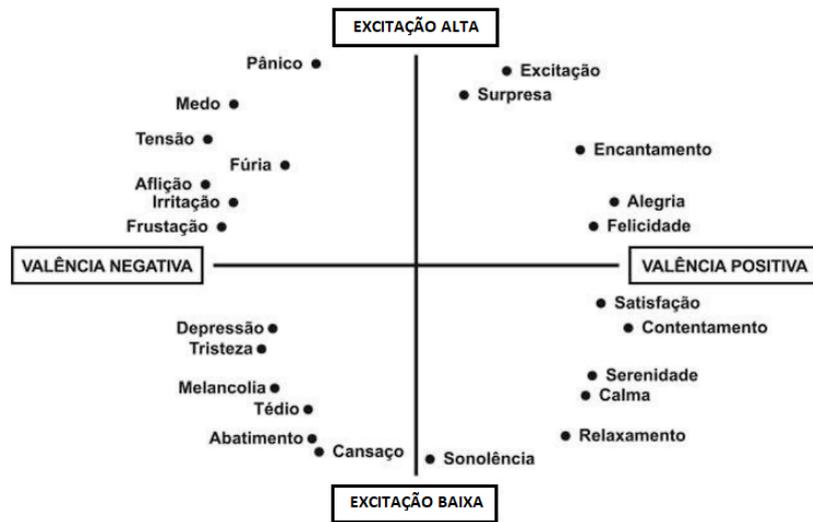


Figura 2.5: Modelo circumplexo de afeto, proposto por Russell. (Adaptada de [4])

2.6 Biofeedback

Biofeedback pode ser definido de acordo com Giggins [37], como o meio de se conseguir informação biológica humana em tempo real em forma de variáveis como resposta a estímulos, que sem ele seriam desconhecidas.

De acordo com Giggins, o biofeedback pode ser dividido em duas categorias principais, a partir dos tipos de sinais que são recebidos: dados fisiológicos e dados biomecânicos. A categoria dos dados biomecânicos diz respeito à movimentação, ao controle de postura e à força. A categoria dos dados fisiológicos diz respeito aos sistemas cardiovascular, neuromuscular e respiratório. Biofeedback é usado de forma bastante importante na medicina, como no caso de reabilitação de pacientes, mostrado por Giggins [37]. No contexto dos jogos eletrônicos, defendido por Soares et al [38], o biofeedback pode ser aplicado de várias formas. Uma delas é avaliar o estado afetivo do jogador e utilizar esses dados para adaptar o design do jogo. Isso porque o estado afetivo pode representar graus de frustração ou contentamento em relação ao jogo, o que pode vir a servir de informação para as empresas desenvolvedoras adaptarem seus jogos aos seus públicos alvos.

A seguir, serão descritos, de maneira simples, alguns dos tipos de biofeedbacks usados na indústria de jogos eletrônicos. Não será uma descrição extensa por não tratar diretamente do escopo deste trabalho:

2.6.1 Atividade Eletrodérmica (EDA)

A atividade eletrodérmica é definida como a medida de condutividade da pele [39], também é referenciada como resposta galvânica da pele (GSR), provocada pela sudorese que pode ser ativada por alterações no estado afetivo. Com isso, ela apenas mede o nível de excitação da pessoa, não demonstrando qual o nível de valência dela.

2.6.2 Eletromiografia (EMG)

A eletromiografia é um processo de detecção de sinais enviados a partir de neurônios [37], por eletrodos colocados acima da pele, quando há uma contração ou relaxamento de fibras musculares desta região. Os dados adquiridos a partir desse processo devem ser pré processados, pois possuem diversos ruídos que podem se originar do próprio equipamento, radiação eletromagnética, movimentação do usuário e interação entre os diversos tecidos corporais. [40]

2.6.3 Eletroencefalografia (EEG)

Eletroencefalografia pode ser definida como a atividade de detectar sinais elétricos da região cerebral, a partir de diversos eletrodos colocados na região do couro cabeludo, gerados a partir da variação de voltagem dos neurônios desse local [41]. Cada eletrodo serve para captar uma região do cérebro diferente. Por conta do aparato necessário, esse método pode ser considerado invasivo e atrapalhar o jogador durante a sua sessão. Além disso, por necessitar captar atividades cerebrais, sua sensibilidade é muito alta, o que o deixa sujeito a muitos ruídos[39] .

2.6.4 Eletrocardiografia (ECG)

Eletrocardiografia mede a atividade elétrica do coração com o uso de eletrodos posicionados na superfície do corpo, os dados coletados por este meio podem ser usados para conseguir algumas métricas como o ritmo do coração, sua variabilidade e amplitude, entretanto, assim como o EEG, ele é considerado invasivo e pode atrapalhar o jogador. [41]

Capítulo 3

Trabalhos Correlatos

Neste capítulo serão discutidos os estudos e pesquisas anteriormente realizados que abordam aspectos semelhantes ou relacionados ao problema de pesquisa deste estudo. Esses trabalhos correlatos fornecem uma base teórica para embasar esta pesquisa, e auxiliam para o experimento que será realizado posteriormente no capítulo quatro.

3.1 Ajuste Dinâmico de Dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma

O estudo realizado por Rosa [2] visa avaliar diferentes modelos de ADD (por desempenho, afetivo e híbrido) em um jogo de plataforma. O intuito principal era verificar se o modelo híbrido possibilita adequar a dificuldade ao jogador e mantê-lo em estado de fluxo em um jogo do gênero plataforma.

A fim de analisar estes modelos, Rosa modifica o jogo Open Source *The Explorer 2D* de tal maneira que sem o ADD, o comportamento do jogo base se mantém, apenas utilizando fases diferentes. Já ao utilizar o ADD, a largura das plataformas é alterada 3.1. Para o modelo de ADD por desempenho são considerados o números de mortes e a taxa de acerto em saltos para o ajuste da dificuldade. No caso do modelo de ADD afetivo, é realizado o ajuste a partir do nível fásico e tônico medidos pela pulseira Empática 4, com prioridade ao primeiro parâmetro, em um curto período de tempo (2 segundos). Por fim, no modelo de ADD híbrido, ocorre uma combinação de ambos ADD anteriores em seu ajuste.

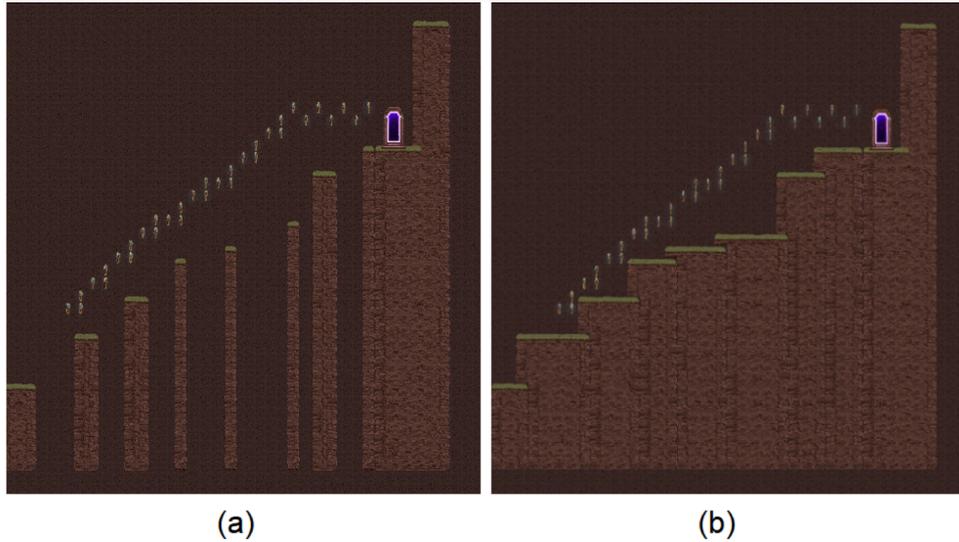


Figura 3.1: Captura de tela de segmentos demonstrando a diferença de níveis (a) sem a aplicação do ADD e com valor de dificuldade global (b) 0, respectivamente. [2]

A partir disso, foi realizado o experimento com duas baterias. A primeira bateria tinha como objetivo ajustar a dificuldade do jogo, e assim analisar o método de estimação de dificuldade proposto por Mourato [10]. O jogo nessa etapa foi dividido em 12 níveis, com 2 segmentos de dificuldade crescente, para análise de distintos elementos do jogo.

Na segunda bateria, foram feitas, em um mesmo jogo, quatro aplicações diferentes que foram testadas pelo público. Entre essas aplicações, a primeira não possuía um algoritmo de ADD; a segunda com o algoritmo de ADD baseado no desempenho do jogador; a terceira baseada em um ADD modificado por dados de EDA e por fim, a quarta era composta pelo o ADD híbrido entre as duas versões de ADD.

Com os resultados desses testes foi possível chegar a algumas conclusões. Primeiro, que o sistema de ADD torna capaz de manter o jogador em estado de fluxo ao adequar a dificuldade em relação à habilidade desse jogador. Além disso, o ADD aumentou a performance dos jogadores, com mais níveis completados e em menor tempo.

Nos casos em que o ADD foi aplicado, houve uma menor frustração pelos jogadores, além de causar um maior entretenimento a eles. Por fim, foi demonstrado, ao término dos experimentos, que o modelo de ADD híbrido foi o mais eficaz em tornar a experiência adequada a cada jogador.

O estudo de Rosa foi escolhido por estar diretamente ligado ao que será realizado nesta pesquisa, pois será realizada uma análise na performance do sensor *BITalino* com relação ao resultado detectado pelo estudo de Rosa utilizando a pulseira Empática 4. Além de que será usado como base o jogo modificado por Rosa nos experimentos que serão realizados.

3.2 Comparação de ajustes dinâmicos de dificuldade aplicados a diferentes elementos de jogo

A pesquisa realizada por Iago Santos e Eduardo Moraes [5] usa como tema a criação de um algoritmo de ADD em que usa a variável da altura salto do personagem para o seu controle. Para isso, foi usado como meio de testes o jogo desenvolvido por Rosa [2], com modificações para criar esse novo tipo de ADD.

Nesse novo tipo de ADD criado por eles, a altura do salto diminuiu para jogadores que estão apresentando um desempenho muito bom, a fim de tornar o jogo mais desafiador, ou aumenta no caso contrário para tornar o jogo fácil, como demonstrado na figura 3.2. Isso possui o intuito de fazer o jogador permanecer em um estado de fluxo pelo equilíbrio da dificuldade do jogo pelo pulo com a habilidade do jogador [12].

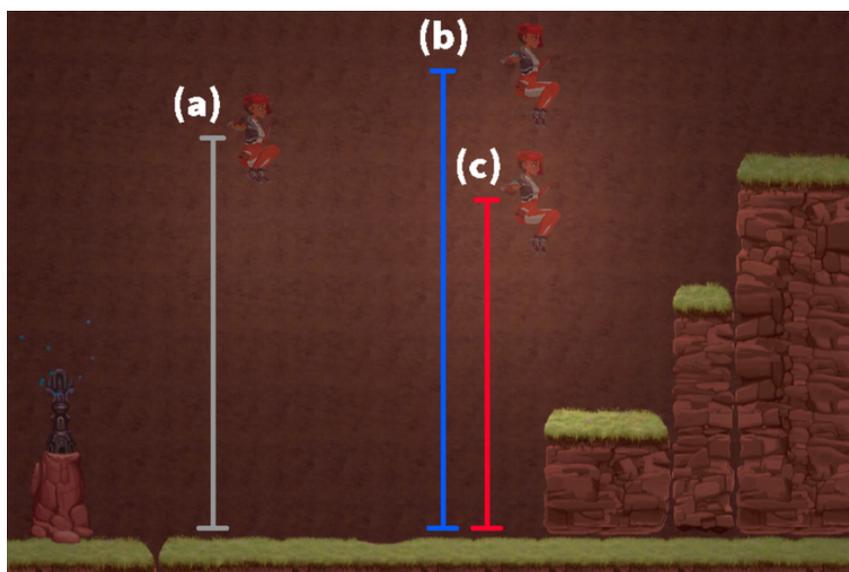


Figura 3.2: Captura de tela do mesmo segmento com as diferentes amplitudes de pulo. (a) Amplitude máxima sem ADD aplicado; (b) Com ADD de pulo aplicado com o valor de dificuldade global 0, ou seja, mais fácil; e (c) Com o valor em 1, ou seja, mais difícil. [5]

Como o estudo foi realizado em meio à pandemia de COVID-19, não foi possível realizar os experimentos presencialmente. Com isso, foi usado apenas o ADD por performance, já que o ADD afetivo precisaria ser feito de forma presencial. Dessa forma, foram feitos quatro modelos de jogos: o jogo sem ADD, o jogo com o ADD por performance para as plataformas do trabalho de Rosa, o jogo com o novo algoritmo de ADD pela altura do pulo e, por fim, o jogo com um algoritmo híbrido dos ADD de plataforma e de pulo.

Nesse experimento foram realizadas duas baterias de teste, com diferentes participantes para cada uma delas. Cada bateria utilizava o jogo com 12 níveis, em cada um continha três a quatro segmentos, com dificuldade crescente a cada nível.

Na primeira bateria foi realizado um teste para o funcionamento, para verificar se o jogo está funcionando de maneira correta. Nos testes das duas baterias cada jogador era sorteado para que durante o seu jogo, um dos 4 tipos de ADD explicados anteriormente fossem aplicados. Com o fim dos testes foi constatado que ADD híbrido foi o mais eficiente entre os outros para manter o jogador em estado de fluxo. O ADD de plataforma foi melhor em automatizar as ações do jogador e para jogadores que preferem uma dificuldade de jogo mais fácil o ADD de pulo foi mais eficaz.

O trabalho de Iago Santos e Eduardo Moraes se torna importante para esta pesquisa, pois o jogo que será usado posteriormente nos experimentos possui o ADD de pulo criado por eles. Adicionalmente, a pesquisa atual é uma continuação da pesquisa de Santos e Moraes, por utilizar de seu ADD combinado em conjunto dos modelos afetivo e híbrido nos experimentos realizados. Com essa análise é possível perceber o quão eficiente este algoritmo é no decorrer do jogo e como ele poderá ser usado nos experimentos posteriores.

3.3 Análise de diferentes algoritmos de ajuste dinâmico de dificuldade que utilizam dados de atividade eletrodérmica em jogos digitais

O trabalho realizado por Oliveira [6] tem como objetivo principal encontrar e adaptar estratégias de ADD baseado no nível de excitação em seus ajustes e tornar de forma viável e consistente uma padronização de algoritmo que use essa medida fisiológica. Além disso, fazer essas aplicações de ajuste em tempo real, com base em outros algoritmos que realizam isso.

Para o experimento foi utilizado o jogo *Asteroids: in the 2nd and 1/2th Dimension* (figura 3.3) e para captar os dados de EDA foi usada a pulseira *Empatica E4*. Com o jogo foram usadas três versões com diferentes algoritmos de ADD, sendo estes: ajuste por mediana, ajuste por RTA e ajuste por DSA. Além disso, a variável de velocidade dos asteroides que foi usada para aumentar ou diminuir a dificuldade durante o jogo.

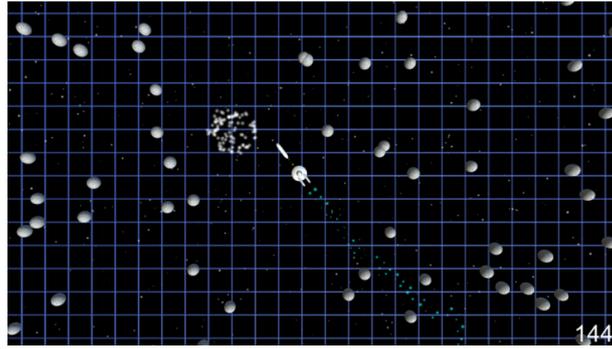


Figura 3.3: Cena do jogo Asteroids adaptado. [6]

Ao fim dos testes foi constatado que o algoritmo de ajuste por DSA apresentou em geral os melhores resultados. Este foi o algoritmo com mais ajustes frequentes em tempo real e na maior parte dos níveis foi também o que mais proporcionou diversão aos participantes como representado na figura 3.4.

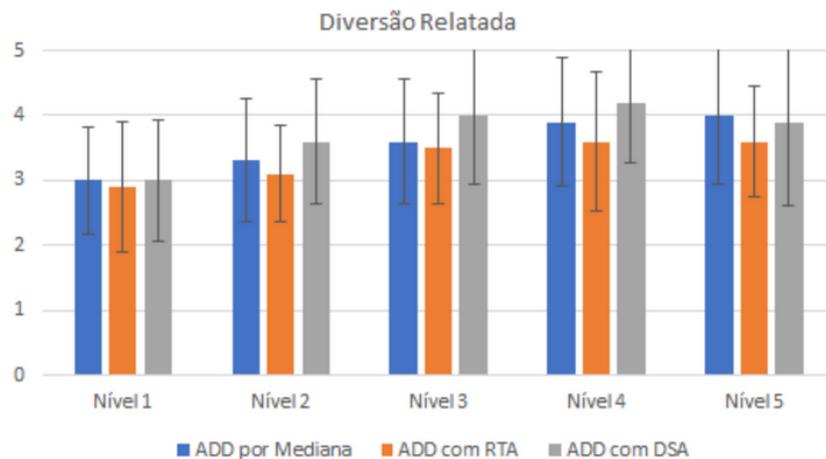


Figura 3.4: Gráfico com a diversão relatada pelos jogadores a partir do questionário, para cada nível em diferentes ADDs. [6]

A pesquisa realizada por Oliveira se torna importante no aspecto do uso de algoritmos de ADD por EDA que foram usados. Como este trabalho usará do EDA também, estudar a fundo as possibilidades e tipos de aplicação de algoritmos de ADD usando sensores para EDA, se torna importante para o código a ser desenvolvido. Além disso, a análise do tipo de algoritmo de ajuste usado se torna importante para pesquisas futuras usarem o que melhor apresentou resultados.

3.4 Medindo dificuldade em jogos de plataforma

O trabalho realizado por Mourato [1] tem como objetivo principal desenvolver um modelo para analisar e mensurar dificuldade em jogos de plataforma, pois, com isso, a criação automática pode se tornar mais eficiente em balancear a dificuldade dos níveis criados para o jogador. Para isso, ele considera 5 diferentes situações comuns neste gênero de jogo (representadas na figura 3.5):

1. Uma fase impossível de falhar, visto que o usuário sabe o que fazer e não correrá cegamente contra a parede;
2. Um nível impossível devido ao destino ser fisicamente inalcançável;
3. Um nível quase impossível com o destino quase fisicamente inacessível;
4. Uma fase com um único pulo que o usuário deve executar para chegar ao destino. Falhar este pulo fará com que o usuário perca;
5. Um nível onde o usuário precisa executar um pulo de um local para outro em que, se falhar, deverá tentar novamente após passar por um outro obstáculo que pode fazer com que ele perca.

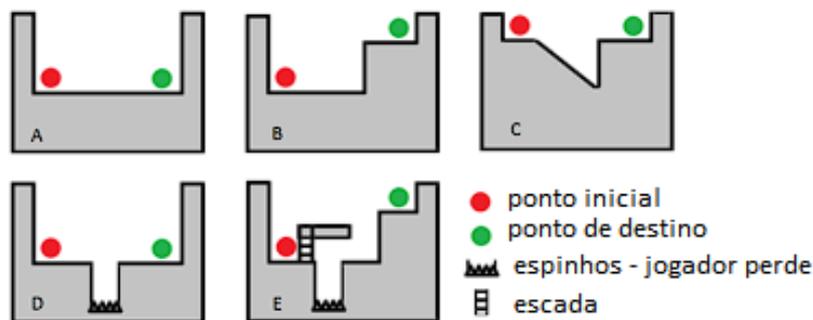


Figura 3.5: Imagem representando as cinco situações comuns descritas. (Adaptado de [1])

Além disso, ele propõe um cálculo para estimar a probabilidade de sucesso em níveis para o gênero de plataforma. Para isso, ele considera a Probabilidade de Sucesso $P(s)$, onde $P(j_i)$ é a probabilidade de um pulo ter sucesso, $P(j_i')$ é a probabilidade de um pulo falhar, $P(r')$ é a probabilidade de o usuário não desistir, da seguinte forma:

$$P(s) = P(j_1) \sum_{i=1}^n (P(j_i') \cdot P(r'))^i \quad (3.1)$$

Com o estudo, os testes de Mourato permitiram identificar a relação entre a dificuldade estimada e a real probabilidade de sucesso. Entretanto, seu modelo não leva em consideração a existência de múltiplas vidas do personagem ou pontos de salvamento.

A pesquisa realizada pelo autor permite a criação de um algoritmo usado pelo jogo a ser testado posteriormente para estimar a dificuldade em que o jogo se encontra em determinado período. Com isso, ele serve de base ao algoritmo de ADD a ser usado nos cálculos a serem realizados ao ajustar a dificuldade em cada nível.

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

A análise realizada por João Aguiar e Lucas Fernandes [7] tem como princípio a criação de um modelo de ADD híbrido, em que coleta dados da performance do jogador e de seu EDA para seus cálculos. Para isso, foi utilizado o jogo *Asteroids: in the 2nd and 1/2th Dimension* citado anteriormente, com a dificuldade sendo ajustada pela densidade de asteroides e suas velocidades. Ademais, foi utilizado o sensor *BITalino* para capturar os dados de EDA.

Para o experimento foram realizadas duas baterias de testes. A primeira para definição de métricas para determinação do estado afetivo dos jogadores. A segunda em si, foi para a comparação entre quatro diferentes estilos de ADD: jogo sem ADD, jogo com ADD por performance, jogo com ADD afetivo e jogo com ADD híbrido.

Como resultado dos testes, foi constatado que o ADD híbrido foi o mais eficaz (representado na figura 3.6), pois ele foi o que melhor equilibrou o nível de desafio proporcionado e a habilidade dos jogadores, habilitando uma melhor imersão ao jogo. Dessa forma, foi o melhor algoritmo de ADD em criar o estado de fluxo aos jogadores. [12]

	Performance	Híbrido	Estado Afetivo
Desafio	3,8	4,08	3,867
Imersão	3,46	3,73	3,18

Figura 3.6: Imagem representando a tabela de desafio e imersão para cada tipo de ADD. (Adaptado de [7])

O modelo híbrido criado por Fernandes será usado para os testes que se seguiram nesta pesquisa. Dessa forma, entender a fundo como funciona o modelo e seus resultados é de extrema importância para a análise que será realizada. Outrossim, o aparelho usado por ele foi o *BITalino* para a coleta de dados de EDA, que também será o usado neste estudo.

3.6 Uso de sensores no ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em jogos

O estudo efetuado por Natal [42] tinha como objetivo testar a efetividade do modelo híbrido de ADD em comparação ao modelo de ADD por performance. Ele utiliza uma modificação do jogo *Asteroids* para essa função e o sensor *BITalino* para a coleta de dados corporais.

Para isso, ele dividiu seu trabalho em três partes. A primeira para fazer a qualificação e quantificação da dificuldade onde ele visa identificar quais variáveis do jogo interferem diretamente com o nível de desafio percebido pelos jogadores. Em função disso, ele determina dois parâmetros para serem testados: a velocidade dos asteroides e sua densidade.

Já a segunda bateria, consistiu em aplicar o ADD de performance no jogo, ajustando a velocidade e a densidade. Com esse fim, ele considera a performance do jogador, classificando-a em três categorias: baixa performance (para quantidade de mortes superior a 5), mediana (quantidade de mortes entre 2 e 5) e boa performance (quantidades de mortes inferior a 2).

Em razão disso, para cada categoria, ele ajusta o desafio, modificando a velocidade e densidade dos asteroides, proporcionalmente ao número de mortes. Sendo assim a dificuldade é reduzida ao identificar baixa performance, ligeiramente incrementada em casos de performance mediana e significativamente incrementada ao atingir uma boa performance.

Por fim, na terceira bateria, o ADD híbrido é utilizado. Nesta versão, além do ajuste de performance, os dados fisiológicos são utilizados para categorizar o estado afetivo do usuário em três categorias: estressado, entediado e normal.

Em virtude disso, para cada estado afetivo ele adapta o nível de desafio proporcionalmente à categoria classificada no ajuste de performance. Assim o desafio é reduzido ao identificar estresse, aumentado ao reconhecer tédio e aplicado apenas o ajuste de performance descrito anteriormente caso contrário.

Após seus experimentos, Natal concluiu que o ajuste híbrido apresentou um pior resultado comparado ao ajuste por performance. Ademais, foi determinado que a junção das variáveis de velocidade e densidade apresentam maior impacto no ajuste de dificuldade do que o ajuste em cada um de forma separada.

O estudo de Natal contribui para esta pesquisa, pois ele apresenta uma perspectiva da eficácia em mesclar o ajuste por performance e o ajuste afetivo. Além disso, ele utiliza o aparelho *BITalino* para captação de dados fisiológicos em suas análises. Assim, é possível ter uma melhor percepção de como utilizar o ADD híbrido no experimento que foi realizado. Adicionalmente, ele contribui com um diferente ponto de vista em relação

aos estudos abordados anteriormente com relação ao ajuste híbrido, visto que, em seu caso, ele apresentou piores resultados do que os outros tipos de ajustes.

Capítulo 4

Proposta do Ajuste Dinâmico de Dificuldade

Neste capítulo será feita uma contextualização dos elementos a serem usados no experimento, como o jogo e o equipamento que foram utilizados; uma explicação dos algoritmos de ADD que serão usados e como se dará o experimento final

4.1 O jogo - *The Explorer 2D*

Esta pesquisa consiste na utilização do jogo *The Explorer: 2D*, em sua versão modificada por Rosa [2] para o experimento proposto a ser realizado. Para isso, o jogo possui todos os requisitos para a validade deste trabalho, sendo eles:

- Licença de usos não comerciais e código fonte disponível para alterações a serem feitas;
- Organização dos componentes do jogo de modo que torne possível sua modificação de código para medir e guardar dados brutos das sessões de jogo, além de associar ao uso de um sensor afetivo e com isso criar um sistema de Ajuste Dinâmico de Dificuldade afetivo;
- Presença de componentes comuns ao gênero de jogos de plataforma, com base nos estudos feitos por Minkkinen [19];
- Controles simples para que jogadores menos experientes consigam se familiarizar com mais facilidade, evitando assim frustrações referentes a jogabilidade;
- Jogo para um único jogador, para manter esta pesquisa apenas na análise individual de cada participante em sua interação com o jogo;

- Possibilidade de executar em Sistema Operacional Windows.

Ademais, este jogo foi feito utilizando o motor de jogo *Unity*, feito pela *Unity Technologies*, para o aprendizado em desenvolvimento de jogos. Ele possui em sua descrição, o seguinte resumo feito pela empresa, “Explore o antigo e misterioso planeta alienígena onde nossa principal engenheira, Ellen, caiu. Evite os perigos e derrote os inimigos que espreitam nas antigas ruínas desta civilização alienígena”.

4.1.1 Versão original

O jogo possui o básico de um jogo do gênero de plataforma. Nele o usuário controla seu avatar referenciado como Ellen, e possui comandos como andar, pular, atirar projéteis, arrastar objetos e bater. Com isso, o jogador deve passar por obstáculos, percorrendo um caminho com o objetivo de alcançar o final do nível. Além disso, a câmera do jogo acompanha a todo momento o personagem principal, em que pode ser movida verticalmente a partir de controles estabelecidos.

O avatar controlado possui certas características estabelecidas que podem ser modificadas caso desejado. Entre essas características estão a velocidade, o dano causado e recebido; a aceleração e desaceleração; a velocidade ao empurrar certos objetos; a quantidade de vidas e a velocidade da câmera.

Os controles usados pelo jogador originam as seguintes ações da personagem: andar para os lados, atirar projéteis, bater, pular, agachar e olhar para cima ou para baixo. Além disso, em seu menu de pausa ou do início do jogo, é possível alterar o volume do jogo, verificar os controles e sair do jogo, o encerrando.

Em sua versão original, o jogo possui cinco níveis, não lineares, feitos por ferramentas disponibilizadas pela *Unity*. O jogador tem como objetivo pegar três chaves, tendo que resolver quebras-cabeças e enfrentar alguns inimigos, para assim, abrir o último nível, em que enfrentará um inimigo forte para terminar o jogo posteriormente ao entrar no portal aberto após derrotar esse inimigo. Também durante o jogo, é mostrada a quantidade de vidas que o jogador possui, em que ao chegar a zero, o nível é reiniciado. Um momento do jogo pode ser melhor visualizado na Figura 3.6, em que mostra por exemplo o número de vidas e chaves coletadas até o momento, além da personagem principal e outros elementos do jogo.



Figura 4.1: Imagem Disponibilizada na página do jogo na *Unity*, demonstrando elementos do jogo, como quantidade de vida, chaves coletadas, personagem e cenário

4.1.2 Versão modificada

A versão final utilizada nesta pesquisa foi feita a partir de uma modificação dos trabalhos de Rosa [2] e Santos e Moraes [5]. Para isso é preciso entender como esses trabalhos modificaram a versão original do jogo anteriormente.

Rosa modificou o jogo de forma a se adequar melhor ao propósito de sua pesquisa. Para isso, ele começou por adicionar a possibilidade de criar novas fases a partir de imagens ou arquivos json descrevendo a forma que a fase deve ser criada. Além disso, Rosa descartou os níveis originais e a interface de diálogo devido a seu estudo não possuir conteúdo de histórias e missões diferentes que devam ser informadas ao jogador. Ademais, suas fases são construídas em uma cena vazia carregando todos os níveis a partir desses arquivos descritivos.

Sobre o modelo de criação de fases por imagens, Rosa o fez de forma que cada pixel representa um elemento na grade do jogo, em que a cor desse pixel aponta o tipo de componente a ser utilizado (Figuras 4.2 e 4.3). Sua primeira alteração consistiu em modificar o jogo para operar em um sistema de grade (ladrilhos quadrados de tamanho fixo), ao invés de posicionar sem uma referência numérica inteira. Em vista disso, Rosa categorizou e implementou todos componentes que poderiam ser relevantes a seu estudo (Figura 4.4):

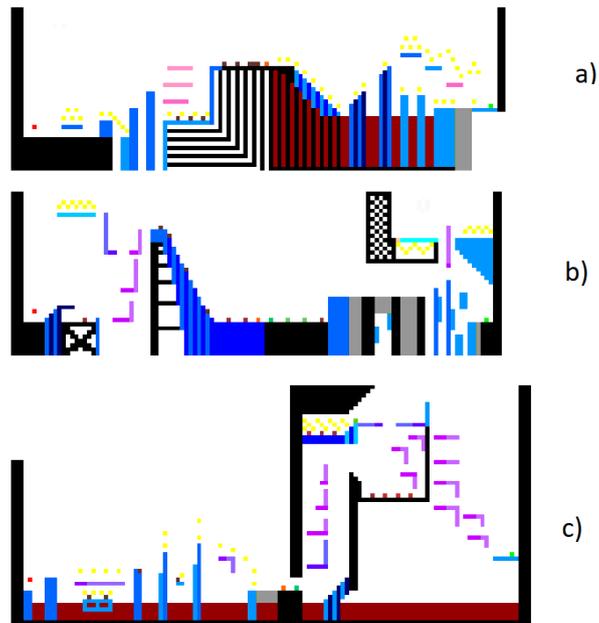


Figura 4.2: Arquivos de entrada para geração do nível. [2]

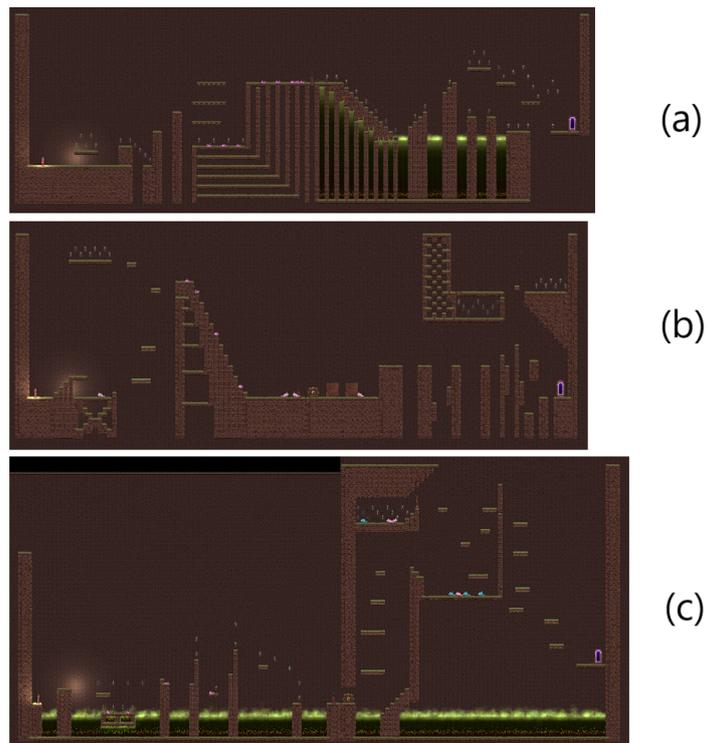


Figura 4.3: Níveis gerados a partir dos arquivos de entrada. [2]

- Personagem Controlável (Ellen).
- Componentes de Plataforma:

- Buraco: lacuna onde o personagem pode morrer ao cair;
 - Plataforma Básica: não se movimenta e não atravessável;
 - Plataforma Móvel: pode se movimentar em qualquer direção definida no arquivo de entrada e atravessável por Ellen; e
 - Plataforma Atravessável: permite atravessá-la por baixo ou descer a partir dela.
- Componentes Gerais:
 - Destrutível: pode ser destruído por ataques corpo a corpo que o atinjam:
 - * Coluna; e
 - * Parede.
 - Objeto que, em contato com o jogador, este pode empurrar ao se movimentar em sua direção;
 - *Checkpoint*: ao entrar em contato com este objeto invisível ou visível, a posição é salva para que, ao morrer, o jogador retorne a partir deste ponto;
 - Portal: objeto que indica o final do nível. Ao entrar em contato, o nível é finalizado e um novo nível é iniciado ou o jogo termina caso não tenha mais níveis;
 - Componentes Letais:
 - Local invisível que causa a morte da personagem. Encontra-se na parte inferior do mapa no fundo de buracos e na região externa do nível;
 - Ácido: trata-se de um líquido verde translúcido, que causa morte instantânea em caso de contato direto;
 - Espinho: cristais rosas pontiagudos que causam morte ao entrar em contato.
 - Chaves: objetos coletáveis equivalentes a moedas no clássico *Super Mario Bros*.
 - Inimigos:
 - *Chomper*: executa ataques corpo a corpo enquanto persegue o jogador; e
 - *Spitter*: executa ataques a distância, atirando a partir de uma posição fixa.

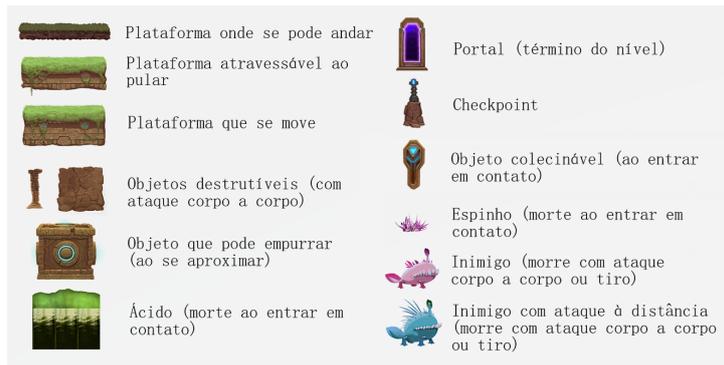


Figura 4.4: Ilustração dos principais elementos do jogo, conforme é apresentada ao usuário pelos menus inicial e de pausa. [2]

Ao ser gerado o nível, todos os componentes e elementos da fase são organizados para posteriormente serem acessados com a finalidade de analisá-los para estimar a dificuldade do nível e/ou alterá-los quando necessário para o ajuste dinâmico de dificuldade. Além disso, para maior imersão do jogador, Rosa manteve a coerência no posicionamento destes componentes, especialmente, ao tratar de elementos próximos e do mesmo tipo.

Toda fase deve conter ao menos um personagem jogável e um portal de saída. Automaticamente é criada uma área invisível de morte nas partes externas do mapa, incluindo no fundo de buracos, para o caso de o jogador cair ou sair da região do nível. Além disso, uma fase pode ser formada por segmentos, o que permite um melhor gerenciamento no ajuste dinâmico de dificuldade e melhor performance computacional. Adicionalmente, para todo segmento que não seja o final de um nível, deve existir, demarcando seu fim, um *checkpoint* preferencialmente visível (para visualização do usuário).

Quando o jogo é iniciado, os dois primeiros segmentos são criados de acordo com o arquivo de entrada e, ao longo do período, é mostrada uma tela de carregamento. Além disso, a cada *checkpoint* é carregado o próximo segmento até que não haja mais segmentos. Adicionalmente, ao entrar em contato com o portal de fim de nível, o próximo nível é carregado, com a possibilidade de aplicar um questionário entre os níveis, caso não haja mais níveis um questionário final pode ser aplicado junto a uma tela de agradecimento.

De forma a deixar mais clara ao jogador a forma como o jogo funciona, foram adicionados, aos menus iniciais e de pausa, os controles para movimentação e ataque de Ellen. Além do mais o usuário pode escolher, nas opções, duas formas predefinidas de controles:

- Movimentação Lateral: Teclas A e D ou Teclas Seta para Esquerda e Seta para Direita;
- Salto: Teclas Espaço e W ou Teclas Espaço e Seta para Cima;
- Agachamento: Tecla S ou Tecla Seta para Baixo;

- Saque de Espada: Tecla K ou Tecla S; e
- Tiro: Tecla O ou Tecla Q.

Adicionalmente, a interface de usuário foi modificada para que esteja sempre visível a quantidade de chaves coletadas até o momento. Foi removido o limite de vidas do usuário, assim como foi adicionado, no menu de pausa, um botão para desistir do nível. Dessa forma, com as vidas infinitas, o jogador pode completar ou desistir do nível, visto que ao morrer o jogador apenas é mandado de volta ao último *checkpoint*, pois recomeçar o nível poderia aumentar muito o nível de estresse e frustração dos jogadores.

Já o jogo feito por Santos e Moraes foi criado com base na versão já modificada previamente de Rosa. Nele foi aplicado o ADD baseado na variável da altura total do pulo da personagem, usando para seus cálculos o número de mortes e sucessos de pulo que já tinham sido implementados por Rosa. A diferença entre a distância dos pulos pode ser exemplificada na Figura 3.2.

O jogador começa o jogo com o valor de 0,5 de dificuldade. Esse valor aumenta por número de saltos bem-sucedidos e por passar por pontos de salvamento, enquanto diminui a cada morte do jogador e pulo falho. Para calcular a proporção de saltos em que se obteve sucesso ou falha é usada a Equação 4.1:

$$p = (jumpFail \leq 0)?jumpSucess : \frac{jumpSucess}{jumpFail} \quad (4.1)$$

Com essa equação, se a proporção for menor ou igual à variável da dificuldade global, a dificuldade será decrementada pelo valor da dificuldade. No caso em que a proporção for maior que o valor limiar 1, a dificuldade global é aumentada com o múltiplo entre o valor da dificuldade e o número de pulos de sucesso. No caso da dificuldade global estar nos extremos 0 ou 1, nada é modificado.

Posteriormente, o jogo sofreu mais modificações, feitas por Rosa [13], em que houve uma junção entre os dois tipos de ajustes explicados anteriormente nesta subseção. Além disso, foi incluído um algoritmo de aprendizado de máquina, em que modifica a dificuldade baseada no perfil de jogador em que esse algoritmo identifica, a partir da forma em que o usuário joga e no que foi respondido no questionário ao início do experimento.

Neste experimento foi utilizado o jogo feito por Rosa [13], com algumas pequenas mudanças. Primeiramente foi retirado o algoritmo de aprendizado de máquina, pois não cabiam as medidas feitas neste estudo. Além disso, foi usado apenas o ADD híbrido (ajuste de pulo e plataforma), com versões em que ele é modificado pelo ADD afetivo,

por performance ou pelos dois. Por fim, foram feitas modificações para a coleta de dados do jogo, para ser a partir do sensor *BITalino*, no lugar do usado anteriormente.

4.2 Ferramentas

Para a realização dos experimentos foram utilizadas algumas ferramentas além do jogo. Essas tecnologias serão descritas nessa seção: o motor gráfico para a criação do jogo utilizado; o sensor que foi usado para a coleta de dados do experimento e a plataforma para a visualização de gráficos desses dados.

4.2.1 Motor gráfico do jogo

*Unity*¹ é um poderoso motor de renderização que permite criar gráficos 2D e 3D impressionantes e realistas. Além disso, o *Unity* oferece suporte a simulações físicas, o que significa que é possível adicionar interações realistas entre objetos do jogo. Ele possui uma interface intuitiva e uma vasta documentação, o que torna o processo de desenvolvimento mais acessível, mesmo para iniciantes.

Ademais, ele suporta a criação de algoritmos em C#, o que permite que seja adicionada lógica personalizada ao jogo e a criação de funcionalidades únicas. Outro ponto é que ele possui uma grande comunidade de desenvolvedores, oferecendo suporte e recursos adicionais, como bibliotecas de terceiros, plugins e tutoriais. A *Unity* também permite criação de aplicações multiplataformas.

PLUX Unity API

Com a finalidade de integrar o novo sensor ao jogo modificado por Rosa [2], foi utilizado a *PLUX Unity API*. Esta API contém uma série de métodos para lidar com o aparelho *BITalino*, a partir de uma aplicação *Unity* construída para o sistema operacional *Windows*. Essa API também dispõe de eventos para lidar com pontos específicos durante esse processo, o que permite um tratamento personalizado em cada momento da coleta de dados.

Para este estudo, a *PLUX Unity API* foi utilizada para receber os dados coletados pelo sensor de EDA com uma amostragem de 100Hz. Adicionalmente foi utilizado os dados brutos para os devidos cálculos referentes ao ajuste de dificuldade.

¹<https://unity.com/pt>

4.2.2 Sensor BITalino

Para a coleta de dados, foi utilizado o aparelho *BITalino (r)evolution*. De acordo com a empresa criadora, *Plux Biosignals*², esse dispositivo é uma plataforma de licença aberta de sinais biológicos voltados à educação e à prototipagem, ideal para uso em laboratórios e salas de aula ou para protótipos e aplicações que usem esses sinais. Ademais, ele possui um preço mais acessível (cerca de 1014,75 reais verificado em: 09/07/2023) que a *Empática 4* (cerca de 8284,36 reais verificado em: 09/07/2023).

Este dispositivo é composto de uma placa com 10 entradas para os sensores, 3 tipos diferentes de sensores, que utilizam eletrodos para medição, cada um para um tipo de dado fisiológico, sendo eles: EDA, EMG e ECG. O modo como cada sensor deve ser posicionado pode ser exemplificado na Figura 4.5.

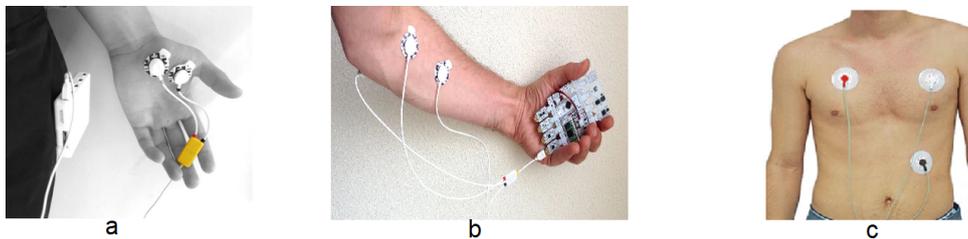


Figura 4.5: Exemplificação de como os eletrodos para cada tipo de sensor deve ser posicionado, sendo a) EDA, b) EMG e c) ECG. (Adaptado de [8] [9])

A partir de uma conexão *Bluetooth* entre o dispositivo e um computador, é possível receber sinais dos tipos de dados fisiológicos mencionados anteriormente em tempo real. Além disso, a empresa disponibiliza o aplicativo *OpenSignals* para essa medição, criando gráficos para cada tipo de teste possível para um acompanhamento mais didático.

²<https://www.pluxbiosignals.com/collections/bitalino>



Figura 4.6: Imagem do aparelho utilizado neste estudo junto aos 3 sensores (EDA, EMG, ECG)

Sensor EDA

O sensor EDA, utilizado neste estudo, possui as seguintes especificações:

- Amplitude: 0-25 μS com $VCC = 3.3\text{V}$
- Largura de Banda: 0-2.8Hz
- Consumo: $\pm 0.1\text{ mA}$
- Amplitude de voltagem de entrada: 1.8-5.5V

Adicionalmente, o dado digital recebido por este sensor não vem em micro-siemens. A conversão para essa medida é feita com a Equação 4.2:

$$EDA(\mu\text{S}) = \frac{ADC}{2^n} * VCC \quad (4.2)$$

$VCC = 3.3\text{V}$

EDA(μS) Valor do EDA em micro-siemens

ADC Valor amostrado pelo canal

n - número de bits do canal (os 4 primeiros canais (A1-A4) do sensor *BITalino* possui 10 bits de resolução, enquanto os outros 2 canais(A5-A6) possuem apenas 6 bits de resolução).

Sensor ECG

Já o sensor ECG utilizado possui as seguintes especificações:

- Ganho: 1100
- Amplitude: $\pm 1.5mV$ com $VCC = 3.3V$
- Largura de Banda: 0.5-40Hz
- Consumo: ± 0.17 mA
- Amplitude de voltagem de entrada: 2.0-3.5V
- Impedância de entrada: $7.5GOhm$
- CMRR: 86dB

Adicionalmente, o dado digital recebido por este sensor não vem em milivolts. A conversão para essa medida é feita com a Equação 4.3:

$$ECG(mV) = \left(\frac{\left(\frac{ADC}{2^n} - \frac{1}{2} \right) * VCC}{G_{ECG}} \right) * 1000 \quad (4.3)$$

$$VCC = 3.3V$$

$$G_{ECG} = 1100 \text{ (ganho do sensor)}$$

ECG(mV) valor do ECG em millivolts

ADC Valor amostrado pelo canal

n - número de bits do canal

Sensor EMG

O sensor EMG utilizado possui as seguintes especificações:

- Ganho: 1009
- Amplitude: $\pm 1.64mV$ com $VCC = 3.3V$
- Largura de Banda: 25-480Hz
- Consumo: ± 0.17 mA

- Amplitude de voltagem de entrada: 2.0-3.5V
- Impedância de entrada: 7.5GOhm
- CMRR: 86dB

Adicionalmente, o dado digital recebido por este sensor não vem em milivolts. A conversão para essa medida é feita com a Equação 4.3, entretanto no lugar de G_{ECG} , utiliza-se G_{EMG} , sendo este o ganho do EMG.

4.2.3 OpenSignals

Esse aplicativo consiste de uma plataforma para coletar dados fisiológicos de dispositivos da empresa *Plux*. A empresa o descreve como um software versátil de fácil visualização para observação de dados coletados em tempo real.

A partir desse programa, é possível analisar os dados coletados pelo sensor *BITalino* explicado anteriormente. Isso porque essa ferramenta cria gráficos simultaneamente a coleta de dados 4.7, específicos para cada tipo de teste realizado. Além disso, por ele é possível ajustar e configurar o dispositivo para saber qual teste cada porta dele está sendo usada.

O aplicativo também suporta salvar os dados que foram coletados em um período de tempo. Ademais, ele permite pequenas análises em cima desses dados e visualização de outros arquivos salvos anteriormente de dados fisiológicos coletados.

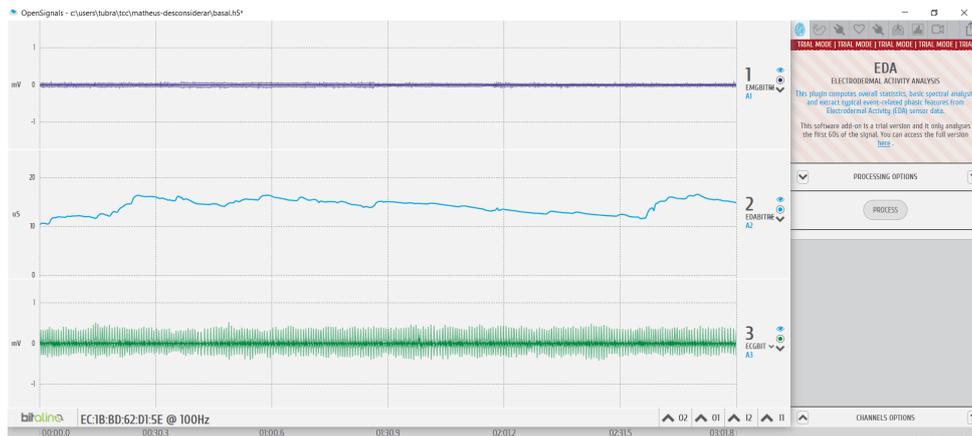


Figura 4.7: Exemplificação de gráficos criados pelo aplicativo de EMG, EDA e ECG em visualização de cima para baixo respectivamente.

4.3 Algoritmos de ajuste dinâmico de dificuldade

Neste trabalho foram usadas quatro versões do jogo com variações para um algoritmo de ADD, o ajuste de pulo e plataforma. Esse algoritmo foi criado como uma junção entre o ajuste feito por Rosa [2], de tamanho das plataformas e o criado por Santos e Moraes [5] em relação à amplitude do pulo da personagem principal. Nele a dificuldade, quanto mais fácil o jogo estiver, o pulo possuirá uma altura maior e as plataformas aumentaram em largura, quanto ao contrário, o pulo terá seu alcance menor e as plataformas se tornaram mais finas. Além disso, os níveis foram criados com foco no design, sendo assim, não há um incremento contínuo na dificuldade base de cada nível, podendo ser menor ou maior que os níveis anteriores. A explicação em relação a como esse ajuste principal é modificado será dada nesta seção.

4.3.1 Ajuste afetivo

Para esse algoritmo são utilizados a proporção entre o nível fásico e o nível tônico retornados pelo sensor de EDA, em que o valor fásico é prioritário. Com isso, a cada período de tempo específico (no caso deste estudo é 0,5 segundos), a proporção entre esses dois níveis é calculada e adicionada à dificuldade global do jogo.

4.3.2 Ajuste por performance

Nesse algoritmo, a variável global de dificuldade é incrementada ou diminuída com base na performance do jogador, ou seja, o quão bem ou ruim estão os resultados de suas ações. Quando o jogador realiza uma ação considerada falha, sendo estas, mortes e pulos falhos, o jogo tende a ficar mais fácil, enquanto realizando ações bem-sucedidas, sendo estas passar por pontos de salvamentos e realizar pulos com sucesso, o jogo tende a ficar mais desafiador.

Assim o jogo se ajusta de acordo com a habilidade do jogador, mas não leva em consideração o estilo do jogador. Nesse modelo, um jogador que morre ao tentar pegar uma chave por exemplo seria considerado uma falha, e ele deixaria o jogo mais fácil, mesmo que o jogador não esteja achando difícil o nível.

4.3.3 Ajuste híbrido

Esse ajuste usa os valores retornados da dificuldade calculados pelo ADD de performance e pelo afetivo para o seu cálculo, como exemplificado na Equação 4.4. Com isso ele usa tanto os dados fisiológicos do usuário em um determinado momento e a performance que

o jogador está exercendo, e a dificuldade global é calculada como a média entre esses dois valores.

$$difficulty = 0.5f * userDifficulty + 0.5f * edaDifficulty \quad (4.4)$$

4.4 Experimento

Esse projeto tem como objetivo testar a performance entre os diferentes tipos de ADD testados anteriormente por Rosa [2] e Santos e Moraes [5]. Desta vez, verificando diversos sensores conectados ao aparelho *BITalino* e utilizando o sensor escolhido para aplicar os diferentes modelos de ajuste de dificuldade (Sem ADD, ADD Afetivo, ADD de Performance e ADD Híbrido) para o trabalho de Santos e Moraes e, dessa forma, analisar a performance dos tipos de ADD feitos por eles com este aparelho.

Com isso, foram conduzidas duas baterias de testes. A primeira, para os testes dos diferentes tipos de sensores da plataforma *BITalino (r)evolution*, sendo estes os sensores para EDA, EMG e ECG. Essa primeira bateria tinha como objetivo identificar o melhor tipo de medida a ser usada posteriormente no jogo em seu ajuste afetivo. Nesses testes, os participantes foram colocados em um momento de repouso por 5 minutos, para recolhimentos de seus dados base, e posteriormente foi colocada uma versão do jogo sem ADD para medir seus dados durante a sessão. Todos os dados foram coletados usando o aplicativo *OpenSignals* em tempo real. Os testes dessa sessão consistiram das seguintes etapas:

1. Apresentação do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE).
2. Explicação breve da proposta do experimento.
 - Relato do tempo (5 minutos) para coleta dos dados basais para cada sensor.
 - Relato do tempo (20-25 minutos) para conclusão do experimento.
 - Orientação de que não poderá haver influências externas ao longo da duração do experimento.
 - Exibição dos dispositivos periféricos utilizados: mouse (para navegação em menus e questionários), fones de ouvido (para garantir uma experiência de jogo ininterrupta) e sensor *BITalino*, destacando as informações que serão registradas.
 - Orientação de que, a qualquer momento o usuário pode desistir do nível e/ou experimento.

3. O Voluntário é posicionado em um local distante da entrada do laboratório a fim de evitar interferências externas.
4. Dois eletrodos do sensor *BITalino* são posicionados na mão esquerda do usuário para coleta do EDA.
5. Três eletrodos são posicionados no antebraço do usuário para coleta do EMG.
6. Um eletrodo é posicionado diretamente abaixo de cada clavícula e outro diretamente abaixo do peitoral esquerdo do voluntário para coleta do ECG.
7. Inicia-se o jogo após esclarecer os controles do jogo e a coleta de dados basais.

A segunda bateria foi realizada testando quatro versões do jogo, uma versão sem ADD, outra com ADD afetivo, mais um com ADD por performance e por fim com ADD híbrido. Nessa bateria, cada participante respondia um questionário inicial de dados demográficos (Apêndice A) e testava uma das versões do jogo com seus dados fisiológicos sendo colhidos durante toda a sessão, mesmo que não fossem utilizados. Posteriormente, foi apresentado um questionário para dizer o que ele achou da experiência. Nessa bateria o experimento era consistia nos seguintes passos:

1. Apresentação do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE).
2. Explicação breve da proposta do experimento.
 - Relato do tempo (20-25 minutos) para conclusão do experimento.
 - Orientação de que não poderá haver influências externas ao longo da duração do experimento.
 - Exibição dos dispositivos periféricos utilizados: mouse (para navegação em menus e questionários), fones de ouvido (para garantir uma experiência de jogo ininterrupta) e sensor *BITalino*, destacando as informações que serão registradas.
 - Orientação de que a qualquer momento o usuário pode desistir do nível e/ou experimento.
3. O Voluntário é posicionado em um local distante da entrada do laboratório a fim de evitar interferências externas.
4. Dois eletrodos do sensor *BITalino* são posicionados na mão esquerda do usuário para coleta do EDA.
5. Inicia-se o jogo após esclarecer os controles do jogo e a coleta de dados basais.

Todas as baterias foram realizadas em uma sala com as presenças apenas do participante e dos pesquisadores, à temperatura constante provida por aparelhos de ar condicionado. Ao início de cada sessão foi apresentado um termo de consentimento ao voluntário e dadas instruções simples de como funciona o experimento, além de posicionar os sensores nos locais indicados na pessoa a ser testada.

Os testes foram realizados em um computador único com sistema operacional *Windows 10*, para não influenciar nos resultados. O computador possui como especificações de hardware 24 gigabytes de memória RAM e uma placa de vídeo *Nvidia GeForce GTX 1050TI*. Com isso tudo, não houve problemas quanto à performance do jogo ou dos dados coletados.

Capítulo 5

Testes e Resultados

Neste capítulo serão apresentados os testes realizados em cada bateria, os dados dos participantes e os resultados atingidos em cada experimento.

5.1 Primeira Bateria

Essa bateria, como descrito anteriormente, teve o intuito de testar os sensores de EDA, EMG e ECG do dispositivo *BITalino*. Isso foi feito com o objetivo de identificar o melhor sensor a ser usado posteriormente na segunda bateria na coleta de dados.

Primeiramente, serão descritos os dados sociodemográficos dos participantes e, posteriormente, os resultados adquiridos e a conclusão realizada a partir deles.

5.1.1 Participantes

Essa amostra contou com 17 participantes, porém, 2 tiveram seus testes descartados, por inconsistências nos resultados. Todos jogaram uma versão do jogo de 8 níveis personalizados mais tutorial sem aplicação de ADD, com seus dados captados pelos 3 sensores para análises posteriores. Os dados sociodemográficos dos participantes foram os seguintes:

- 13,3% dos participantes se identificam com o gênero feminino, enquanto 86,7% se identificam com o gênero masculino;
- A média de idade dos participantes foi de 24 anos, com desvio padrão de 6,29;
- Quanto à dificuldade em jogos, 5 preferem a dificuldade em difícil, 3 em fácil e 7 em médio;
- Em relação a pergunta “Quanto você está familiarizado com jogos de plataforma (ex: Mario, Sonic)?”, com a resposta podendo ser 1, nenhum pouco a 7, muito acostumado, a média foi 4,73 com desvio padrão de 3,2;

- A respeito da pergunta “Quanto você se considera um jogador dedicado”, em que a resposta possível pode ser 1, pouco dedicado a 7, muito dedicado, a média de respostas foi 5,13 com desvio padrão de 3,32.

5.1.2 Resultados

Como o objetivo dessa bateria era identificar o sensor que melhor poderia se adequar a este estudo, juntamente com o jogo na coleta de dados, as informações quanto a performance de cada participante não era relevante para essa decisão. Nesses testes, foi utilizado o programa *OpenSignals* explicado anteriormente no capítulo 4, para o acompanhamento em tempo real dos dados captados pelos participantes.

A respeito do sensor de ECG, foi relatado um desconforto pelos voluntários, por conta da forma em que esses sensores são posicionados. Isso porque eles são fixados no peitoral dos participantes, como é possível visualizar na Figura 4.6 c). Em sua maioria, os voluntários consideraram invasivo, adicionalmente, devido à presença de pelos presentes na região em alguns participantes, o uso do sensor poderia se tornar desconfortável ou até mesmo doloroso.

Além desse fator, o sensor apresentou ser extremamente vulnerável a movimentos, tornando os dados pouco fidedignos. Por fim, houve uma grande captação de ruídos durante todo o tempo em todas as sessões realizadas, como demonstrado na Figura 5.1.

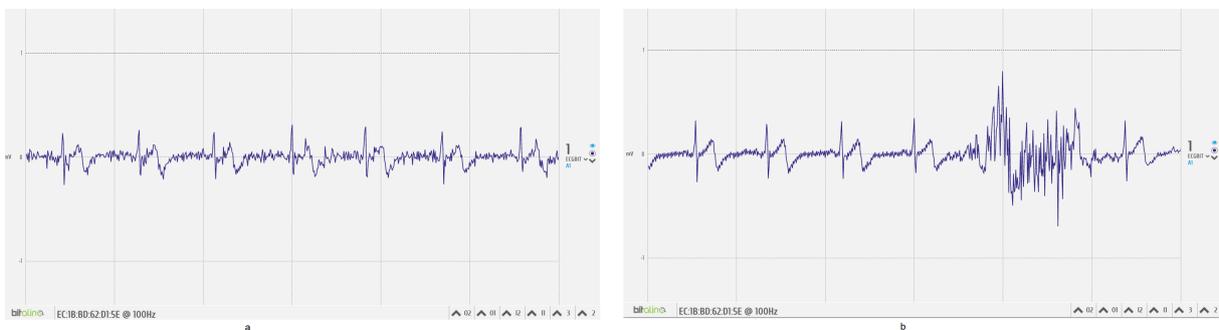


Figura 5.1: Imagem dentro do período de 6 segundos exemplificando a coleta realizada com o sensor ECG em uma das sessões realizadas com um voluntário do sexo masculino de 23 anos. a) período coletado durante a resposta do questionário. b) período coletado durante o jogo com ruídos advindos da movimentação do voluntário.

Enquanto o sensor de EMG, comparado ao sensor ECG não tem tantos problemas quanto a ser invasivo, visto que o mesmo foi posicionado no braço do voluntário como é possível visualizar na Figura 4.6 b). Entretanto ainda possui o problema de ser desconfortável ou doloroso devido à presença de pelos.

Além disso, a leitura do sensor de EMG possui uma certa regularidade em que o sinal não varia o suficiente para ser utilizado em um jogo de plataforma como o proposto neste estudo, como demonstrado na Figura 5.2, pois não há situações de surpresa e adrenalina que possam causar movimentos bruscos. Tendo isso em mente, esse sensor pode ser mais efetivo ao ser utilizado em jogos de terror ou ação, visto que estes causariam uma maior resposta motora no jogador.

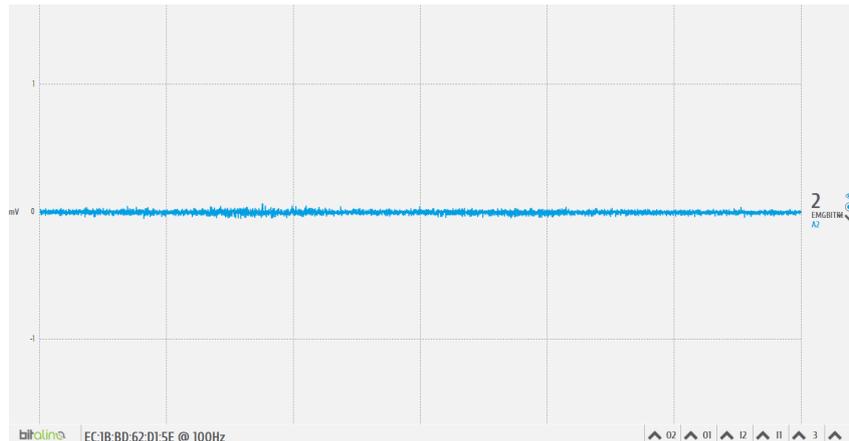


Figura 5.2: Imagem dentro do período de 30 segundos exemplificando a coleta realizada com o sensor EMG em uma das sessões realizadas com um voluntário do sexo masculino de 23 anos.

Por fim, o sensor EDA foi o que apresentou menor quantidade de ruídos ao longo do experimento, exemplificado na Figura 5.3. Adicionalmente, em relação aos sensores mencionados, ele é menos afetado por movimentos bruscos. Ademais, ele pode ser bastante influenciado pela temperatura do ambiente e pela quantidade de movimentação realizada pelo usuário, pois tende a aumentar a sua sudorese.

Outro ponto a destacar é que o sensor EDA apresentou uma melhor resposta à agitação do usuário, por ser menos afetado por ruídos, o que pode ser mais adequado para a análise do estado afetivo do usuário em resposta aos eventos presentes no jogo, dessa forma possibilitando um melhor ajuste de dificuldade.

Considerando isso, ao fim da bateria, foi decidido que o sensor a ser usado no ADD afetivo e híbrido dentro jogo seria o sensor de EDA. Isso porque foi o que apresentou resultados de forma mais consistente e compreensível entre os três sensores testados. Este sensor também tem sido um dos mais utilizados na área de pesquisa em ajuste dinâmico de dificuldade em jogos, o que permite a verificação da possibilidade do *BITalino* ser um aparelho tão propício para esse tipo de análise quanto outras ferramentas no âmbito acadêmico.

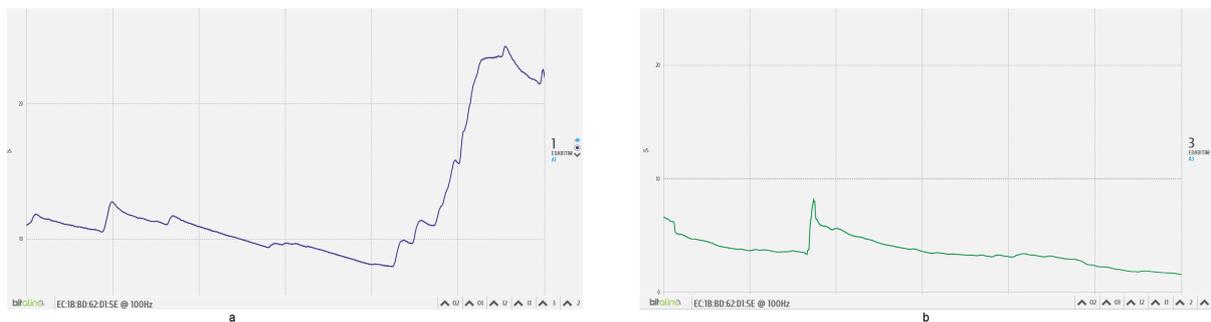


Figura 5.3: Imagem dentro do período de 2 minutos exemplificando a coleta realizada com o sensor EDA em uma das sessões realizadas com um voluntário do sexo masculino de 23 anos. a) período coletado enquanto ele jogava. b) período coletado durante o jogo com um ruído advindo da movimentação do voluntário.

5.2 Segunda bateria

A segunda bateria tinha como meta medir a eficácia de cada modelo de ADD, como explicado previamente. Esse estudo teve como finalidade identificar o modelo de ajuste que melhor proporciona e mantém o jogador em estado de fluxo.

Serão descritos, primeiramente, os dados referentes aos voluntários dos testes e, em seguida, as respostas resultantes do experimento e as inferências feitas a partir destas.

5.2.1 Participantes

Na segunda bateria foram submetidos 34 voluntários, com 2 descartes, um por desistência, em meio aos testes e outro por dificuldade de conseguir fixar os eletrodos na pele. Todos os participantes jogaram uma das 4 versões do jogo com 10 níveis diferentes da primeira bateria mais tutorial, possibilitando que voluntários da primeira amostra participassem desta também. Cada participante jogou com o sensor de EDA durante a sessão, com os dados sendo monitorados em tempo real, mesmo não sendo utilizado no jogo, para posteriores análises. Os dados sociodemográficos destes participantes foram:

- 18,75% dos participantes se identificam com o gênero feminino, enquanto 81,25% se identificam com o gênero masculino;
- A média de idade dos participantes foi de 24,38 anos, com desvio padrão de 6,28;
- Quanto a dificuldade em jogos, 11 preferem a dificuldade em difícil, 5 em fácil e 16 em médio;

- Em relação à pergunta “Quanto você está familiarizado com jogos de plataforma (ex: Mario, Sonic)?”, com a resposta podendo ser 1, nenhum pouco a 7, muito acostumado, a média foi 5,06 com desvio padrão de 1,95;
- A respeito da pergunta “Quanto você se considera um jogador dedicado”, em que a resposta possível pode ser 1, pouco dedicado a 7, muito dedicado, a média de respostas foi 4,94 com desvio padrão de 1,76.

5.2.2 Resultados

Para essa bateria, foram utilizados principalmente os questionários respondidos pelos participantes ao fim de cada sessão. Isso porque os questionários continham a avaliação de cada voluntário quanto a sua experiência ao longo da sessão, isto é, questões referentes a dificuldade do jogo, nível de divertimento, frustração, tédio, assim como informações relacionadas ao estado de fluxo, entre outros dados.

Em relação a quanto o participante se sentiu frustrado, entediado ou entretido durante o jogo pode ser visto na Figura 5.4. Como pode ser verificado, o jogo com modelo de ADD por performance proporcionou a maior média quanto ao entretenimento, seguido pelos modelos afetivo e híbrido. Enquanto isso, o jogo sem ajuste foi o que apresentou maiores níveis de frustração no geral. Por fim, o modelo híbrido foi o que apresentou o maior índice quanto ao tédio, seguido pelo modelo afetivo.

Esses dados podem ser interpretados separadamente para cada modelo. O jogo sem ADD foi o que possui a menor média em divertimento e o maior nível de frustração. Ademais, foi o modelo que possuiu divergência quanto à opinião sobre ele, como pode ser visto em seu desvio padrão. Isso indica que esse modelo não proporcionou uma experiência de jogo tão envolvente e pode não ter sido capaz de gerar o estado de fluxo nos participantes.

Enquanto isso, o modelo de ADD por performance possui a maior média de entretenimento e as menores médias de tédio e frustração, transformando-o em candidato a melhor proporcionar condições favoráveis ao estado de fluxo aos voluntários. Por fim, os últimos dois modelos obtiveram o mesmo nível de diversão, porém, o afetivo se saiu melhor por possuir menor índice de tédio e frustração comparado ao modelo híbrido. Outro ponto é que o modelo híbrido possui a maior divergência quanto às respostas, representando uma menor consistência em seu ajuste comparado aos outros modelos.

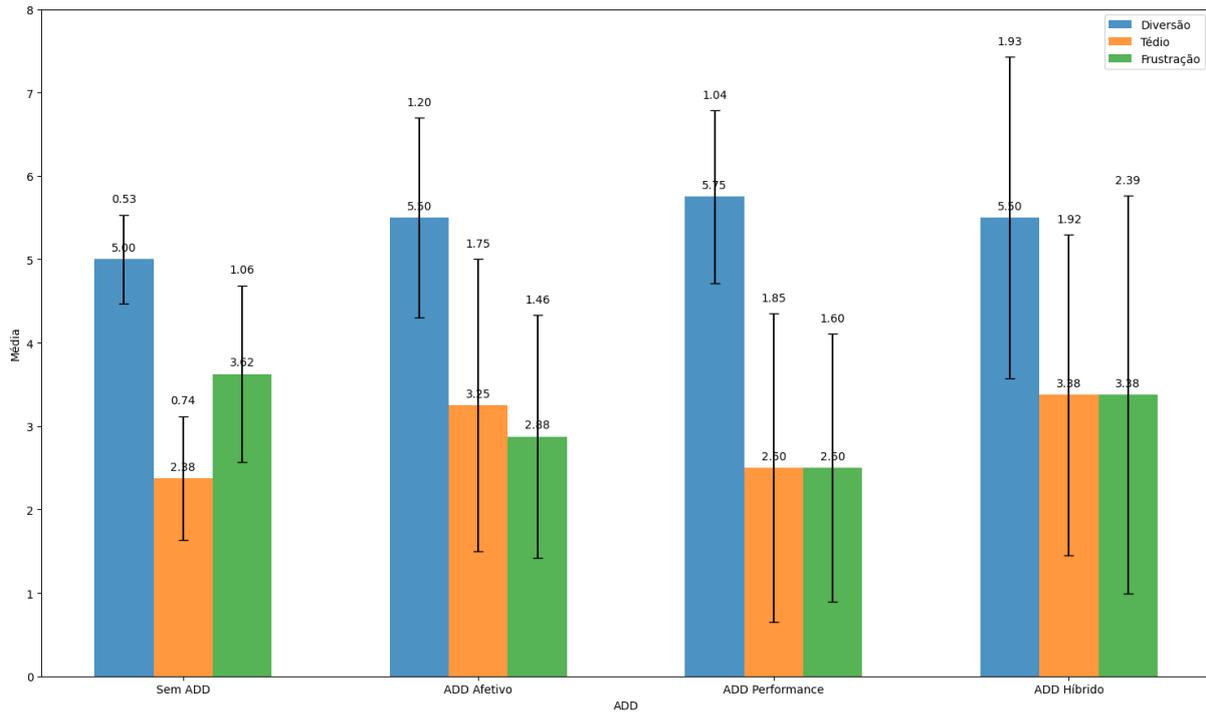


Figura 5.4: Média das respostas sobre o quanto o jogador se divertiu, se sentiu entediado e se sentiu frustrado durante a sessão agrupado por cada modelo de ADD.

Quanto à experiência do jogador foram feitas as perguntas que podem ser visualizadas em forma de gráfico nas imagens 5.5 e 5.6. Essas perguntas podem ser divididas em basicamente duas categorias: categoria das avaliações, referentes ao grau de imersão do jogador, “*Em vários momentos me vi fazendo coisas automaticamente, sem precisar pensar*”; “*Eu perdi a noção do tempo enquanto jogava o jogo*” e “*Minha atenção estava inteiramente focada no jogo*”. A outra categoria refere-se ao nível de desafio do jogo em relação ao nível de habilidade do jogador.

Em relação ao quanto o jogo foi desafiador, o jogo sem ajuste possui a maior média, o que pode indicar que foi o mais difícil em concluir, além do que, o de performance e o híbrido apresentaram uma média menor.

Sobre a atenção do indivíduo estar inteiramente focada no jogo, o modelo sem ADD apresentou a maior média, o que pode representar um melhor desempenho em fazer com que os jogadores mantenham-se focados durante a sessão.

No que se refere à perda de noção de tempo, o modelo híbrido obteve a maior média, indicando que ele é capaz de proporcionar uma melhor imersão. Vale ressaltar que, apesar de logo após estar o jogo sem ADD, este possui um desvio padrão muito alto, indicando uma discordância elevada entre os participantes, o que é um indicador de que ele não é adaptável a cada jogador nesse aspecto.

Acerca de ter gostado da experiência geral do jogo, com exceção do modelo afetivo, todos ficam bem próximos em suas médias. Por conta de todos os desvios se interceptarem, não é possível se chegar a uma conclusão certa sobre qual se saiu melhor nesse aspecto.

No que diz respeito ao desafio proporcionado em relação à capacidade do indivíduo conseguir passar por ele, o modelo sem ADD teve a maior média, o que pode indicar que este jogo teve os desafios mais balanceados aos participantes. Vale salientar que o modelo híbrido obteve um alto desvio padrão, o que pode indicar uma adaptação não tão eficaz para alguns casos.

Em referência a como o voluntário se viu fazendo ações automáticas durante o jogo, o híbrido possui a média mais elevada. Nesse caso, os desvios estão bem próximos uns dos outros, o que pode ser um indicador de que eles obtiveram respostas bem próximas nesse aspecto.

Por fim, também em relação ao desafio, porém na pergunta referente ao fato de o participante achar que a dificuldade foi proporcional à habilidade dele, o jogo sem ADD obteve a maior média. Além disso, os modelos híbrido e afetivo possuem um desvio muito alto, mais uma vez indicando que eles se adaptaram aos diferentes estilos de jogador com menor eficiência, gerando uma grande diferença entre as respostas dos voluntários.

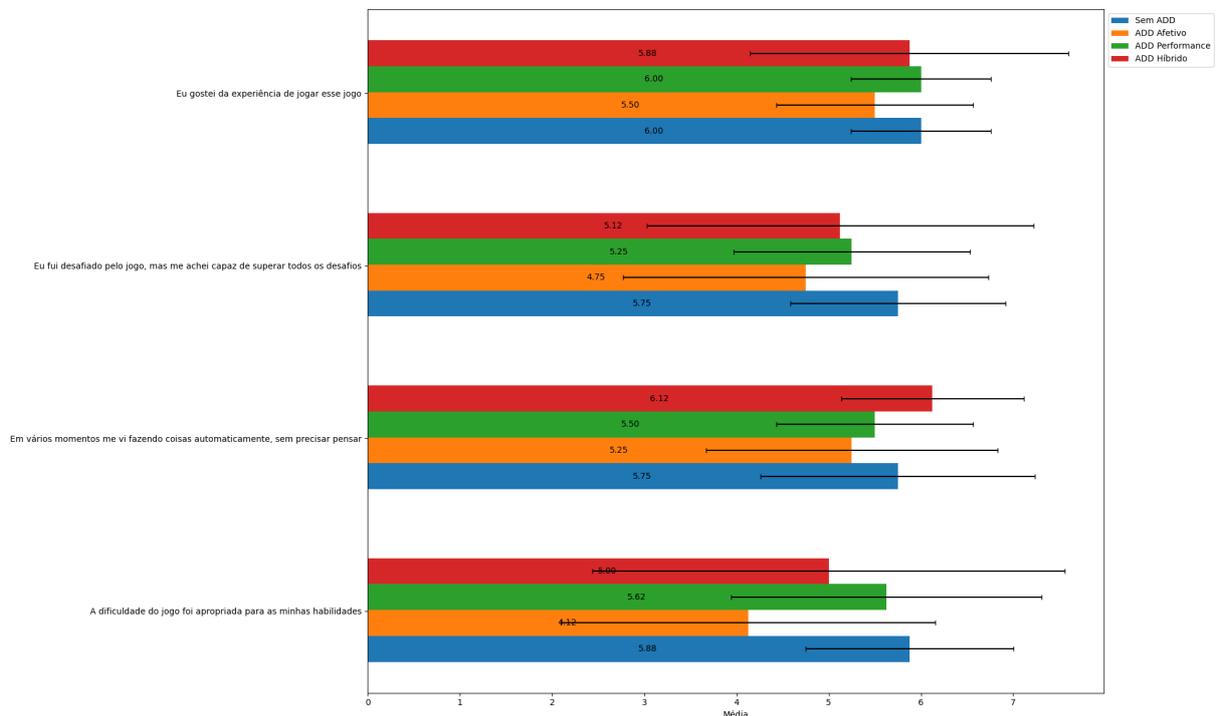


Figura 5.5: Média das respostas sobre experiência e imersão do jogador para cada modelo de ajuste dinâmico de dificuldade.

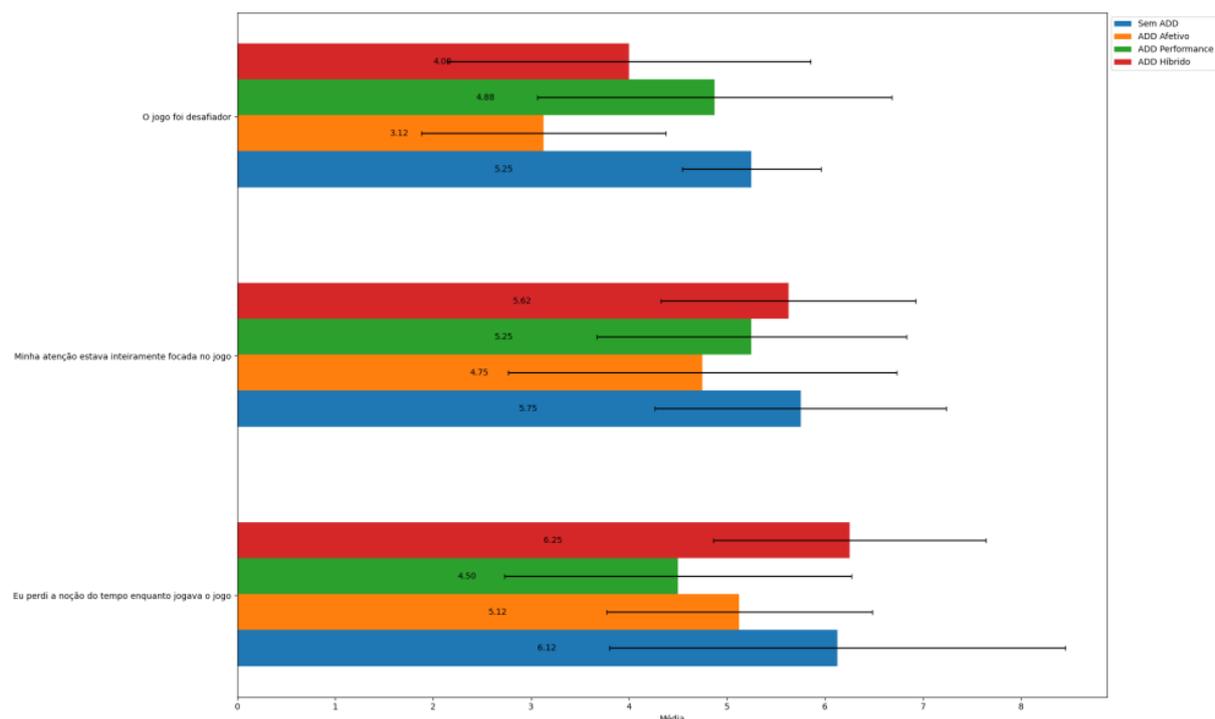


Figura 5.6: Média das respostas sobre experiência e imersão do jogador para cada modelo de ajuste dinâmico de dificuldade.

Uma outra informação importante quanto à amostra deste experimento pode ser visualizada na tabela 5.1. A partir dos dados, é possível inferir que houve pouca participação de jogadores casuais e que, em sua maioria, a participação foi composta por jogadores dedicados. Isso pode ter impactado as respostas dadas às perguntas anteriores, originando um viés devido à população desta amostra.

	Sem ADD	ADD performance	ADD afetivo	ADD híbrido
Casual (1-3)	1	1	2	2
Padrão (4)	1	1	1	0
Dedicado (5-7)	6	6	5	6

Tabela 5.1: Tabela representando o número de jogadores por nível de dedicação (baseado no questionário inicial Apêndice A.1) em relação ao modelo testado por elas.

Relativo à taxa de completude dos níveis durante as sessões, como representado na tabela 5.2, podemos ver um alto índice de finalização para cada nível para todos os ADDs. Entretanto, tanto no ADD de performance, quanto no ADD híbrido houve alguns casos em que os jogadores não conseguiram concluir alguns estágios. Isso pode ser resultado de uma má adequação de dificuldade desses ajustes tornando a fase difícil demais para

um determinado usuário e causando frustração, bem como ocasionando a desistência do voluntário nesta essa fase.

	Sem ADD	ADD performance	ADD afetivo	ADD híbrido
1	100%	100%	100%	100%
2	100%	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%	100%
4	100%	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%	100%
6	100%	87,5%	100%	100%
7	100%	100%	100%	100%
8	100%	100%	100%	100%
9	100%	100%	100%	100%
10	100%	87,5%	100%	87,5%
total	100%	97,75%	100%	98,75%

Tabela 5.2: Tabela representando a taxa de completude por nível e modelo de ADD.

No que diz respeito ao número de mortes por nível a cada tipo de ajuste, como detalhado na tabela 5.3, pode-se identificar uma elevada taxa de mortes tanto no modelo sem ADD quanto no modelo por performance. Infere-se que o modelo sem ADD por si só possui estágios de dificuldade bem elevadas para o nível de habilidade dos participantes dessa amostra.

No caso do ajuste de performance, pode-se verificar uma baixa taxa de morte nos níveis iniciais que é quando a performance do usuário não foi totalmente avaliada, entretanto nos níveis finais é possível notar que este valor aumenta. Apesar disso, comparado ao modelo sem ajuste, o aumento não é tão significativo, o que demonstra uma melhor adequação ao nível de habilidade de seus usuários.

Acerca do ajuste afetivo, houve um índice bem pequeno de mortes, o que pode indicar um nível de dificuldade bem baixo, tornando o desafio bem abaixo das habilidades dos participantes desse grupo. Com isso, é possível deduzir que esse modelo não causou frustração, mas, ainda assim, pode ter causado um aumento no tédio aos voluntários.

Sobre o ajuste híbrido, em comparação aos modelos anteriores, pode-se concluir que ele apresentou um desafio mais condizente com a habilidade do jogador, no contexto de não aparentar uma dificuldade tão baixa quanto o modelo afetivo e nem uma dificuldade elevada como os modelos híbridos e sem ajustes. Ele também não apresenta casos extremos de repetições de fatalidades em um mesmo nível. Adicionalmente, não houve casos em que a média de mortes em um mesmo nível tenha sido zero.

	Sem ADD	ADD performance	ADD afetivo	ADD híbrido
1	0	0	0,125	0,25
2	1,625	0,375	0,875	1,375
3	0	0,125	0	0,125
4	3,625	1,875	1,375	1,875
5	0,75	1,125	0	0,25
6	5,5	6,625	1,125	4,25
7	0,375	2,125	0,25	0,75
8	5,375	6,375	1,125	2,875
9	1	2,75	0,5	1,5
10	18,875	12,625	3,25	7,75
média total	3,71	3,4	0,86	2,1

Tabela 5.3: Tabela representando a média de mortes por nível e modelo de ADD (não incluso o tutorial).

No âmbito de tempo médio por fase de acordo com o modelo testado, indicado na tabela 5.4, é possível induzir que, assim como inferido anteriormente pela tabela 5.3, os modelos mantêm seu padrão, no que diz respeito à performance, em adequação à determinada habilidade dos participantes. No entanto, o nível 10 é particularmente notável devido a sua alta variabilidade no tempo médio de conclusão ao comparar cada modelo. Neste estágio as diferenças ficam mais visíveis. Como exemplo o tempo bem mais elevado que os modelos sem ADD e de performance possuem na conclusão em relação aos outros 2 modelos, demonstrando uma dificuldade bem maior que esses jogos apresentaram aos seus participantes.

	Sem ADD	ADD performance	ADD afetivo	ADD híbrido
1	22,56	27,85	27,87	28,03
2	62,74	57,03	57,64	68,15
3	24,37	31,44	24,73	27,98
4	70,97	64,22	49,14	59,63
5	35,66	44,39	28,61	36,32
6	91,09	97,46	57,77	76,03
7	38,46	60,30	33,99	39,87
8	111,54	126,47	62,69	80,1
9	60,48	73,91	54,82	84,85
10	303,98	226,83	112,65	165,70
média total	82,19	80,99	50,99	66,67

Tabela 5.4: Tabela representando a média de tempo por nível e modelo de ADD (não incluso o tutorial) em segundos.

Capítulo 6

Considerações finais

Neste capítulo serão abordadas as conclusões inferidas a partir dos resultados das baterias de testes e serão apontados possíveis caminhos para futuros projetos nesta área de pesquisa.

6.1 Conclusões

O estudo sobre modelos de ajuste dinâmico de dificuldade vem se tornando de grande importância com o crescimento da indústria de jogos eletrônicos. Com o aumento da diversidade de usuários, torna-se cada vez mais necessário que os jogos se adaptem às diversas realidades de quem os joga, para que assim agrade um público alvo maior. Com esse foco, os tipos de ADD tentam tornar uma experiência desafiadora, mas sem exageros a todos os jogadores, se adequando a cada tipo de habilidade deles.

Esse estudo teve como foco dois objetivos principais, levando em conta o cenário citado anteriormente. O primeiro, testar a eficiência da plataforma *BITalino* para coleta de dados e o uso deles nos ajustes de dificuldade, em comparação a outras ferramentas disponíveis para esse princípio.

O outro objetivo, foi verificar, utilizando o aparelho *BITalino* com o sensor escolhido na primeira bateria de testes (EDA), a performance de diferentes modelos para ajuste de dificuldade (Sem ADD, ADD Afetivo, ADD de Performance e ADD Híbrido) em comparação aos estudos anteriores feito por Rosa [2] e Santos e Moraes [5].

Com esse intuito foram desenvolvidas quatro versões do mesmo jogo, com diferentes tipos de ADD. Os ajustes foram feitos como variação do conjunto entre o ADD de plataforma desenvolvido por Rosa [2] e o ADD de pulo feito por Santos e Moraes [5]. Com esse modelo primário, foram criadas quatro versões dele: o modelo sem nenhum ajuste, o modelo que utiliza a performance para a alteração, o modelo que utiliza o estado afe-

tivo do usuário para a modificação, e, por fim, o modelo que utiliza uma junção dos dois anteriores para suas alterações.

Dessa forma, foram feitas duas baterias de testes, uma primeira para a escolha do sensor a ser usado no ajuste afetivo e híbrido realizado no jogo. Com o fim dela, foi decidido que o sensor que obteve os resultados mais promissores foi o sensor de EDA, e que este seria usado na coleta de dados do jogo a ser usado na segunda bateria.

Na segunda bateria, foram realizados testes com as quatro versões do jogo citadas anteriormente para a análise de qual seria mais eficaz em certos aspectos. Para isso, foram utilizados tanto os dados providos das respostas dos usuários aos questionários apresentados, quanto os dados de suas performances durante a sessão.

Quanto ao aspecto do estado afetivo dos participantes, referentes ao tédio, frustração e entretenimento colocados no gráfico 5.4, foram utilizadas as respostas providas ao último questionário. Nesse caso, o ajuste que apresentou os melhores resultados foi o ADD por performance, mostrando que ele em geral causa o estado afetivo almejavél.

Ao que se refere à imersão e desafio, analisando as respostas providas ao questionário final, demonstrado nos gráficos 5.5 e 5.6, os modelos que melhor apresentaram resultados relativos à imersão foram os modelos híbrido e sem ajuste. Quanto ao aspecto do desafio, o jogo sem ADD foi o mais promissor, seguido pelo ADD por performance que também apresentou bons resultados.

Adicionalmente, utilizando os dados coletados pelo jogo ao longo de cada sessão, a taxa de conclusão de níveis 5.2 nas sessões não apresentou resultados tão divergentes entre os quatro modelos. Por conta desses dados, não é possível tirar conclusões satisfatórias referentes a esse parâmetro.

Além disso, foram coletados também dados relativos a taxa de mortes por nível e modelo de ADD 5.3. Nesse contexto o modelo que apresentou melhores resultados foi o híbrido. Isso se dá devido ao fato de que enquanto ele não torna o jogo tão difícil quanto os modelos de performance e sem ADD, ele também não facilitou demais o jogo como o modelo afetivo.

De maneira similar, foram adquiridas informações quanto a média de tempo por nível e modelo de ADD 5.4, que suportaram o resultado adquirido pela tabela referenciada anteriormente. Isso fortalece a ideia de que o modelo híbrido obteve uma performance melhor quanto ao ajuste da dificuldade para as capacidades dos participantes ao manter a média de tempo em níveis não tão elevados e não tão reduzidos.

Em conclusão, o aparelho *BITalino* apresentou resultados satisfatórios quanto a coleta de dados dos voluntários, pois, não existiram casos na segunda bateria, em que houve desconexão do sensor. Os dados foram coletados em tempo real sem uso adicional de aplicativos e, além de manterem sua consistência ao longo da execução, o sensor utilizado

(EDA) não apresentou alta sensibilidade a ruídos e movimentos. Outro ponto, é seu preço mais acessível financeiramente ao sensor utilizado nos estudos prévios a este (*Empatica 4*). Isso o torna uma ótima alternativa para a coleta de dados a jogos que se utilizam do ADD afetivo ou híbrido em seus projetos.

Ademais, referente à análise dos modelos de ADD, ao utilizar os dados analisados anteriormente e o fato de a população que foi testada ser majoritariamente composta por jogadores considerados dedicados 5.1, é possível concluir dois aspectos. O primeiro, referente à percepção desses usuários, de acordo com as respostas apresentados por eles, o modelo por performance foi o mais adequado a criar e manter um estado afetivo positivo, enquanto o modelo sem ADD foi o que melhor proporcionou imersão e desafio aos participantes.

O segundo aspecto refere-se aos dados de performance dos jogadores. Nessa análise, o modelo que saiu melhor foi o ADD híbrido, por apresentar o resultado que mais demonstra um balanceamento entre o desafio proporcionado ao jogador e a seu nível de habilidade.

6.2 Trabalhos futuros

Para futuros projetos, existem algumas vertentes promissoras a serem analisadas, usando como base este estudo. Uma interessante abordagem, seria utilizar outros sensores da plataforma *BITalino* para coleta de dados fisiológicos, como também, realizar testes com combinações entre dois ou mais sensores diferentes com este aparelho.

Além disso, há possibilidade de experimentar a modificação de outros componentes do jogo e suas características como, velocidade de ataque dos inimigos, quantidade de obstáculos no mapa (espinhos, inimigos, veneno) ou outros aspectos do jogador seu ataque (velocidade e alcance), sua movimentação (aceleração e velocidade máxima), quantidade de vidas.

Um outro estudo pode ser feito em relação a população utilizada na testagem desses jogos. Primeiramente realizar o experimento em uma maior quantidade de indivíduos para aumentar a taxa de amostragem. Além de usar uma população mais diversa entre jogadores casuais e dedicados, o que deve impactar nos resultados obtidos.

Complementar a isso, testar esses modelos de ADD em diferentes estilos de jogos que não sejam plataforma, para a análise desses ajustes em outras situações. Outro ponto, a se chamar atenção é o fato de alguns sensores poderem ser melhor utilizados para outros gêneros de jogo, como citado anteriormente.

Adicionalmente, outra área seria o teste do ajuste de amplitude do pulso separado do ajuste plataforma, para os modelos afetivo e híbrido. Além disso, um outro objeto de

pesquisa seria combinar estudos sobre aprendizado de máquina em ajustes de dificuldade com ajustes realizados sobre o estado afetivo do usuário.

Outro estudo importante seria referente a quando o ajuste é aplicado. Neste estudo o ajuste foi aplicado ao mudar de fase, dessa forma estudar o impacto causado pela alteração da dificuldade em diferentes momentos do jogo pode causar, por exemplo ao mudar de fase, ao morrer ou até mesmo em tempo real.

Por fim, um objeto de estudo possível seria o ajuste dinâmico em tempo real e não apenas como aplicado neste estudo. Uma possível maneira de realizar isso, seria ajustar segmentos que ainda não foram visitados e não são diretamente visíveis ao jogador, sem necessariamente precisar de o jogador morrer ou passar de nível para que a modificação ocorra.

Referências

- [1] Mourato, Fausto e Manuel Santos: *Measuring difficulty in platform videogames*. páginas 173–180, janeiro 2010. x, 8, 26
- [2] Rosa, Marcos Paulo Cayres: *Ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma*. Universidade de Brasília, 2019. x, xii, 2, 6, 12, 16, 21, 22, 23, 30, 32, 33, 35, 37, 42, 43, 57
- [3] Byrne, Ed: *Game Level Design (Game Development Series)*. Charles River Media, 2004, ISBN 9781584503699. x, 12, 13
- [4] Russell, James A.: *A circumplex model of affect*. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6):1161–1178, dec 1980. x, 18, 19
- [5] Santos, Eduardo de Azevedo dos e Iago Lobo Ribeiro de Moraes: *Comparação de ajustes dinâmicos de dificuldade aplicados a diferentes elementos de jogo*. 2021. x, 2, 23, 32, 42, 43, 57
- [6] Oliveira, Rennê Ruan Alves de: *Análise de diferentes algoritmos de ajuste dinâmico de dificuldade que utilizam dados de atividade eletrodérmica em jogos digitais*. 2021. x, 24, 25
- [7] Aguiar, João Victor Santos e Lucas Vanderlei Fernandes: *Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos a partir de variáveis do jogo e do usuário*. 2017. x, 15, 27
- [8] Aziz, Mohamad Asyraf Faris Abdol, Ahmad Faizal Salleh, Sukhairi Sudin, Fezri Aziz, Ali Yeon Mohamad Shakaff, Mohammad Shahril Salim e Norasmadi Abdul Rahim: *Athlete overtraining monitoring system*. Em *Proceedings of the International Colloquium on Sports Science, Exercise, Engineering and Technology 2014 (ICoSSEET 2014)*, páginas 209–217. Springer Singapore, 2014. xi, 38
- [9] Dertien, Edwin: *Use bitalino to graph your biosignals and play pong!* Relatório Técnico, 2016. <https://makezine.com/projects/use-bitalino-graph-biosignals-play-pong/>. xi, 38
- [10] Mourato, Fausto: *Enhancing automatic level generation for platform videogames*. 2015. xii, 7, 8, 22
- [11] Naji, Sam e Damian Abrahams: *2022 was notably a year of growth in the industry, not decline*. WebPage, 2023. 1

- [12] Csikszentmihalyi, Mihaly: *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. Harper Perennial, New York, NY, March 1991, ISBN 0060920432. http://www.amazon.com/gp/product/0060920432/ref=si3_rdr_bb_product/104-4616565-4570345. 1, 10, 15, 23, 27
- [13] Rosa, Marcos Paulo Cayres: *Ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em um jogodo gênero plataforma*. 2022. 2, 36
- [14] Stenros, Jaakko: *The game definition game: A review*. Games and Culture, 12(6):499–520, jun 2016. 4
- [15] Juul, Jesper: *The game, the player, the world: Looking for a heart of gameness*. 2003. <https://www.jesperjuul.net/text/gameplayerworld/>. 4
- [16] Greg, Costikyan: *I have no words i must design: Toward a critical vocabulary for games*. June 2002. <http://www.digra.org/wp-content/uploads/digital-library/05164.51146.pdf>. 5
- [17] Salen, Katie e Eric Zimmerman: *Rules of Play : Game Design Fundamentals*. The MIT Press, 2004. 5, 9
- [18] Crawford, Chris: *The Art of Computer Game Design*. Osborne/McGraw-Hill, 1984, ISBN 0881341177. 6
- [19] Minkkinen, Toni: *Basics of platform games*. 2016. 7, 30
- [20] Huizinga, Johan: *Homo ludens-a study of the play element in culture*. Beacon press, 1950. 8
- [21] Fullerton, Tracy: *Game Design Workshop. A Playcentric Approach to Creating Innovative Games*. janeiro 2008, ISBN 9780240809748. 8
- [22] Novak, Jeannie: *Desenvolvimento de games*. Cengage Learning, 2011, ISBN 9788522127252. 9, 14
- [23] Fortugno, Nick: *The strange case of the casual gamer*. Em *Game Usability: Advice from the Experts for Advancing the Player Experience*, 2008. 9
- [24] Sweetser, Penelope e Peta Wyeth: *Gameflow: A model for evaluating player enjoyment in games*. Computers in Entertainment, 3(3):3–3, jul 2005. 10
- [25] Chen, Jenova: *Flow in games (and everything else)*. Communications of the ACM, 50(4):31–34, apr 2007. 11, 16
- [26] Cowley, Ben, Darryl Charles, Michaela Black e Ray Hickey: *Toward an understanding of flow in video games*. Computers in Entertainment, 6(2):1–27, jul 2008. 11
- [27] Malone, Thomas W.: *Heuristics for designing enjoyable user interfaces*. Em *Proceedings of the 1982 conference on Human factors in computing systems - CHI '82*. ACM Press, 1982. 12

- [28] Aponte, Maria Virginia, Guillaume Levieux e Stéphane Natkin: *Difficulty in video games : An experimental validation of a formal definition*. Em *Proceedings of the 8th International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology*. ACM, nov 2011. 13
- [29] Nicollet, Victor: *Difficulty in dexterity-based platform games*, março 2004. <https://www.gamedev.net/tutorials/game-design/game-design-and-theory/difficulty-in-dexterity-based-platform-games-r2055/>. 13
- [30] H., José Antonio Martín, Javier de Lope e Darío Maravall: *Adaptation, anticipation and rationality in natural and artificial systems: computational paradigms mimicking nature*. *Natural Computing*, 8(4):757–775, aug 2008. 14
- [31] Lopes, Ricardo e Rafael Bidarra: *Adaptivity challenges in games and simulations: A survey*. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 3(2):85–99, jun 2011. 14
- [32] Araujo, Bruno Baère Pedrazzi Lomba de: *Um estudo sobre adaptatividade dinâmica de dificuldade em jogos*. Tese de Doutorado, setembro 2012. 14, 15
- [33] Zohaib, Mohammad: *Dynamic difficulty adjustment (DDA) in computer games: A review*. *Advances in Human-Computer Interaction*, 2018:1–12, nov 2018. 15
- [34] Andrade, Gustavo, Geber Ramalho, Alex Gomes e Vincent Corruble: *Dynamic game balancing: An evaluation of user satisfaction*. páginas 3–8, janeiro 2006. 15
- [35] 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*. ACM, aug 2008. 17
- [36] Compton, Kate e Michael Mateas: *Procedural level design for platform games*. páginas 109–111, janeiro 2006. 17
- [37] Giggins, Oonagh M, Ulrik Persson e Brian Caulfield: *Biofeedback in rehabilitation*. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 10(1):60, 2013. 19, 20
- [38] Soares, Rodrigo T., Elton S. Siqueira, Marco A. Miura, Tiago P. B. e Silva e Carla D. Castanho: *Biofeedback sensors in game telemetry research*. SBC – Proceedings of SBGames, 2016. 19
- [39] Ambinder, Mike: *Biofeedback in gameplay: how valve measures physiology to enhance gaming experience*. 2011. <https://cdn.cloudflare.com/apps/valve/2011/ValveBiofeedback-Ambinder.pdf>. 20
- [40] Ahsan, Md. Rezwanul, Muhammad Ibrahimy e Othman Khalifa: *Emg signal classification for human computer interaction a review*. *European Journal of Scientific Research*, 33:480–501, janeiro 2009. 20
- [41] Schmälzle, Ralf e Clare Grall: *Psychophysiological methods: Options, uses, and validity*. páginas 1–8, jun 2020. 20

- [42] Natal, Guilherme Victor Ramalho: *Uso de sensores no ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em jogos*. 2018. 28

Apêndice A

Questionário

Perguntas referentes aos dados sociodemográficos foram aplicadas ao início do experimento e perguntas em relação ao jogo ao final do experimento. As opções de resposta de cada questão estão em colchetes, 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), escala (lista de valores que representam extremos de uma afirmação, um deve ser escolhido) e grade de escalas (a mesma lista de valores aplicada a diferentes opções, em cada caso um valor deve ser escolhido).

A.1 Dados sociodemográficos

1. Qual o seu nome? [caixa de texto]
2. Qual a sua idade? [caixa de texto]
3. Qual o seu gênero? [múltipla escolha]
 - Feminino
 - Masculino
 - Outro
4. Quanto você se considera um jogador dedicado? [escala de 1 a 7]
 - Casual - Dedicado
5. Quanto você está familiarizado com jogos de plataforma (ex: Mario, Sonic)? [escala de 1 a 7]
 - Pouco familiarizado - Muito familiarizado
6. Qual a sua impressão geral sobre jogos de plataforma? [escala de 1 a 7]

- Não gosta - Gosta muito
7. Qual a sua dificuldade preferida em jogos? [múltipla escolha]
- Fácil
 - Médio
 - Difícil
8. Com que frequência você joga nos seguintes dispositivos? [grade de escalas de 1 a 7]
- Nunca - Diariamente
- (a) Computador pessoal (desktop ou laptop)
- (b) Celular / tablet
- (c) Outros (ex: Playstation, Xbox)

A.2 Primeira e segunda bateria

A.2.1 Jogo

1. Como você considera o seu desempenho no jogo? [escala de 1 a 7]
- Péssimo - Ótimo
2. Você concorda com a seguinte afirmação? [grade de escalas de 1 a 7]
- Discordo muito - Concordo muito
- (a) O jogo foi desafiador
- (b) Eu fui desafiado pelo jogo, mas achei capaz de superar todos os desafios
- (c) A dificuldade do jogo foi apropriada para as minhas habilidades
- (d) Eu gostei da experiência de jogar esse jogo
- (e) Eu me senti entediado ao decorrer do jogo
- (f) Eu me senti frustrado ao decorrer do jogo
- (g) Eu me diverti ao decorrer do jogo
3. Você concorda com a seguinte afirmação? [grade de escalas de 1 a 7]
- Discordo muito - Concordo muito

- (a) A dificuldade do jogo variava muito entre níveis seguidos (ex: nível fácil após difícil)
- (b) A dificuldade do jogo aumentava progressivamente ao longo dos níveis
- (c) Minha atenção estava inteiramente focada no jogo
- (d) Em vários momentos me vi fazendo coisas automaticamente, sem precisar pensar
- (e) Eu perdi a noção do tempo enquanto jogava o jogo
- (f) Eu senti que tinha controle do que estava fazendo
- (g) Eu fiquei preocupado em falhar no jogo

4. Caso deseje, informe suas observações sobre o jogo. [caixa de texto]