



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

Ajuste Dinâmico de Dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma

Marcos Paulo Cayres Rosa

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Curso de Engenharia da Computação

Orientador
Prof.a Dr.a Carla Denise Castanho

Brasília
2019

Dedicatória

Dedico a minha mãe, meus avós, meus irmãos, meu padrasto, meu namorado, meus professores e meus amigos que percorreram essa jornada universitária comigo.

Agradecimentos

Agradeço a minha orientadora e professora Carla Denise Castanho, aos professores Maurício Sarmet e Tiago Barros por participarem da banca avaliadora e a todos os voluntários que participaram dos testes realizados.

Resumo

Conforme a indústria de videogames cresce, novos cenários surgem e os jogos devem se manter divertidos para distintos perfis de consumidor, com variados níveis de habilidades e preferências. Assim, surge um campo de pesquisa a partir da percepção e de mecanismos de ajuste da dificuldade nos jogos eletrônicos. Ou seja, um jogo pode ser tedioso quando muito fácil ou frustrante quando muito difícil, precisando oferecer um desafio contínuo e condizente ao jogador para mantê-lo motivado. A implementação de um sistema de dificuldade, ao se adaptar automaticamente à performance do jogador, pode melhorar a experiência geral do jogador com o jogo. Esses sistemas são comumente lineares, seguindo um padrão médio do público almejado. No entanto, a dificuldade pode ser adaptada de acordo com o desempenho do jogador, com seu estado afetivo ou a conjunção de ambos os modelos. No âmbito deste trabalho, objetiva-se investigar um método de estimação da dificuldade de níveis de jogos do gênero plataforma e se um mecanismo híbrido do Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) possibilita adequar a dificuldade ao jogador e mantê-lo em estado de fluxo, além de comparar sua eficiência com os outros modelos. Para isso, um jogo foi desenvolvido para se adaptar com base aos dados extraídos por algoritmos de análise de desempenho do jogador correlacionados aos obtidos por um sensor de captura de dados fisiológicos, mais especificamente pela Atividade Eletrodérmica (EDA). Além de jogar com os distintos modelos de ADD, cada participante respondeu questionários e teve seus dados coletados para averiguação dos objetos de pesquisa. O modelo híbrido demonstrou-se capaz de manter o jogador em estado de fluxo e adequar a dificuldade ao jogador, com resultados superiores aos demais modelos.

Palavras-chave: jogos eletrônicos; jogo afetivo; ajuste dinâmico de dificuldade; *biofeedback*; plataforma 2D

Abstract

As the video game industry grows, new scenarios arise and games should be entertaining for different consumer profiles with varying skill levels and preferences. Thus, a field of research emerges from the perception and mechanisms of adjustment of the difficulty in electronic games. That is, a game can be tedious when very easy or frustrating when very difficult, needing to offer a continuous and appropriate challenge to the player to keep him motivated. The implementation of a difficulty system, when adapting automatically to the performance of the player, can improve the overall experience of the player in the game. These systems are commonly linear, following the average pattern of the target audience. However, the difficulty can be adapted according to the player's performance, his affective state or the conjunction of both models. In the scope of this work, the objective is to investigate a method that estimates the difficulty of game levels of the platform genre and if a hybrid *Dynamic Difficulty Adjustment* (DDA) mechanism makes it possible to adapt the difficulty to the player and keep him in a state of flow, besides comparing its efficiency with the other models. For this, a game was developed to adapt based on the data extracted by analysis algorithms of the player's performance correlated to those obtained by a sensor that captures physiological data, more specifically by the Electrodermal Activity (EDA). In addition to playing with the different DDA models, each participant answered questionnaires and had their data collected for inquiry purposes. The hybrid model was able to keep the player in a state of flow and to adapt the difficulty to the player, with superior results compared to other models.

Keywords: video game, affective games, dynamic difficult adjustment, biofeedback, 2D platform

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Definição do problema	1
1.2	Objetivos	2
1.3	Proposta	3
1.4	Estruturação	4
2	Fundamentação Teórica	5
2.1	Jogo	5
2.1.1	Taxonomia de jogos	7
2.1.2	Categorização de jogos de plataforma	7
2.2	Jogador	10
2.2.1	Classificação de jogadores	10
2.3	Emoção	11
2.3.1	Sensores de <i>biofeedback</i>	13
2.4	Fluxo	14
2.4.1	Fluxo em jogos	15
2.5	A dificuldade em jogos	18
2.5.1	Adaptatividade	19
2.5.2	Ajuste Dinâmico de Dificuldade	21
2.5.3	Dificuldade em jogos de plataforma	24
2.6	A experiência do jogador	27
3	Trabalhos Correlatos	29
3.1	Avaliação da dificuldade	29
3.1.1	<i>Design</i> do desafio	29
3.1.2	Modelo estatístico	30
3.1.3	Medição da dificuldade de elementos individuais	30
3.2	ADD a partir do desempenho do jogador	32
3.2.1	Habilidade do jogador	32

3.2.2	Modelagem do jogador	33
3.2.3	Distribuição de recursos e desafios	34
3.2.4	Compatibilidade do desafio	35
3.2.5	Estado da Arte	36
3.3	ADD afetivo	37
3.3.1	Análise em Tempo Real	37
3.3.2	Afetividade associada com o desempenho do jogador	38
3.3.3	Estado da arte	39
3.4	ADD em jogos de plataforma	41
3.4.1	Geração dinâmica de níveis	41
3.4.2	Dificuldade associada à geração e à adaptação dinâmica	43
3.4.3	Abordagens distintas para um mesmo problema	45
3.4.4	Dados fisiológicos na adaptação de jogos de plataforma	46
4	Proposta do ADD híbrido	47
4.1	Contexto	47
4.2	O jogo	48
4.2.1	Motor de jogo	49
4.2.2	Versão original	50
4.2.3	Adaptações	50
4.3	Coleta de dados	56
4.4	Medição da dificuldade	60
4.5	Sensor	67
4.5.1	Medição durante uma sessão do jogo	68
4.6	ADD híbrido	70
4.6.1	Adaptação dos elementos pela dificuldade	72
5	Testes e Resultados	76
5.1	Testes	76
5.2	Balanceamento e verificação da medição de dificuldade	80
5.3	Comparação entre os modelos de ADD e averiguação do modelo híbrido	88
6	Considerações Finais	96
6.1	Principais contribuições	96
6.2	Conclusões	97
6.3	Trabalhos futuros	98
	Referências	99

Apêndice	104
A Questionário	105
A.1 Dados Sociodemográficos	105
A.2 Nível	106
A.3 Jogo	107

Lista de Figuras

2.1	Imagens dos jogos <i>Super Mario Bros.</i> (A), <i>Little Big Planet</i> (B) e <i>Sonic the Hedgehog</i> (C) [1].	9
2.2	Gráfico com as emoções geradas pela combinação de excitação e valência [2].	12
2.3	Diagrama do canal de fluxo (adaptado de [3]), contendo três dimensões de uma experiência: ansiedade, fluxo e tédio [4].	16
2.4	As oito dimensões da experiência [3]. Consiste no diagrama do modelo de flutuação da experiência, sendo o ponto médio no gráfico correspondente à média de habilidades e desafios de uma pessoa para uma atividade [4]. . . .	17
2.5	a) Experiência do estado de fluxo em um jogador; b) Jogador ao encontrar entropias psíquicas; c) Diferentes jogadores e zonas de fluxo (adaptado de [5]).	17
2.6	Diagrama de blocos de um jogo afetivo adaptativo (adaptado de [6]). . . .	21
2.7	Ciclo de ADD orientado pelo sistema (adaptado de [5]).	23
2.8	Ilustração do modelo conceitual de estrutura de níveis (adaptado de [7]). .	26
2.9	Elementos de design para o jogo <i>Super Mario Bros.</i> , em sentido horário: bloco, cano, buraco, inimigo, plataforma e escadaria [8].	27
3.1	Exemplo de um grafo representante do nível. As arestas amarelas representam as rotas através do nível e as arestas brancas representam arestas arbitrárias [9].	31
3.2	Sobreposição do sistema adaptativo implementado [3].	34
3.3	Exemplo de um nível com dois segmentos independentes, ajustado individualmente para dois jogadores de diferentes habilidades [10].	44
3.4	Captura de tela do jogo protótipo usado em [10].	45
4.1	Captura de tela da versão original do jogo <i>The Explorer: 2D</i>	49
4.2	Exemplificação da HUD na versão original do jogo, contendo vidas, itens coletáveis e interface de diálogo.	51
4.3	Arquivos de entrada para geração do nível.	52
4.4	Níveis gerados a partir dos arquivos de entrada.	53

4.5	Ilustração dos principais elementos do jogo, conforme é apresentada ao usuário pelo menu inicial e pelo de pausa.	54
4.6	Exemplificação da modelagem de ladrilhos das plataformas.	55
4.7	No sentido horário, interface dos objetivos, tela inicial, questionário e menu de pausa.	56
4.8	Representações dos tipos de plataforma no jogo. As setas indicam o destino do salto, com a plataforma correspondente possuindo sua nomenclatura associada. O caso de exceção (Esquerda Direita) possui setas para ambas as direções e se associa a um buraco, em vez de uma plataforma.	59
4.9	Exemplos de representações comuns de desafios em jogos de plataforma (adaptado de [10]).	61
4.10	Representação gráfica do conceito de margem de erro [10].	65
4.11	(a) Classificação do salto de acordo com a posição de destino (P_1) em relação à origem (P_0); (b) Valores de correção máximo e mínimo para tornar possível o salto de uma dada trajetória (adaptado de [10]).	66
4.12	Empatica E4 Wristband conforme ilustrado pelo fabricante.	67
4.13	Exemplo da variação da amplitude GSR ao longo do tempo ¹	69
4.14	Diagrama cíclico do Ajuste Dinâmico de Dificuldade híbrido orientado pelo sistema. Os sistemas estão em verde, enquanto as etapas relacionadas ao desempenho do jogador estão em vermelho e à afetividade, em amarelo. . .	71
4.15	Captura de tela de segmentos demonstrando a diferença de níveis (a) sem a aplicação do ADD e com valor de dificuldade global (b) 0,1 e (c) 0,9, respectivamente.	74
4.16	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.	75
4.17	Captura de tela de segmentos demonstrando a diferença de níveis (a) sem a aplicação do ADD e com valor de dificuldade global (b) 0,7 e (c) 1, respectivamente.	75
5.1	Captura de tela do sexto nível da primeira bateria de testes.	78
5.2	Comparativo, em cada nível da primeira bateria de testes, entre o valor médio das dificuldades medidas por meio do questionário e o estimado pelo algoritmo desenvolvido.	81
5.3	Valores médios do tédio, da diversão e da frustração, conforme o informado pelos participantes no questionário ao final de cada nível da primeira bateria de testes.	83
5.4	Valores médios, na primeira bateria de testes, das respostas sobre a experiência e a imersão dos participantes, medidos entre 1 e 5.	85

5.5	Valores médios, na primeira bateria de testes, do desafio proporcionado pelas diferentes características de uma plataforma, medidos entre 1 e 5.	86
5.6	Valores médios, na primeira bateria de testes, do desafio proporcionado por distintos elementos do jogo, medidos entre 1 e 5.	86
5.7	Valor médio e desvio padrão das dificuldades medidas por meio do questionário, em cada nível da segunda bateria de testes, divididos nos três conjuntos de dificuldade testados.	89
5.8	Valores médios do tédio, da diversão e da frustração, conforme o informado pelos participantes no questionário ao final de cada nível da segunda bateria de testes.	89
5.9	Valor médio, em cada nível da segunda bateria de testes, do cálculo do desempenho do jogador e do estado afetivo que é usado para ajuste da dificuldade. Conforme indicado pelas cores, o valor é aplicado apenas em níveis específicos, quando o ADD usa o parâmetro especificado.	90
5.10	Frequência de respostas sobre a dificuldade ser mais apropriada no nível atual ou no anterior, questionado ao final dos níveis na segunda bateria de testes. As frequências estão agrupadas pelos conjuntos de de dificuldade testados e as cores estão em conformidade com os modelos que estão sendo comparados.	91
5.11	Valores médios das respostas sobre a experiência e a imersão de todos os participantes em ambas as baterias de testes, medidos entre 1 e 5.	93
5.12	Valores médios das respostas sobre a experiência e a imersão dos participantes que participaram de ambas as baterias de testes, medidos entre 1 e 5.	94
5.13	Comparativo do valor médio das respostas sobre como o jogador considera o seu desempenho no jogo em ambas as baterias de testes, medidos entre 1 e 5.	94

Lista de Tabelas

2.1 Exemplos de taxonomia dos jogos eletrônicos (adaptada de [11]).	8
2.2 Classificação de subgêneros para jogos de plataforma de acordo com a ênfase no movimento, nos confrontos e nas interações (adaptada de [10]).	9
5.1 Média de mortes (e desvio padrão associado), média de mortes por queda e porcentagem de mortes por queda em cada nível da primeira bateria de testes.	82
5.2 Listagem das ações do jogador, ordenadas de forma decrescente, conforme a porcentagem de jogadores que considerou que a ação influenciou seu desempenho na primeira bateria de testes.	83
5.3 Porcentagem média e desvio padrão das chaves coletadas pelos participantes em cada nível (que havia presença de chaves) da primeira bateria de testes.	84
5.4 Porcentagem de participantes que completaram cada nível da primeira bateria de testes.	87
5.5 Tempo mínimo, tempo máximo, tempo médio e desvio padrão relacionados à permanência em cada nível da primeira bateria de testes.	87
5.6 Porcentagem de participantes que completaram cada nível da segunda bateria de testes.	95
5.7 Tempo mínimo, tempo máximo, tempo médio e desvio padrão relacionados à permanência em cada nível da segunda bateria.	95

Lista de Abreviaturas e Siglas

ACM *Association for Computing Machinery.*

ADD Ajuste Dinâmico de Dificuldade.

BFS Busca em Largura.

BVP Pulso de Volume de Sangue.

DDA *Dynamic Difficulty Adjustment.*

ECG Eletrocardiografia.

EDA Atividade Eletrodérmica.

EEG Eletroencefalograma.

EMG Eletromiografia.

FPS *First Person Shooter.*

GCP Geração de Conteúdo Procedural.

GSR Resposta Galvânica da Pele.

HUD Tela de Alerta.

IA Inteligência Artificial.

ICG Cardiografia de Impedância.

PPG Fotopletismografia.

REST Transferência de Estado Representacional.

RNA Rede Neural Artificial.

SCL Nível de Condutância Tônica da Pele.

SCR Resposta de Condutância Fásica da Pele.

SNA Sistema Nervoso Autônomo.

SNC Sistema Nervoso Central.

SO Sistema Operacional.

SQL Linguagem de Consulta Estruturada.

TCLE Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

Capítulo 1

Introdução

1.1 Definição do problema

A indústria de videogames teve um grande crescimento durante as últimas décadas, tornando-se multimilionária e fazendo com que os desenvolvedores de jogos eletrônicos apelem a um amplo público para vender seus produtos. Dessa forma, as regras e requisitos para fazer bons jogos precisam se adequar aos novos cenários, criando jogos divertidos para cada perfil de consumidor. Nesse sentido, a diversidade de jogadores exige novos mecanismos que permitam direcionar os jogos a usuários com distintos níveis de habilidades e preferências.

Os sistemas adaptativos buscam fornecer ao jogador uma experiência personalizada, ajustando o jogo mediante objetivos identificáveis, mensuráveis e influenciáveis [12]. Ou seja, procuram alcançar o equilíbrio do jogo para distintos jogadores, de forma consistente, justa e divertida [13]. Para isso, a atividade pode manter o jogador em um estado de fluxo, oferecendo um desafio contínuo e em conformidade com a evolução do jogador, de modo que ele se sinta motivado a continuar jogando com um desafio proporcional ao seu desempenho [14].

Os jogos não-adaptativos podem causar tédio ou frustração por não avaliar a correspondência entre o grau do desafio e o perfil do jogador [15]. Com isso em vista e em contraponto aos níveis de dificuldade pré-estabelecidos, como fácil, médio e difícil, existe o Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD), o qual é uma técnica emergente que busca adaptar a dificuldade de um jogo durante a sua execução e de acordo com as habilidades de cada jogador [16].

O Ajuste Dinâmico de Dificuldade pode ser baseado nos dados de desempenho do jogador (a partir de variáveis do jogo), nos dados fisiológicos do jogador (capturados a partir de sensores) ou na combinação desses, assim caracterizando um ADD híbrido [6]. O foco da maioria dos estudos da área de ADD está relacionado à dificuldade percebida

pelo jogador, avaliando isso por meio de questionários e dados de desempenho. Ademais, esses estudos demonstraram a eficiência do ADD em manter o jogador em estado de fluxo e levavam em consideração somente os dados de variáveis do jogo [3] [17] [18] [19] [20] ou as respostas fisiológicas do jogador [21] [22] [23] [24]. Observou-se que o uso de sensores possui uma menor proliferação, especialmente se a adaptação é realizada em tempo real.

Nas bases de dados da *IEEE Xplore Digital Library*¹, da *Association for Computing Machinery* (ACM)², do *Google Scholar*³ e do *Research Gate*⁴, os únicos trabalhos encontrados que combinam as duas principais abordagens de ADD foram o desenvolvidos por Aguiar e Fernandes [25] e Natal [26], porém se restringem ao caso do jogo *arcade Asteroids*. São escassas investigações aprofundadas sobre a eficiência do uso de sensores e de ajustes híbridos para fazer o jogador se sentir em um estado fluxo, assim como a expansão para outros gêneros de jogos.

1.2 Objetivos

Neste trabalho, objetiva-se comparar os modelos do Ajuste Dinâmico de Dificuldade (por desempenho, afetivo e híbrido), verificando se o mecanismo híbrido possibilita adequar a dificuldade ao jogador e mantê-lo em estado de fluxo em um jogo do gênero plataforma. Para construção do ajuste proposto, o balanceamento do jogo será analisado em relação a dificuldade empregada e será averiguada a eficiência de métodos computacionais que estimam a dificuldade. Além disso, a dificuldade aferida será comparada com a que foi experienciada pelos usuários do jogo, permitindo uma melhor avaliação do ADD em todas as variações de modelo analisadas.

Desse modo, o estudo será dividido em duas etapas de análise. A primeira etapa verificará a dificuldade experienciada pelos jogadores e irá compará-la com a estimada por algoritmos a serem inclusos no jogo. A partir disso, pretende-se equilibrar a dificuldade do jogo e implementar um sistema de ADD que possa ser aplicado para os três modelos analisados, utilizando a estimativa de dificuldade para determinar os elementos que serão modificados.

Na segunda etapa, os modelos serão comparados, averiguando se o modelo híbrido consegue obter resultados superiores aos demais e ao jogo sem a aplicação de ajustes. Para isso, será avaliado o estado de fluxo e a adequação da dificuldade, de acordo com respostas de questionários e com fatores de desempenho captados durante as sessões de teste.

¹<https://ieeexplore.ieee.org/>

²<https://dl.acm.org/>

³<https://scholar.google.com.br/>

⁴<https://www.researchgate.net/>

O sensor a ser utilizado, conforme o mérito proposto, verificará a condutância da pele que fornece uma base para interpretação do nível de frustração ou tédio do jogador. Esse tipo de sensor (Atividade Eletrodérmica) fornece medidas fisiológicas que serão utilizadas, juntamente com os dados de desempenho, como entrada do sistema de ADD, tendo sua confiabilidade testada em estudos anteriores [27].

1.3 Proposta

Considerando os objetivos apresentados, será desenvolvido um jogo de plataforma 2D de acordo com os elementos mais comuns a esse gênero. Baseado nos estudos de Minkkinen [28], o jogo se assimila principalmente ao *Super Mario Bros.*, com o jogador controlando um avatar que pode se movimentar para frente ou para trás, pular ou cair, almejando percorrer um caminho linear enquanto supera obstáculos.

Dentre os 3 elementos principais do gênero [10], o enfoque estará no movimento, em detrimento ao confronto e a interação com o ambiente. No caso, considerando sua natureza mais determinista [9], o estudo prioriza plataformas e obstáculos. Assim, as variáveis do jogo serão alteradas de maneira a se aproximar das dificuldades mensuradas para cada jogador, procurando mantê-lo em uma faixa adequada de dificuldade.

O jogo possuirá um ADD híbrido que considera o desempenho do jogador correlacionado a uma avaliação do seu estado afetivo. A medição da dificuldade de um elemento será baseada nas fórmulas matemáticas propostas por Mourato [1], relacionada ao sucesso para executar saltos. Com isso, serão consideradas como triviais (que não possuem falha associada) as ações de se movimentar e subir escadas, enquanto a probabilidade de sucesso ou falha de um salto determinará a dificuldade relativa. O salto corresponde a uma parábola e a probabilidade de sucesso advém do erro horizontal e vertical da parábola em relação a um determinado ponto final.

O desempenho será determinado pela extração de dados do jogo e relacionados à afetividade avaliada pelo uso do sensor que mede a atividade eletrodermal, conhecida como Atividade Eletrodérmica (EDA) ou Resposta Galvânica da Pele (GSR). Esse sensor indica a mudança do nível de entusiasmo [27], como os níveis de excitação, tensão e frustração. O aparelho de aquisição de dados (*Empatica E4 Wristband*), utilizado para coletar dados fisiológicos do jogador, possui um aplicativo de captura dos dados e será elaborada uma interface para comunicação desse com o *Unity*. Essa interface irá fornecer dados brutos binários que, com processamento de acordo com as especificações do fabricante, possibilitam a extração de informações sobre os sinais analisados.

Em primeira instância, testes serão realizados para verificar a medição da dificuldade e a experiência do usuário com o jogo desenvolvido. Em um segundo momento, testes irão

avaliar o ADD híbrido em comparação aos modelos por desempenho e por afetividade. A validação dos testes será realizada por meio de questionários que verifiquem a dificuldade e a imersão percebidas e se o jogador se mantém em estado de fluxo [29]. Ademais, esses dados serão comparados ao desempenho do jogador de acordo com variáveis do jogo e o estado afetivo medido.

1.4 Estruturação

Este trabalho foi estruturado da seguinte forma:

- **Capítulo 2:** denominado Fundamentação Teórica, define, a partir de trabalhos prévios, os conceitos necessários para a compreensão do assunto abordado nesta pesquisa.
- **Capítulo 3:** descreve alguns trabalhos correlatos relevantes no contexto desta investigação.
- **Capítulo 4:** detalha a proposta do trabalho e as soluções empregadas.
- **Capítulo 5:** relata os testes conduzidos e os resultados obtidos, bem como as respectivas análises.
- **Capítulo 6:** por fim, apresenta as conclusões do presente trabalho e sugestões para a continuidade dos estudos como trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo apresentará conceitos fundamentais, necessários para o entendimento do trabalho em totalidade. Serão discutidos diversos conceitos, tais como o jogo e sua taxonomia, o jogador e suas classificações, as emoções e os sensores para medição da afetividade, o fluxo, além dos tipos de ajuste de dificuldade.

2.1 Jogo

A conceituação do que é um jogo foi trabalhada por diversos autores por impactar uma ampla área de estudo. Em um estudo de 2017, Jakko [30] analisa 63 definições feitas desde 1930 e, dessa forma, apresenta análises que contribuem para a compreensão dos desafios para especificar o que é considerado um jogo. Novas definições de jogos surgiram na última década, entretanto, aumentaram a divergência para uma definição concreta.

Algumas definições possuem destaque no meio acadêmico, mesmo com a discordância entre distintos autores, como a de Jasper Jull [31], a qual será utilizada como base deste trabalho. Segundo Juul, um jogo é um sistema formal baseado em regras com um resultado variável e quantificável, no qual para diferentes resultados são assimilados diferentes valores, o jogador deve exercer um esforço visando influenciar o resultado, o jogador se sente emocionalmente ligado ao resultado e as consequências da atividade são opcionais e negociáveis.

Em complemento a definição proposta, Juul apresenta 6 pontos relativos ao conceito de jogo:

1. Regras;
2. Resultado variável e quantificável;
3. Valor designado a possíveis resultados;

4. Esforço do jogador;
5. Jogador ligado ao resultado;
6. Consequências negociáveis.

Os pontos 1, 2 e 4 evidenciam as propriedades do jogo como um sistema formal. O ponto 3, o objetivo que o jogador deve almejar. Os pontos 4 e 5, a relação entre o sistema e o jogador. O ponto 6, a relação entre a atividade de jogador e o resto do mundo. Especialmente o ponto 5 é importante para o contexto deste trabalho, pois influencia na resposta positiva ou negativa que o jogador pode ter a partir do resultado obtido no jogo.

Um ponto essencial ao jogo é a diversão [32], se relacionando ao esforço do usuário e aos resultados por ele alcançados. Para Koster [33], a diversão nos jogos advém da compreensão e do domínio de padrões, os desafios do jogo. Por sua vez, o tédio surge da necessidade de absorver novos padrões, quando o jogo não é mais capaz de fornecer variações desses ou com a dificuldade não condizente às habilidades do jogador.

Em relação a jogos digitais, Salen e Zimmerman [34] afirmam sobre o meio físico do jogo ser um elemento importante, porém esse não constitui o sistema por inteiro. Assim, sistemas digitais não devem ser enfatizados como um fim em si, mas ser entendidos como um elemento em um sistema maior. Com isso, quatro traços são estipulados para resumir as qualidades especiais de um jogo digital:

1. Interatividade imediata, mas estreita;
2. Manipulação da informação;
3. Sistemas complexos autônomos;
4. Comunicação em rede.

Observa-se que esses traços também estão presentes em jogos não-digitais, ainda que os jogos digitais os incorporem de forma mais robusta. Ademais, as propriedades e desafios do design de um jogo se mantêm verdadeiras independente do meio de manifestação.

Complementar aos conceitos expostos, Salen e Zimmerman [35] definem *gameplay* como um processo reativo, delimitado por regras e emergente de sequências de ações pertencentes a um ou mais jogadores. Esse termo é comumente confundido com jogabilidade (*playability*), que, segundo Xavier [36], é uma decorrência natural do lidar com o jogo, assim como o termo usabilidade é com produtos e processos de manipulação. Ou seja, é uma característica intrínseca ao conjunto de ações que são esperados do jogador com todos os componentes, sejam eles audiovisuais, emocionais ou puramente cognitivos.

Mais especificamente, segundo Prado e Vannucchi [37], o *gameplay* é como um espectro de possíveis ações e reações geradas pelo jogador e pelo jogo, sendo o ponto de encontro desses. Enquanto a jogabilidade pode ser afetada pela entrada (teclado, controle), o *gameplay* é indiferente nesse ponto. Como exposto por Mello e Perani [38], a jogabilidade diz respeito a como o jogador interage com o jogo e o *gameplay* se associa às mecânicas do jogo, com esse sendo o resultado da interação entre a jogabilidade e as regras. No caso, as mecânicas de jogo são as regras governando a exploração do espaço de possibilidades do jogo por esse processo e possuem uma grande influência sobre a experiência do jogador.

2.1.1 Taxonomia de jogos

A classificação taxonômica dos jogos revela princípios fundamentais do design de jogos e explicita similaridades e diferenças entre famílias de jogos e entre membros de cada família, conforme apresentado por Crawford [39]. Entretanto, ele alerta sobre nenhuma classificação ser totalmente correta, em vista da possibilidade de definição de diversas taxonomias por distintos aspectos do jogo. Ademais, com a evolução da área surgem novos jogos que preenchem lacunas de taxonomias prévias e, com isso, geram necessidades de novas taxonomias para refletir essas mudanças.

A Tabela 2.1 mostra algumas taxonomias com base na jogabilidade, no gênero e na quantidade de jogadores. Essa classificação não é absoluta, em vista de vários jogos se encaixarem em mais de uma categoria e haver discordância entre autores, mas serve como um guia para os estudos específicos de gênero.

2.1.2 Categorização de jogos de plataforma

O conceito de plataforma não tem uma definição formal e alguns títulos específicos estão em uma zona onde não está claro se esse rótulo é adequado [10]. Esse tipo de esclarecimento não pretende ser a referência do ponto de vista do jogador, mas fornecer um quadro de análise e representação do lado científico. Com isso em vista, um conceito genérico apresentado por Minkkinen [28] define que jogos de plataforma tem como cerne um personagem controlado pelo jogador, chamado avatar, que corre e pula para evitar obstáculos e/ou derrotar inimigos.

Para Mourato existem 3 aspectos principais para se analisar jogos de plataforma, baseados nas mecânicas mais comuns [10]:

1. Movimento, que expressa o intervalo de movimentos incluídos no avatar e o respectivo controle sobre esses movimentos;

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, Civilization
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: Exemplos de taxonomia dos jogos eletrônicos (adaptada de [11]).

2. Confronto, que expressa a importância dada a um ambiente de confronto representado com os adversários; e
3. Interação no ambiente, representando funcionalidades de jogabilidade adicionais que não estão diretamente relacionadas com a ideia original do jogo, mas apresentam desafios adicionais e um conjunto de ações mais complexo.

Com base aos aspectos e funcionalidades identificados e nas principais propostas encontradas na indústria de jogos, assim como ilustrado na Figura 2.1, Mourato propôs a definição de jogos de plataforma nos seguintes subgêneros:

- Plataforma clássica: contém os elementos essenciais desse tipo de jogo, concentrando as partes desafiadoras em dominar o movimento do avatar dentro do cenário. Elementos adicionais podem existir, mas com uma influência muito limitada sobre o jogo. Exemplos: *Prince of Persia* e *Sonic the Hedgehog*.
- Plataforma minimalista: reduz a ideia original a personagens menos controlados, com movimento automático e ações instantâneas com pouca estratégia geral. Exemplo: *Canabalt*.

- Plataforma de enigmas: estende os princípios da ideia original, permitindo tipos adicionais de ações e interação com o ambiente. Exemplos: *The Lost Vikings* e *Braid*.
- Plataforma de ação: estende o conceito no eixo de confrontação, em que o número de oponentes tende a ser maior. Exemplos: *Super Mario Bros.* e *Rick Dangerous*.
- Plataforma de compostos: complementa a jogabilidade com as características referentes a interconexões e interações de ambiente, sem focar nenhum desses aspectos em particular. Assim, cria um mecanismo de jogo mais complexo, mas mantém o equilíbrio entre esses recursos. Exemplo: *Little Big Planet*.



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

A Tabela 2.2 sumariza as classificação mencionadas acima de acordo com a ênfase nas características consideradas.

Movimento	Confrontos	Interações	Classificações
Fraco	Fraco	Fraco	Plataforma minimalista
Fraco	Fraco	Forte	Plataforma clássica
Fraco	Forte	Fraco	Plataforma de ação
Fraco	Forte	Forte	Não é plataforma
Forte	Fraco	Fraco	Plataforma clássica
Forte	Fraco	Forte	Plataforma de enigma
Forte	Forte	Fraco	Plataforma de ação
Forte	Forte	Forte	Plataforma de compostos

Tabela 2.2: Classificação de subgêneros para jogos de plataforma de acordo com a ênfase no movimento, nos confrontos e nas interações (adaptada de [10]).

Alguns jogos não podem ser classificados como um todo, pois foram projetados como híbridos. Caso o conteúdo do jogo seja decomposto em segmentos nos quais a jogabilidade é diferenciada significativamente, conseqüentemente não se encaixarão em uma única categoria, possuindo apenas os chamados níveis de plataforma dentre de seu domínio [10]. Por exemplo, os jogos *The Adventures of Tintin* e *Another World*, que possuem estrutura de plataforma e outros gêneros (corrida e quebra-cabeça) durante sua narrativa.

2.2 Jogador

A conceituação do termo jogador é importante para compreender o relacionamento dele com o jogo e para alcançar uma melhor experiência do usuário, objetivada neste trabalho. De acordo com Fullerton [40], para se tornar um jogador é preciso aceitar voluntariamente as regras e as restrições do jogo. Em complemento a isso, o jogador é um agente que busca diversão no jogo [32]. Ou seja, o que motiva o jogador a jogar é a busca pela diversão no reconhecimento e domínio de padrões de um jogo [33].

Procura-se entender o que dá prazer ao jogar, o nível de desafio almejado, a motivação de estar jogando, o que se busca no jogo, os componentes do jogo que amplificam a experiência de jogar e quaisquer outros fatores do jogo que podem ser adaptados para melhorar a experiência do jogador [25]. Conforme existem essas distintos fatores, o jogador pode ser classificado de acordo com as motivações para preferir determinados jogos ou possuir comportamentos específicos ao jogar.

2.2.1 Classificação de jogadores

Em contextos de entretenimento e para méritos empresariais e acadêmicos, comumente dividem-se os jogadores em grandes categorias, por exemplo por fatores comportamentais, demográficos ou psicológicos [13]. Desse modo, a categorização pode ser feita em base ao nível de dedicação, pelo tipo primário do jogo, por questões culturais e de gênero, por aspectos motivacionais ou por uma combinação desses e demais fatores.

Para Salen e Zimmerman [34] os jogadores podem ser divididos nos seguintes tipos, de acordo com a aderência às regras:

- Jogador casual;
- Jogador dedicado;
- Jogador antiesportivo;
- Jogador trapaceiro;
- Jogador desmancha-prazeres.

Ainda que hajam muitas tentativas de formalização, não há um consenso sobre as definições ou nome dessas categorias, dependendo do autor e do foco de estudo. Para este trabalho, são considerados dois tipos de jogadores, os casuais e os experientes, como é mais adotado pela comunidade de desenvolvedores [13].

Jogadores casuais jogam com menor frequência, preferindo jogos rápidos que não exigem tanta dedicação e proporcionam uma distração rápida, como jogos de celulares ou

via *web*. Relacionam-se aos jogadores casuais descritos por [34], jogando conforme foi designado, seguindo as regras e respeitando a autoridade.

Por outro lado, os jogadores experientes empregam bastante tempo em jogos. Ademais, inclinam-se a escolher jogos mais complexos, que possuem narrativas ou mecânicas mais elaboradas. Relacionam-se aos jogadores dedicados de [34], procurando dominar e se aperfeiçoar no jogo, geralmente encontrando e explorando estratégias incomuns para ganhar.

Conforme explicito por Fortugno [41], os jogadores casuais não abordam o mesmo conjunto de habilidade dos jogadores experientes. Por conseguinte, possuem níveis diferentes de exploração do jogo e de paciência com falhas. No caso, os jogadores dedicados, por estarem mais acostumados a explorar e experimentar, são mais tolerantes a frustrações causadas por falhas e pela dificuldade de assimilar conhecimento. Enquanto isso, os casuais não seguem estas convenções e não estão condicionados a tolerar falhas.

2.3 Emoção

Comportamentos humanos complexos emergem de interações dinâmicas entre múltiplos processos e redes cerebrais, interligando emoção e cognição [42]. A emoção determina como percebemos o mundo, como nos lembramos dele e quais decisões tomamos, inclusive na relação do jogador com o jogo. Ao funcionar normalmente, a emoção deve ser considerada como um guia útil, o qual é racional e auxilia a compreender esse ambiente complexo.

Embora existam muitas perspectivas diferentes sobre emoção, a que mais se adéqua à modelagem computacional é a estrutura cognitiva da teoria da avaliação [43]. Essa teoria define emoções como respostas adaptativas que são elicitadas em base a como o agente avalia uma situação, estando diretamente associadas aos objetivos motivacionais do agente e ocorrendo em resposta a estímulos externos e internos gerados por pensamentos. Assim, agentes interpretam o ambiente continuamente e os estados emocionais variam conforme informações mudam.

As emoções, conforme apresentado por Chang [43], advêm de avaliações cognitivas e organizam respostas de comportamento adaptativas. Mais especificamente, correspondem a estados psicológicos compostos de múltiplos processos inter-relacionados, assim como avaliações cognitivas, respostas fisiológicas, tendências de ação comportamental e a experiência fenomenológica dos sentimentos.

De acordo com Lang [44], as emoções são nossa força motriz, definindo se uma ação será executada ou não, como respostas sistêmicas que ocorrem quando ações altamente motivadas são atrasadas. A partir disso, pode-se considerar que as emoções são provisões

e não ações isoladas e classificá-las em dois componentes inter-relacionados e dependentes: a excitação e a valência. Isso se deve ao fato das emoções não serem completamente abstratas e invisíveis, mas expressas fisicamente. Alguns sinais são sudorese, fluxo sanguíneo cutâneo (corar ou empalidecer) e piloereção (elevação involuntária de pelos no corpo), todos vistos a olho nu. Além dos sinais mencionados, existe a elevação da frequência cardíaca e da condutância da pele, detectáveis e avaliáveis pela análise empírica de medições de dispositivos e sensores especializados, a exemplo dos sensores de *biofeedback*.

Essa classificação é relacionada ao modelo Circumplexo apresentado por Russell [45]. Nesse modelo as emoções são descritas em duas dimensões, a valência afetiva (eixo x) e o nível de excitação (eixo y), ilustrado na Figura 2.2. Nessa visão dimensional [44], a valência refere-se à relativa vivacidade da experiência emocional (desagradável ou prazerosa), identificando a positividade ou negatividade inerente de uma emoção. Por sua vez, a excitação refere-se à intensidade (baixa ou alta) da experiência emocional (variando de calmo à excitado). Baixa valência está associada a emoções desagradáveis, como tristeza ou depressão, enquanto alta valência se associa à felicidade e à euforia.



Figura 2.2: Gráfico com as emoções geradas pela combinação de excitação e valência [2].

Segundo Myers [46], emoções são compostas por uma mistura de ativação fisiológica, comportamentos expressivos, e pensamentos e sentimentos. As manifestações fisiológicas das emoções são comandadas pelo sistema nervoso autônomo, o qual é responsável pela resposta de fuga ou luta e por outras funções corporais involuntárias. O sistema nervoso autônomo é composto por duas divisões: simpática e parassimpática, respectivamente responsáveis pela indução de glândulas e liberação de hormônios, e para que o corpo volte a um estado homeostático, de equilíbrio no funcionamento habitual.

As emoções são uma parte vital da experiência do jogo e possibilitam análises para manter o jogador em uma zona de valência determinada, em vista de diferentes níveis de dificuldade induzirem estados afetivos específicos e influenciarem no engajamento [22]. Ademais, emoções específicas ativam diferentes atividades cerebrais e resultam em distintas respostas corporais, permitindo vincular alterações fisiológicas a estados afetivos, mesmo que não seja possível perceber visualmente. Esse vínculo pode ser realizado ao analisar o eixo do nível de excitação, detectando e interpretando medidas fisiológicas.

2.3.1 Sensores de *biofeedback*

De acordo com Soares [27], *biofeedback* é o mecanismo de obtenção de variáveis do corpo humano, respondendo ao estímulo em tempo real. Pode ser separado em duas categorias abrangentes: biomecânicos e fisiológicos. A primeira está relacionada a movimentos e habilidades motoras, enquanto a segunda se refere a variáveis do corpo humano como temperatura, batimento cardíaco e condutividade da pele.

Esse mecanismo possui um papel importante no campo de estudo de jogos, apoiando a aquisição de dados do usuário para utilizações posteriores. Considerando que há uma variedade de sensores disponíveis, deve-se analisar a adequação desses para contextos específicos, por exemplo para jogos de ação e terror em comparação a jogos de enigma, pela carga de estresse relativa [47].

Eletrocardiografia

A Eletrocardiografia (ECG) faz o mapeamento da atividade elétrica do coração em um gráfico de tensão por tempo, chamado de eletrocardiograma [27]. Ou seja, a partir da frequência cardíaca e da amplitude da onda, pode-se extrair indicativos de entusiasmo ou tédio.

A atividade elétrica do coração é obtida por meio de eletrodos posicionados no peito do usuário. Um gráfico (eletrocardiograma) é gerado a partir do padrão dos dados coletados, representando os pulsos elétricos do coração durante a sessão.

Atividade Eletrodérmica

A Atividade Eletrodérmica (EDA) ou Resposta Galvânica da Pele (GSR) está geralmente relacionada a alguma reação do sistema nervoso simpático, indicando a mudança do nível de entusiasmo [27]. Isso se deve à secreção das glândulas sudoríparas, um processo que permite que o corpo regule sua temperatura. Todavia, o sensor pode apresentar falhas por diferentes padrões gerados para diferentes peles humanas.

A resistência da pele muda quando há excitação ou relaxamento, em vista do estado emocional ser parcialmente traduzido na produção de suor ou na inibição das glândulas em mãos, palmas e pés. A condutância elétrica aumenta de modo mensurável, possibilitando a tradução dessas mudanças em valores numéricos por meio do monitoramento da atividade eletrodermal.

Em suma, se ocorre uma ativação emocional, um aumento da carga cognitiva ou do esforço físico, o cérebro envia sinais para a pele aumentar o nível de suor, ainda que não seja sentido. Esse sensor pode ser utilizado para o mapeamento afetivo, o teste de polígrafo (conhecido popularmente como detector de mentiras), e o *biofeedback* de estresse/relaxamento.

2.4 Fluxo

O prazer (*pleasure*) pode ser definido como o sentimento de contentamento alcançado quando uma informação na consciência indica que as expectativas estabelecidas por programas biológicos e por condicionamentos sociais foram atingidas [48]. Por outro lado, o termo central a esse estudo é o prazer (*enjoyment*) como resultado da pessoa atingir uma expectativa, ir além do que estava programada a fazer e alcançar algo inesperado. Ou seja, é o sentimento de novidade ou de realização, possuindo 8 componentes principais:

1. Tarefas com uma possibilidade razoável de conclusão;
2. Objetivos claros;
3. *Feedback* imediato;
4. Envolvimento profundo, mas sem esforço, que elimina da consciência as frustrações e preocupações da vida cotidiana;
5. Senso de controle sobre nossas ações;
6. Nenhuma preocupação pelo eu;
7. Alteração do conceito de tempo.

Os termos supracitados foram analisados pelo psicólogo e filósofo Mihaly Csikszentmihalyi para definir o conceito de fluxo [48], o qual oferece uma explicação teórica para o prazer. Durante o estado de fluxo, a atenção é investida livremente para atingir os objetivos de uma pessoa, pois não há desordem para fortalecer ou uma ameaça para se defender. Com isso, o fluxo ocorre quando há um balanço entre as habilidades do indivíduo e a dificuldade da tarefa apresentada.

No fluxo existem dois processos psicológicos amplos: diferenciação e integração. O eu torna-se diferenciado quando a pessoa, após uma experiência de fluxo, se sente mais capaz e habilidosa, promovendo a individualidade. O fluxo leva à integração porque pensamentos, intenções, sentimentos e sentidos estão focados no mesmo objetivo, facilitando as conexões e a segurança.

Segundo Cowley [4], a teoria do fluxo indica ser possível para qualquer pessoa experimentar o fluxo em qualquer atividade. Todavia, um considerável investimento de tempo e esforço na atividade são requeridos, além de atender os seguintes pré-requisitos: as habilidades devem ser compatíveis com os desafios propostos em uma proporção correta e a pessoa precisa ter uma personalidade autotélica, ou seja, ser capaz de reconhecer e aproveitar oportunidades de fluxo.

Por outro lado, considerando o isomorfismo do fluxo [48], deve haver certos tipos de atividade universalmente acessíveis que antecipam e capacitam estados cognitivos universais e inerentes à experiência do fluxo [4]. Assim, Cowley aponta que algumas atividades facilitam o fluxo para qualquer pessoa, independente de sua habilidade, como é o caso dos jogos.

As consequências de um usuário entrar no estado de fluxo são: um aumento do autocontrole, a concentração na atividade em questão, uma clara visão dos objetivos, a perda de autoconsciência, uma sensação alterada do tempo, um aumento na motivação pessoal e uma fusão de ação e percepção.

Corroborando com os estudos de Mihaly e associando à mídia, Sherry [49] constatou que os aspectos do fluxo são mantidos para mídias nos formatos tradicional e interativo, como televisão e jogos eletrônicos, respectivamente. Dessa modo, um indivíduo experimenta entretenimento de uma determinada mensagem de mídia dependendo de uma função da capacidade de atingir o estado de fluxo através desse meio. Por conseguinte, a compreensão dos mecanismos subjacentes ao prazer e à preferência da mídia facilitam o melhor design de mídias pró-sociais. Enquanto isso, o engajamento é facilitado ao associar com o estado de fluxo, prolongando o uso do material.

2.4.1 Fluxo em jogos

Um fator comum a jogos de sucesso é trazer o foco do jogador para o jogo, fazendo-o se abstrair do mundo real para dentro da realidade do jogo e provendo uma distração do exterior. Um indivíduo pode chegar ao ponto de não perceber o tempo passando e os acontecimentos ao seu redor por estar com a atenção quase totalmente voltada ao jogo, o que resulta na sensação de que é o próprio personagem que controla. Ao atingir esse estado, o jogador está imerso ao jogo [4].

A imersão é um fator crítico para o aproveitamento do jogo e uma boa experiência do jogador. Esse estado é ocasionado por uma atividade com desafio suficiente para que não se perca o interesse por tédio e que não supere suas habilidades e se sinta frustrado. As Figuras 2.3 e 2.4 ilustram, respectivamente, a correlação do desafio e da habilidade com o fluxo e com outras experiências.

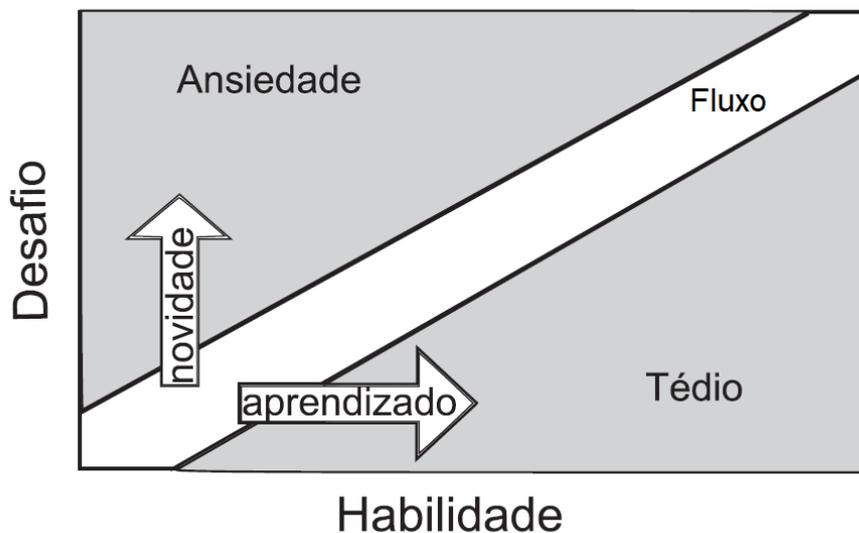


Figura 2.3: Diagrama do canal de fluxo (adaptado de [3]), contendo três dimensões de uma experiência: ansiedade, fluxo e tédio [4].

Os videogames como mídia podem ser analisados como dois componentes essenciais [5]:

- Conteúdo do jogo: uma experiência específica, a qual o jogo é projetado para transmitir.
- Sistema do jogo: um software interativo que comunica o conteúdo do jogo para os jogadores por intermédio de visuais, áudio e interações.

Conforme analisado por Chen [5], quando tratado como conteúdo, a definição de fluxo é muito ampla, necessitando de conteúdos mais sofisticados para casos específicos. Quando tratado como um sistema, o fluxo explica por que as pessoas preferem e viciam em certos jogos. No caso de um jogo alcançar todos os elementos principais do fluxo, qualquer conteúdo poderá ser recompensador e qualquer premissa poderá ser engajadora [50].

Consoante a Figura 2.5, cada jogador possui uma curva de experiência obtida ao jogar um segmento do jogo, se mantendo em uma zona segura. Caso a experiência se afaste da zona de fluxo, a entropia psíquica negativa (ansiedade, tédio) irá interromper o estado de fluxo. Ademais, pessoas diferentes têm diferentes habilidades e zonas de fluxo. Dessa

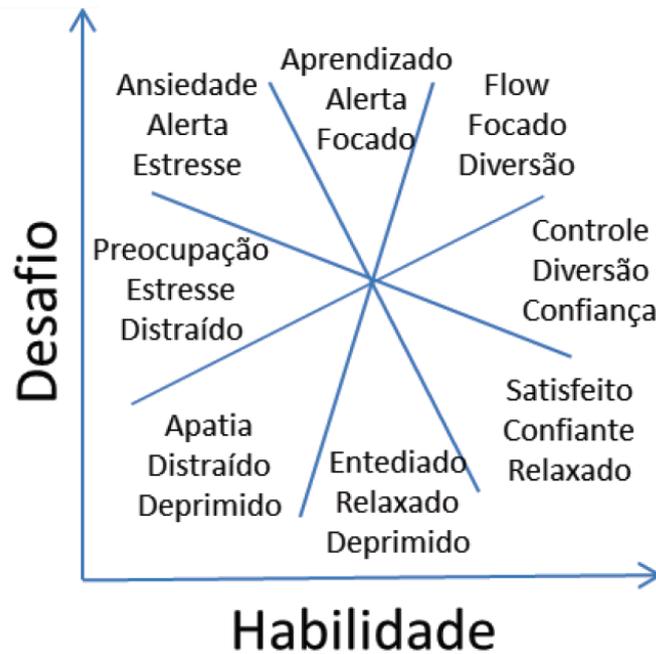


Figura 2.4: As oito dimensões da experiência [3]. Consiste no diagrama do modelo de flutuação da experiência, sendo o ponto médio no gráfico correspondente à média de habilidades e desafios de uma pessoa para uma atividade [4].

forma, um jogo bem projetado pode manter os jogadores casuais no fluxo, porém não será tão eficaz para jogadores experientes e novatos. Quanto maior a habilidade do usuário, maior deve ser o desafio para que o usuário se mantenha no estado de fluxo.

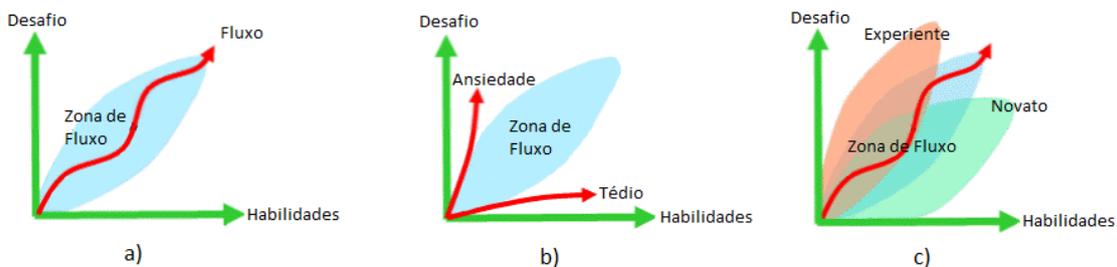


Figura 2.5: a) Experiência do estado de fluxo em um jogador; b) Jogador ao encontrar entropias psíquicas; c) Diferentes jogadores e zonas de fluxo (adaptado de [5]).

Para criar um jogo para públicos mais abrangentes, a experiência no jogo não pode ser linear e estática. Em vez disso, precisa oferecer uma ampla cobertura de experiências em potencial para se encaixar nas zonas de fluxo de diferentes jogadores. Objetivando esse equilíbrio, um ajuste de desafio pode ser utilizado, mantendo o desafio proporcional a habilidade.

2.5 A dificuldade em jogos

Os jogos eletrônicos, conforme visto previamente, tem como função generalista a diversão [32]. Entretanto, não há um caminho definido para alcançar isso, dependendo de diversos aspectos essenciais, assim como a dificuldade.

O dimensionamento da dificuldade é fundamental ao projeto do jogo, sendo definido pela configuração de obstáculos para serem superados voluntariamente [51]. Portanto, um bom *design* de jogo deve ter uma curva de aprendizado e dificuldade coerentes [52].

O sentimento subjetivo da dificuldade é complexo e não está ligado somente ao resultado final do desafio [51]. No caso, a dificuldade é derivada da relação entre habilidade e desafio, sendo que, quanto maior for a habilidade necessária para resolver um desafio, maior será a dificuldade associada [3]. Assim, um jogo é entediante quando fácil demais e frustrante quando muito difícil.

Em vista da dificuldade ser subjetiva, variando de acordo com a habilidade do jogador, existem maneiras de modular o grau de dificuldade oferecido e influenciar o conteúdo apresentado, inclusive regras do jogo. Habitualmente existe a separação interna ao jogo por níveis de dificuldade, por exemplo fácil, médio e difícil. Todavia, há um crescente campo para a adaptatividade em jogos, como o Ajuste Dinâmico de Dificuldade.

Existem casos de jogos que não usavam o conceito de dificuldade, sendo comum especialmente nos primórdios do desenvolvimento de jogos, como *SpaceWar!*, *Pong* e *GunFight*. Isso se devia a simplicidade atrelada a esses jogos, com desafios únicos e habilidades constantes [25]. Outros jogos fazem uma escala do desafio, aumentando gradativamente a cada fase (*Mario*, *Mega Man*) ou feita com o nível do personagem (*Elder Scrolls*). Além disso, alguns jogos adaptam o desafio à habilidade do personagem (*Mario Kart*), possuem opções acerca do foco do jogador na narrativa ou na ação (*Mass Effect*), ou sugerem uma mudança de nível no caso de muitas derrotas consecutivas (*God of War*).

Nicollet [53] apresentou uma visão geral informal sobre os padrões de projeto em relação à dificuldade. Mesmo que alguns dos princípios sejam discutíveis, este é um ponto de partida interessante para examinar o assunto [10]. A partir disso, algumas das regras importantes de reforçar para representar a dificuldade são:

- Surpresa não é o mesmo que dificuldade, significando que a existência de eventos aleatórios sem um padrão definido não contribui para dificultar um desafio. Pode-se argumentar que a surpresa torna a tarefa mais difícil, mas se o fator surpresa correspondente não pode ser dominado, então o desafio não tem uma motivação de fundo.
- Dificuldade implica em falha possível e provável. Por sua vez, falha provoca a perda de algo, sendo que quando a perda aumenta, o mesmo acontece com a dificuldade

geral percebida. Esse fator é visto quando o progresso no jogo é salvo e quando há uma quantidade limitada de vidas.

- Reduzir as janelas de tempo de uma ação ou um conjunto de ações aumenta a dificuldade.
- Uma sequência contínua de ações tem maior dificuldade do que as mesmas ações realizadas de forma independente, com separações estruturais entre cada uma dessas ações.
- Reduzir o controle do jogador sobre o personagem geralmente aumenta a dificuldade.
- Aumentar a precisão para superar um desafio aumenta a dificuldade em relação a esse desafio específico.

Por sua vez, Juul [31] expande formalmente os princípios mencionados acima ao explorar os padrões de *design* populares para representar a dificuldade no jogo. Nesse caso, analisa a implementação da falha, a qual é descrita como sendo representada das seguintes maneiras:

- Punição de recuo, forçando o usuário a reproduzir uma certa parte do nível.
- Punição de energia, que serve como um aviso de uma penalidade mais forte, mesmo que isso não implique penalidade direta no momento.
- Punição de vida, forçando um contratempo na sequência de jogo contínua a um certo ponto de verificação.
- Punição de terminação de jogo, significando que o jogador perde completamente o desafio e tem que reiniciar o jogo desde o começo.

2.5.1 Adaptatividade

Os sistemas adaptativos são utilizados para fornecer ao jogador uma experiência personalizada, ajustando o jogo de acordo com objetivos identificáveis, mensuráveis e influenciáveis [12]. Geralmente são definidos por um fator dinâmico, como a perícia do jogador ou o número de jogadores em uma equipe, e realiza ajustes baseado nesses objetivos [3].

Por intermédio desses sistemas, objetiva-se alcançar o equilíbrio do jogo para cada jogador, sendo definido por Novak [13] como um estado no qual o jogador percebe que o jogo é consistente, justo e divertido. Além disso, é dividido em equilíbrio estático e dinâmico: relativo às regras do jogo e às mecânicas e suas dinâmicas, e à interação do jogador com o jogo, respectivamente.

Em acordo com o esperado de uma experiência que possibilite entrar no estado de fluxo, Novak especifica que, para o jogo estar equilibrado, a jogabilidade deve fornecer:

1. Desafios compatíveis com a habilidade do jogador;
2. Uma experiência justa;
3. Ausência de estagnação;
4. Ausência de decisões banais; e
5. Níveis de dificuldade, podendo ser escolhido ou ajustado.

Todavia, existem desafios que precisam ser resolvidos, como a determinação e quantificação da expectativa do jogador para adaptar conforme a motivação do jogador e a realização do processamento de sinais [12]. A partir disso, Araujo [3] associa o primeiro ponto à modelagem do jogador e o segundo a um problema de adaptação.

Para auxiliar na resolução dos desafios supracitados, jogos podem ser separados em 3 categorias conforme a adaptatividade da dificuldade associada [3]:

- Não-adaptativos: não oferecem um mecanismo adaptativo de dificuldade. Assim, podem possuir um único nível de dificuldade ou permitir que o jogador escolha qual nível o satisfaz. Exemplos: *Pong* e *Mass Effect*.
- Parcialmente adaptativos: possuem uma forma automática de detectar se a habilidade do jogador é superior à dificuldade atual, mas não realizam a mudança automaticamente, ou possuem um mecanismo que escala a dificuldade somente em uma direção, seja aumentando ou diminuindo para se manter compatível com o jogador. Exemplos: *Elder Scrolls*, *God of War* e *Mega Man Zero*.
- Adaptativos: possuem um mecanismo dinâmico de ajuste de dificuldade, aumentando ou diminuindo automaticamente a dificuldade de forma a balancear o jogo em relação à habilidade do jogador. Exemplos: *Mario Kart*, *Left 4 Dead* e *Max Payne*.

A variação de dificuldade proporcionada pelos jogos adaptativos e parcialmente adaptativos relaciona-se à evolução do jogador (habilidades e conhecimentos) e/ou do seu avatar (mecânicas para vencer desafios) [3]. Ademais, observa-se que é natural que jogos gradualmente aumentem a dificuldade de modo proporcional à progressão do jogo, porém isso não se caracteriza como adaptatividade. No caso, a adaptação devido a aprendizagem natural se distingue de ajustes específicos ao jogador.

Parnandi e Gutierrez-Osuna [54] propõem um modelo de adaptatividade para jogos afetivos centrado no jogador e baseado nos conceitos da teoria clássica do controle, a qual lida com o comportamento de sistemas dinâmicos como entradas e as modificações dessas pelo *feedback*. Esse modelo mostra como um parâmetro do jogo, por exemplo um nível de dificuldade, é controlado pelo nível de excitação do jogador estimado pela medição de uma resposta fisiológica (EDA). Conforme visto na Figura 2.6, o modelo tenta manter o valor da EDA medido no tempo t ($r(t)$) ao usar um laço afetivo, assim a excitação atual do jogador permanece em um nível ótimo (r_0). Por sua vez, o nível de estímulo do jogo no tempo t ($s(t)$) é usado como estímulo emocional para o jogador e é mensurado o erro da diferença entre o valor da EDA durante o tempo t e o nível ótimo ($\varepsilon(t)$).

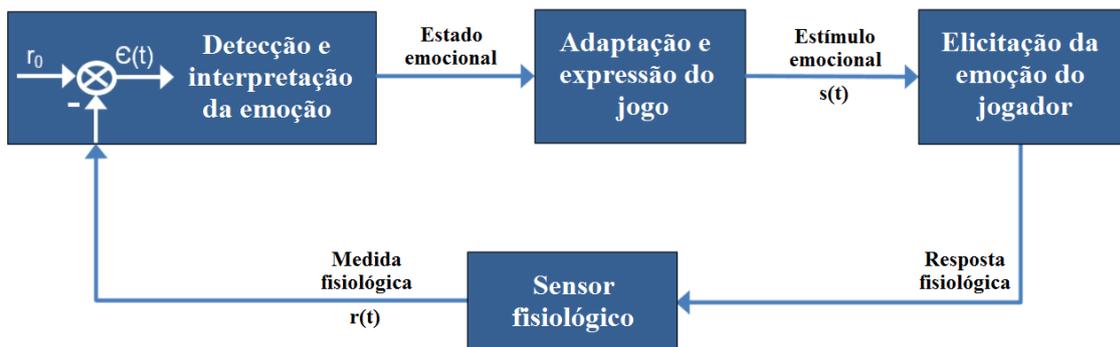


Figura 2.6: Diagrama de blocos de um jogo afetivo adaptativo (adaptado de [6]).

O modelo proposto acima é genérico para jogos afetivos adaptativos e utiliza um controle de *feedback* negativo, mantendo a excitação do jogador perto do nível ideal para melhorar sua atenção e, por conseguinte, possibilitar um desempenho superior durante o jogo. Os controles negativos reduzem a diferença (erro) entre a medida psicofisiológica em tempo real e o nível desejado (padrão) do estado emocional do jogador. Com isso, cria-se estabilidade comportamental durante o jogo e o jogador é mantido dentro de uma zona segura e estável de eficácia no desempenho [55].

2.5.2 Ajuste Dinâmico de Dificuldade

O Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) em jogos eletrônicos é uma técnica emergente que procura adaptar o nível de dificuldade de um jogo enquanto esse é jogado para poder se adequar às habilidades de jogadores específicos [16]. Serve como um contraponto aos níveis de dificuldade pré-estabelecidos (comumente fácil, médio e difícil), podendo alterar de acordo com o gênero e os objetivos do *designer*.

Os jogos com dificuldade não-adaptativa conseguem atender um público de variados comportamentos e habilidades, porém podem causar tédio ou estresse não planejados nos

jogadores por não avaliar a correspondência entre o grau do desafio e o perfil do jogador. Ainda assim, como os custos de implementação e a complexidade do ADD são elevados, há uma dificuldade em evoluir esse mecanismo para englobar todos os jogos [15].

De acordo com Andrade [16], existem três requisitos para a adaptatividade dinâmica em jogos:

1. Identificar e se adaptar ao nível do jogador o mais rápido possível;
2. Perceber e registrar as mudanças de desempenho do jogador; e
3. Manter o comportamento do jogo, durante a adaptação, verossímil e discreto, de modo que o jogador não perceba o sistema.

Caso o uso do ADD se torne perceptível, pode haver uma perda de imersão no jogo ou abuso do jogador por meio da manipulação das mudanças. Ademais, se o jogo demora a se adaptar, o ADD pode não corresponder de modo eficaz às habilidades do jogador e assim não ter o efeito desejado. Esse tipo de problemática interfere negativamente na experiência ao ocasionar a quebra de verossimilhança, a falta das sensações de poder e domínio sobre o desafio, e reações negativas para ajustes executados [14].

Em suma, o Ajuste Dinâmico de Dificuldade modifica, em tempo real, fatores e variáveis do jogo para adequar o desafio ao jogador. Para isso, tipicamente são implementados 4 módulos interligados [5]:

- Jogador: cria os dados brutos ao jogar;
- Sistema de monitoramento: grava métricas brutas da performance do jogador, como o tempo levado pra completar o nível, o número de mortes e a vida restante, e passa para o sistema de análise. Dados de sensores especializados também podem ser coletados e associados;
- Sistema de análise: computa os dados brutos recebidos para determinar quais elementos do jogo devem ser ajustados; e
- Sistema de controle: ajusta os componentes de jogo conforme especificado pelo sistema de análise.

Dessa forma, o ADD deve funcionar como uma malha de controle que monitora o jogador e as variáveis do jogo e age de acordo com essas. Assim como visto na Figura 2.7, pode ser representado como um ciclo que relaciona os módulos mencionados com os dados medidos, suas análises e as adaptações correspondentes.



Figura 2.7: Ciclo de ADD orientado pelo sistema (adaptado de [5]).

Diversos elementos podem ser ajustados e, com isso, há a necessidade de categorizá-los. Autores diferentes listam os mesmos elementos do jogo, mas os categorizam e classificam de maneira distinta [56]. Para Werbach and Hunter [57], os elementos estão divididos em níveis: componentes, os elementos de nível inferior (conquistas, avatares, distintivos, lutas com inimigos desafiadores, combate, quadro de líderes, níveis, pontos, missões, equipes); mecânica, as regras que usam elementos de nível inferior (desafios, competição, colaboração, *feedback*, recursos, recompensa); e dinâmica, os conceitos que moldam o jogo (constrangimentos, emoções, narrativa, progressão, relacionamentos).

Os métodos de adaptação podem ser divididos em: ajuste de parâmetros, métodos comportamentais e técnicas de aprendizado de máquina [3]. Observa-se que, para direcionar a adaptatividade, a maioria desses dependem de um certo nível de modelagem do jogador. O foco deste trabalho está no ajuste de parâmetros, os quais, por sua vez, são majoritariamente relacionados aos elementos de nível inferior e podem ser classificados em 3 grupos principais [25]:

- Atributos do personagem principal: por exemplo vida, distância de pulo e dano infligido no inimigo.
- Atributos de NPC: atributos fundamentais, como vida e impacto do ataque, e processos de decisão, como algoritmos de procura de caminho (*path-finding*). No caso, como não são controlados pelo jogador, mas diretamente pelo jogo, um grande número de fatores pode ser ajustado.

- Variáveis de mundo e de nível: por exemplo a distância entre plataformas e o posicionamento de itens coletáveis. Dessa forma, o jogo pode ser projetado para o mundo ser alterado sutilmente de maneira a ajudar ou dificultar as ações do jogador.

2.5.3 Dificuldade em jogos de plataforma

A alteração de dificuldade é particular ao gênero de cada jogo, resultando em implementações específicas. Com isso em vista, Bontchev realizou uma revisão da literatura da adaptação em jogos afetivos [6], sendo possível observar diferentes elementos nas adaptações de distintos gêneros, por exemplo a habilidade do oponente em jogos de corrida e a velocidade e a densidade para jogos *First Person Shooter* (FPS).

Comparativamente, percebe-se distinções no Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) desenvolvido para três casos: uma adaptação de *Half-Life* (FPS 3D) [20], uma do jogo *Super Mario Bros.* (plataforma 2D) [58] e uma do jogo *Tetris (arcade 2D)* [59]. Para o FPS, o ADD foi baseado em economia de itens, ocasionando em mais ou menos itens de vida espalhados pela fase de acordo com o desempenho do jogador. Para o jogo de plataforma, o ADD focou na porcentagem de moedas coletadas em comparação a vidas e poderes. Enquanto para o *arcade*, utilizou-se do histórico do jogador para auxiliar no fornecimento de peças.

Nos casos mencionados acima é perceptível que o ADD foi feito a partir de elementos intrínsecos ao gênero adaptado, assim não podendo ser replicado entre eles. Especificamente para analisar a dificuldade em jogos de plataforma, é importante especificar a construção de um jogo desse gênero, desde os seus componentes até o modo como se interligam para formar um nível. Para Compton e Mateas [60], os elementos principais desse tipo de jogo são os componentes, os padrões e as estruturas celulares.

Componentes são as unidades básicas das quais os jogos de plataforma são construídos, assim como vinhas, plataformas, colinas e picos. Em muitos casos podem ser tanto um obstáculo quanto um local de descanso, além de ser possível que possuam propriedade físicas, como potencial de lesão e ser escorregadio.

Smith, Cha e Whitehead [7] enfatizam a estrutura subjacente dos níveis, em vez de sua representação visual, para categorizar componentes pelo seu propósito no nível:

- Plataformas: qualquer objeto que o jogador executa ou pula para atravessar o nível, como superfícies planas, laços ou o topo de caixas de item.
- Obstáculos: qualquer objeto que seja capaz de causar dano ao avatar. Observa-se que as lacunas entre as plataformas também são consideradas obstáculos, mesmo que não sejam explicitamente objetos no nível.

- Ajudas de movimento: qualquer objeto que ajuda o jogador a atravessar o nível, como molas, trampolins móveis ou cordas.
- Itens colecionáveis: qualquer objeto que fornece uma recompensa ao jogador, como uma moeda, poder ou recompensa pontual.
- Gatilhos: qualquer objeto que de alguma forma altera o estado do nível. Exemplos de gatilhos incluem chaves que transformam blocos em moedas e objetos que alteram o comportamento do avatar.

Por sua vez, conforme explicitado por Compton e Mateas [60], os padrões fornecem o mecanismo para agrupar componentes individuais em uma sequência mais longa, enquanto ainda mantêm o movimento rítmico para o jogador. Existem quatro tipos de padrão:

- Um padrão básico consiste em um componente, sozinho ou repetido várias vezes sem variação.
- Um padrão complexo é uma repetição do mesmo componente, mas com os ajustes alterados de acordo com alguma sequência definida, como uma série de saltos horizontais de largura crescente.
- Um padrão composto (*compound*) alterna entre padrões básicos feitos de dois tipos diferentes de componentes. Um exemplo disso seria uma série de três saltos horizontais, seguidos por três obstáculos pontiagudos, seguidos por três saltos horizontais novamente.
- Um padrão composto (*composite*) consiste em dois componentes colocados tão próximos uns dos outros que requerem um tipo diferente de ação, ou uma ação coordenada, que não seria necessária para cada um deles individualmente. Isso requer que o jogador tome conhecimento dos dois problemas e os sintetize em uma solução. Por exemplo, um pico cronometrado requer que o jogador julgue o momento certo de passar, e um buraco requer um julgamento de distância, mas juntos exigem que o jogador coordene o tempo de corrida com o pulo.

Os padrões permitem construir sequências estritamente lineares. Ainda assim, existem os elementos não lineares, como caminhos ramificados, recuos, laços e níveis ocultos, os quais capacitam ao jogador a escolha de suas próprias trajetórias no jogo.

As células são os blocos de construção do design de um nível não linear, feitas a partir do encapsulamento de padrões lineares [60]. Ou seja, como definido por Smith, Cha e Whitehead [7], são a representação estrutural da relação dos componentes, como uma hierarquia, contendo os componentes na parte inferior e o nível completo no topo. Dessa forma, há um enfoque em dividir o nível em áreas de desafio:

1. A maior subdivisão de um nível é chamada de célula, que é uma seção de jogabilidade linear. As células estão ligadas por portais.
2. Por sua vez, as células são compostas de grupos rítmicos, os quais são conjuntos não sobrepostos dos componentes do nível. Esses grupos rítmicos são geralmente pequenos, encapsulando seções desafiadoras do jogo. Intervalos em grupos de ritmo são locais seguros para o jogador descansar antes de continuar o nível.

A Figura 2.8 mostra a natureza hierárquica do modelo de Smith, Cha e Whitehead.

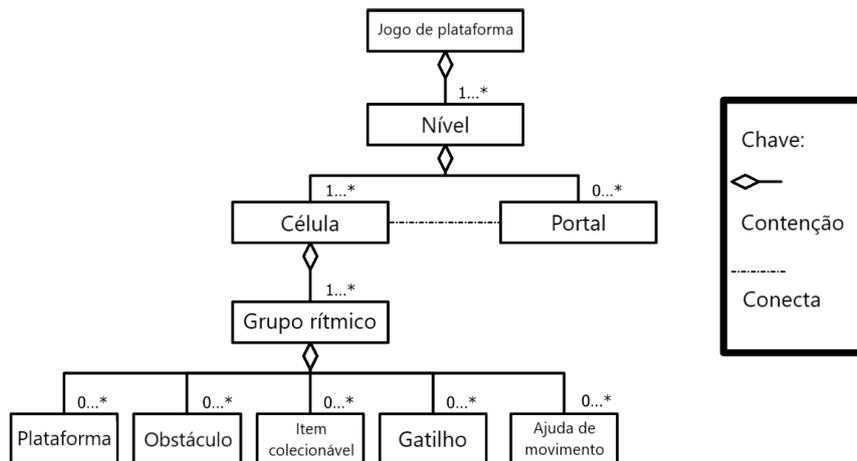


Figura 2.8: Ilustração do modelo conceitual de estrutura de níveis (adaptado de [7]).

Os padrões de *design* foram estudados por Sorenson [8], o qual, mesmo que tenha como base exemplos do jogo *Super Mario Bros.*, define um sistema genérico baseado em uma implementação de um algoritmo genético para geração de níveis por padrões de design. Com isso, assim como visto na Figura 2.9, seis construções foram identificadas:

- Bloco, caracterizado por suas coordenadas x e y;
- Tubo, caracterizado pela sua coordenada horizontal x, sua altura e uma possível presença de inimigo;
- Lacuna, caracterizado por sua coordenada horizontal x e um valor de largura;
- Escadaria, caracterizada por uma coordenada horizontal x, possibilidade de ser ascendente ou descendente e um valor de largura que pode ser visto como o número de etapas;
- Plataforma, caracterizada por uma coordenada horizontal x e uma altura definida y, tendo um valor adicional para sua largura;

- Inimigo, caracterizado por uma certa coordenada horizontal x , já que o exemplo fornecido inclui apenas um tipo de oponente específico por conveniência.

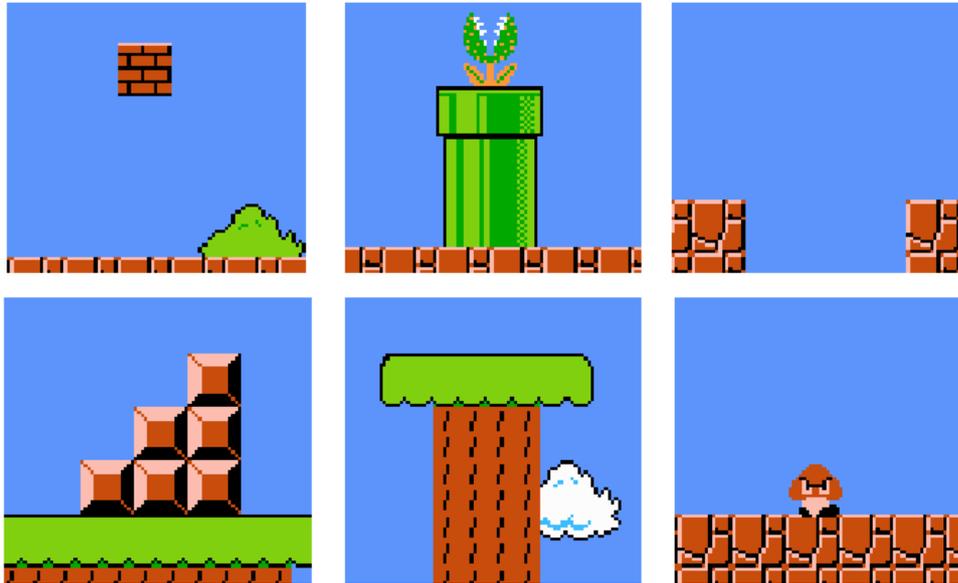


Figura 2.9: Elementos de design para o jogo *Super Mario Bros.*, em sentido horário: bloco, cano, buraco, inimigo, plataforma e escadaria [8].

2.6 A experiência do jogador

Uma experiência otimizada possibilita a sensação de prazer durante sua execução, não ocorrendo em momento passivos, mas quando o corpo ou a mente é aplicado ao seu limite em um esforço voluntário para realizar algo difícil ou satisfatório [48]. As experiências são representadas na mente como informação e estados ótimos são resultado da ordem na consciência. Ou seja, isso ocorre quando há um foco em objetivos realistas com as habilidades individuais combinado com as oportunidades de ação e, assim, o indivíduo pode se concentrar na tarefa em questão.

As abordagens utilizadas para maximizar a satisfação do jogador podem ser classificadas em duas categorias [61]: implícitas e explícitas. As implícitas consistem na alteração de parâmetros periféricos à satisfação do jogador, focando em variáveis do jogo, por exemplo. As explícitas referem-se à maximização do valor de uma função que representa a satisfação do jogador.

Para otimizar a experiência do jogador e, com isso, maximizar sua satisfação, neste trabalho será utilizado um mecanismo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade. Logo, a abordagem usada será a implícita e não haverá uma função definidora da satisfação. Ademais,

as adaptações serão realizadas a partir de dados de desempenho provenientes do jogo e dados obtidos com sensores fisiológicos para avaliar o estado emocional do jogador.

Capítulo 3

Trabalhos Correlatos

Neste capítulo serão expostos trabalhos relacionados cujas investigações e resultados foram úteis no âmbito deste trabalho. Cada seção destaca um assunto relevante e os pontos principais das pesquisas estudadas, como a avaliação da dificuldade e a aplicação do ADD usando dados de desempenho ou afetivos em jogos de gêneros variados e, especificamente, em jogos de plataforma.

3.1 Avaliação da dificuldade

A dificuldade é um tema de estudo recorrente nos diversos gêneros de jogos eletrônicos. De toda forma, existem inúmeros métodos para avaliação da dificuldade, variando conforme as especificidades de um gênero ou a metodologia proposta por cada estudo.

3.1.1 *Design* do desafio

Estratégias de *design* definem o equilíbrio do jogo e a conseqüente experiência do jogador, sendo assim estudadas por acadêmicos e desenvolvedores. A manipulação de certas decisões de projeto e suas influências na dificuldade foram investigadas por Wehbe et al [62]. Mais especificamente, em um jogo de plataforma com movimento automático da câmera foram analisados a velocidade de rolagem da câmera, o tamanho do alvo (plataforma), a complexidade do salto e a perspectiva (direção de rolagem da câmera). Um grupo de 16 participantes testou nove segmentos com diferentes escolhas de *design*, sendo que cada um foi avaliado em uma escala de dificuldade e dados de sucesso dos saltos do jogador foram capturados. Em suma, os resultados para velocidade de rolagem e tamanho do alvo indicam que os erros aumentam conforme a velocidade aumenta e o tamanho da plataforma diminui.

No entanto, a complexidade da tarefa de salto não possui, necessariamente, uma associação direta com o aumento de dificuldade. No caso, embora as tarefas de salto duplo sejam mais difíceis do que as tarefas de salto único, as tarefas de salto triplo são tão difíceis quanto as de salto duplo. Além disso, mudanças de perspectiva no eixo horizontal (x) são mais fáceis do que nos demais eixos (y e z).

Por fim, observam que atualmente os sistemas de ADD se concentram em mediar inimigos, a aparência de itens, a disponibilidade de recursos e outros detalhes de *design*. Ainda assim, outra possível forma de mediação da dificuldade é a manipulação automática do *design* do nível por fatores incrementais.

3.1.2 Modelo estatístico

Em sua tese sobre Geração de Conteúdo Procedural (GCP) [9], Koens apresentou um jogo de plataforma 2D com rolagem lateral, jogabilidade não-linear e caminhos bilaterais. O método desenvolvido buscou encontrar um arranjo que possibilitava a realização de saltos e a satisfação de certas regras, sendo baseado em uma técnica de busca em profundidade. A dificuldade de cada nível gerado foi medida com base na presença de armadilhas que podem ocasionar a morte do jogador.

Especificamente sobre a medição de dificuldade, foi construído um modelo estatístico para desafios individuais, baseado em três parâmetros gerais do desafio. Os parâmetros são: ciclo de tempo de uma armadilha, tempo requerido para o jogador mover do último ponto seguro para o primeiro com uma armadilha e número de saltos necessários para o jogador atravessar o menor caminho do grafo. Ademais, o modelo foi usado para encontrar o caminho que terá a maior probabilidade de sucesso ao atravessar o nível e está ilustrado na Figura 3.1.

O experimento contou com 53 participantes e os resultados foram verificados investigando a relação entre a dificuldade computada e o número de mortes durante uma sessão de jogo. A correspondência entre a quantidade de mortes e a dificuldade foi corroborada em um grupo de voluntários com experiência de jogo variada. Como sugestão para trabalhos futuros, faz considerações que podem gerar menos ruídos para os resultados, por exemplo, o desenvolvimento de níveis lineares em vez de uma multiplicidade de caminhos e de um modelo para computação da dificuldade do salto.

3.1.3 Medição da dificuldade de elementos individuais

A dificuldade em jogos de plataforma 2D gerados automaticamente foi o tema de pesquisa de Mourato e Santos em um estudo publicado em 2010 [1]. Para isso, foi proposto um

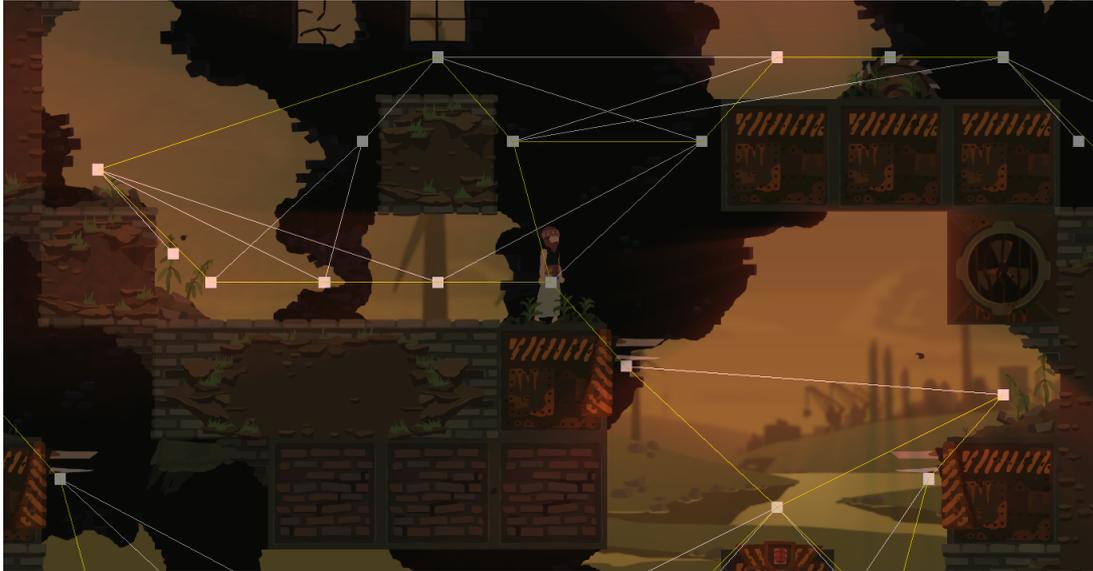


Figura 3.1: Exemplo de um grafo representante do nível. As arestas amarelas representam as rotas através do nível e as arestas brancas representam arestas arbitrárias [9].

método de medição da dificuldade a partir da probabilidade de sucesso para completar um nível.

Para realização do estudo, simplificaram o que consideravam obstáculo, não consideraram a presença de *checkpoints* ou vida. Ademais, usaram o conceito de Compton e Mateas [60]: níveis são definidos como um ponto de início e um de fim, com alguns possuindo objetos que ferem o jogador. Em relação à experiência do jogador, considera que o usuário tem consciência do objetivo (chegar ao final da fase), que cada desafio é reconhecido e que tarefas triviais não são consideradas para a dificuldade do nível (como andar e subir escadas).

A medição da dificuldade de um nível do jogo analisa a probabilidade do jogador desistir, de repetir o desafio e de obter sucesso em um salto, sendo que a falha pode ocorrer ao levar dano e morrer ou ao ficar frustrado e desistir. Por sua vez, a medição da dificuldade de elementos individuais é feita para obter um modelo de probabilidade de sucesso do salto associada a cada elemento, com base a fórmulas de física cinemática.

Com isso, a combinação das probabilidades de sucesso de cada situação de salto resulta na estimativa de dificuldade do nível. A altura e a posição de uma plataforma, a distância entre plataformas e a posição dos inimigos podem ser parâmetros que determinam o sucesso do salto e facilitam ou dificultam o nível.

Um função de dificuldade indicando a probabilidade de sucesso $P(s)$ foi definida, sendo descrita pela Equação 3.1. A partir disso, jogos comerciais, como *Super Mario Bros.* e *Little Big Planet*, tiveram sua dificuldade mapeada e testada. Comparativamente, os resultados da dificuldade dos níveis mensuradas e testadas com participantes foi similar.

Além disso, observou-se que a dificuldade aumenta ao decorrer do jogo, em ambas os casos.

$$P(s) = P(j_1) \sum_{i=1} (P(j'_1) * P(r'))^i \quad (3.1)$$

$P(r)$ indica a probabilidade de renunciar após uma falha, sendo constante em um nível e relacionada à resiliência do jogador. $P(j_i)$ representa a probabilidade de alcançar sucesso em um salto ou em um desafio similar, com índice i .

Observa-se que não foi medida a probabilidade real de sucesso de um nível, mas estimada a dificuldade de distintos níveis, sendo possível compará-los. Além disso, esse estudo forneceu informações para a criação de mecanismos de ADD e GCP e para uma melhor compreensão sobre como determinar a dificuldade de um jogo de plataforma.

3.2 ADD a partir do desempenho do jogador

A área do ADD com maior proliferação se refere ao ajuste por meio do desempenho, estando vinculado aos elementos que são adaptados e quais os parâmetros para determinar o desempenho do jogador. Ainda assim, são inúmeros os métodos dentro de cada gênero analisado, dependendo dos objetos examinados e dos objetivos de cada estudo.

3.2.1 Habilidade do jogador

O balanceamento dinâmico da dificuldade em um jogo de quebra-cabeça foi o tema de estudo de Hawkins et al [63], no qual procuravam atender diferentes níveis de habilidade e manter a satisfação de acordo com as características do jogador, dependendo do gosto por desafios e riscos.

Neste trabalho, descreveram uma nova técnica de modelagem conhecida como filtração de partículas, usada para modelar vários níveis de habilidade do jogador e, ao mesmo tempo, considerar o perfil de risco do jogador. Assim, procuraram definir um perfil do jogador: os que se arriscam tomam decisões rápidas com menor chance de sucesso e os que são cautelosos esperam ter certeza, em detrimento do tempo gasto.

Nenhuma dessas propriedades psicológicas subjacentes sobre o perfil do jogador pode ser inferida a partir da observação crua da precisão e do tempo de resposta. Em vez de desenvolver métodos que combinassem as duas medidas em algum composto, importaram uma teoria de decisão da psicologia cognitiva que apoia a estimativa rápida e eficiente do perfil de risco e habilidade dos jogadores.

A técnica foi demonstrada em um desafio no qual os jogadores são obrigados a tomar uma decisão entre um número de alternativas possíveis, sendo que apenas uma está

correta. Ao coletar dados empíricos para o tempo de resposta e a precisão do jogador, desenvolveram o supracitado modelo de filtro de partículas. Nesse caso, os filtros se relacionam ao desafio ocasionado por uma decisão, desenvolvendo modelos de jogadores dinâmicos.

O estudo de Yannakakis e Hallam [61], por sua vez, ajusta parâmetros de um jogo com interação física da *Playware* chamado *Bug-Smasher*. As adaptações examinam o nível de satisfação reportado ao construir uma função de mapeamento do jogo e do usuário por meio de redes neurais. As variáveis utilizadas consideram o tempo de resposta, a pressão do pé, o número de interações e a curiosidade e diversidade do inimigo.

Para o jogo *Bug-Smasher*, obteve-se uma acurácia de 77.77% ao se basear em modelos e estudos prévios sobre a preferência de entretenimento de crianças, o público-alvo da pesquisa. Testes foram realizados com a versão original e a adaptada, questionando qual era a mais divertida. Houve um sucesso na adaptação do modelo devido ao aumento do valor de entretenimento em 75,67% para o jogo adaptado, indicado pelo número de interações, pelo tempo de resposta e por uma métrica de curiosidade dos participantes.

3.2.2 Modelagem do jogador

Em [3], Araújo realiza um estudo sobre modelagem do jogador e um levantamento sobre jogos que utilizam conceitos do ADD, tanto comerciais quanto acadêmicos. A partir de um FPS 2D, analisa a influência da adaptabilidade na experiência de jogo sob a ótica da teoria de fluxo [48] e avalia o modelo proposto pelo método de Calvillo-Gámez, CEGE [64]. Nesse caso, as variáveis do inimigo (velocidade, tempo de tiro e alcance) são modificadas conforme a dificuldade, havendo um número finito de vidas para o jogador e dificuldades pré-definidas. Na Figura 3.2 é apresentado como o sistema foi implementado com base no modelo proposto por Charles e Black [65].

O trabalho constatou que mudanças mais fáceis de perceber impactam negativamente a experiência do jogador. Nesse sentido, analisaram jogos já estabelecidos no mercado, como *Mario Kart* e *Oblivion*, e testados no meio acadêmico, como *Infinite Adaptive Mario*. Observou-se que um jogador com desempenho ruim pode se sentir desmotivado quando as mudanças no jogo são evidentes ou quando compreende como o sistema de ajuste funciona. Além disso, torna-se possível a quebra de imersão e o abuso do sistema pelo jogador.

As versões com e sem adaptatividade foram testadas com questionários prévios e ao final do jogo, procurando avaliar a percepção da adaptatividade e demais dados qualitativos. A detecção de diferença real na dificuldade foi baixa (8%) e jogadores dedicados tiveram uma menor frustração com a versão adaptada, porém o contrário ocorreu com jogadores casuais, justificado pela escolha do gênero *shoot'em up*.

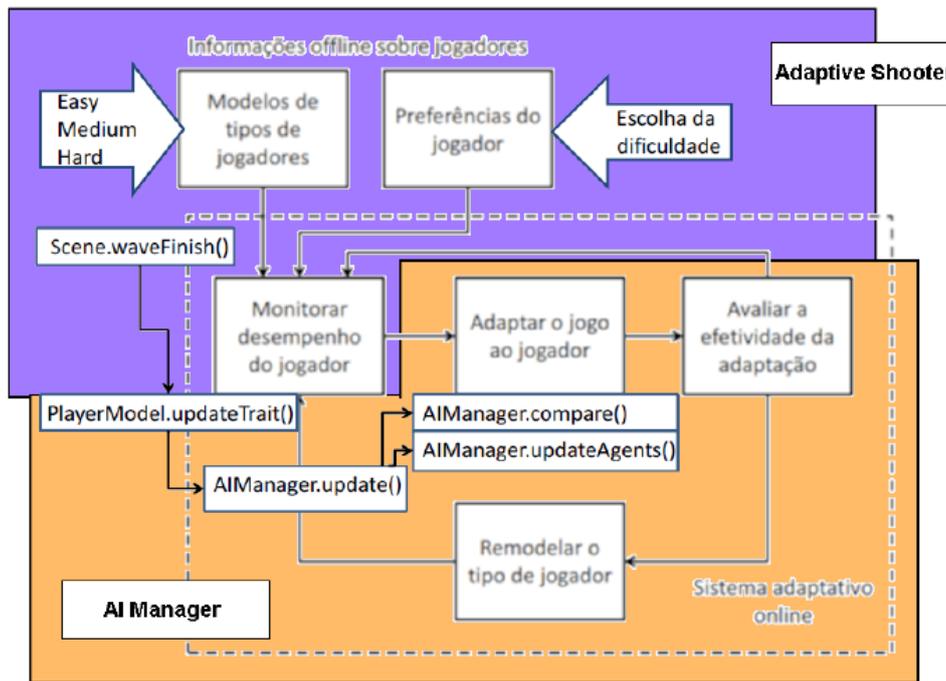


Figura 3.2: Sobreposição do sistema adaptativo implementado [3].

As contribuições do trabalho foram: a implementação do modelo de Charles e Black [65], uma versão adaptativa eficiente do jogo, definições de conceitos (como de jogos parcialmente adaptativos) e a comparação do resultado entre jogadores casuais e dedicados. Sugeriram o refinamento do *gameplay*, a maior familiarização antes de realizar os testes, uma maior discretização dos níveis de dificuldade e testes com outros gêneros e técnicas.

3.2.3 Distribuição de recursos e desafios

O estudo conduzido por Hintze et al [19] testou uma nova abordagem para ADD em um jogo simples 2D no qual o jogador deve fugir de um agente predador por um tempo específico, com o suporte de agentes colaboradores. No caso, uma Inteligência Artificial foi evoluída ortogonalmente tanto para os colaboradores quanto para os oponentes, com esses tendo incentivos ortogonais e, dessa forma, possibilitando um ajuste mais granular.

A adaptação foi realizada por meio da distribuição de oponentes e recursos, modificando as técnicas dos oponentes. Enquanto isso, a interação humana pode ser observada pelo desempenho e comportamento dos agentes colaboradores. A evolução ortogonalizada é uma área promissora, conforme suaviza o ajuste da dificuldade e permite novas experiências no jogo.

Em uma pesquisa de 2015 [66], Christyowidiasmoro et al trabalharam com um jogo de Estratégia em Tempo Real (*Tower Defense*), no qual um lado pretende destruir a torre

do outro. Os autores propuseram uma fórmula para descobrir a dificuldade do jogo e se o balanceamento está adequado.

A dificuldade é baseada nos recursos recebidos (quanto maior, mais recursos os oponentes recebem para construir suas unidades por tempo). Para isso, três dificuldades pré-determinadas foram implementadas na Inteligência Artificial do oponente e são especificadas pelos pontos de vida totais de todas as unidades, o ataque total das unidades e quantas unidades e recursos o jogador possui.

Foram realizados testes nos quais ambos os lados eram controlados pela IA, combinando as permutações entre as três dificuldades. Constataram a validade da fórmula proposta para medir a dificuldade e mostrar o equilíbrio entre os níveis de dificuldade, viabilizando a aplicação em outros gêneros. Todavia, a proposta se restringe a três níveis de dificuldade definidos e a jogos que a distribuição de recursos é parte essencial da jogabilidade.

3.2.4 Compatibilidade do desafio

No estudo de Hunicke [20], publicado em 2005, foi analisada a importância do jogador não perceber o Ajuste Dinâmico de Dificuldade em uma versão modificada do jogo FPS *Half Life*. Nesse caso, afirma que jogos com dificuldade estática podem não ser capazes de manter a atenção do jogador, uma vez que o desafio pode não ser compatível com suas habilidades, causando tédio ou frustração.

Dessa forma, o jogador precisa estar no estado de fluxo enquanto joga. Para alcançar isso, analisa a mudança em conteúdos básicos do design, como a demanda e o fornecimento de itens, e observa como isso afeta a percepção da dificuldade e a experiência do jogador. Utilizaram uma mecânica baseada em diagramas de estado de um jogo do gênero analisado para balancear e, ainda assim, manter o progresso do jogador e os objetivos fundamentais do *design* do jogo.

Nos testes realizados, 20 participantes jogaram uma sessão de 15 minutos e responderam um questionário acerca da percepção de mudanças e da dificuldade. Demonstrou-se que, com o ajuste, jogadores experientes tinham um maior aproveitamento e havia uma queda na taxa de morte. Entretanto, o artigo indica que não foi conclusivo para informar se a dificuldade ajustada traz uma melhoria para a experiência do jogador.

Em 2015 foi publicado outro estudo no mesmo gênero (FPS) por Denisova e Cairns. O estudo, assim como o anterior, procura executar o ADD sem que o jogador tenha conhecimento. Por outro lado, utilizaram a manipulação do tempo como método de adaptação. Mais tempo para terminar o desafio para jogadores com menor desempenho e vice-versa, em vez de adaptar personagens não-jogáveis ou elementos interativos.

Almejaram comprovar a tese de que o balancear o desafio do jogo conforme a habilidade do jogador levaria a uma melhora na experiência do jogador e promoveria imersão para todos. Para isso, testaram o jogo com um grupo de participantes com e sem a adaptação. Por meio da pontuação obtida, da resposta de questionários e da utilização de métricas de análise de variância, mostraram que os jogadores consideraram o jogo mais imersivo quando o tempo era manipulado.

3.2.5 Estado da Arte

Uma revisão das abordagens atuais do ADD [67] foi publicada em 2018, apresentando uma análise sobre a área e suas direções em diversos tipos de jogos na última década, e destacando alguns dos tipos mais representativos para cada aplicação. Constatou-se que, após 2009, tem sido realizadas muitas pesquisas relacionadas a métodos para desenvolver ou melhorar o ADD, sendo que a quantidade de pesquisas cresceu na última década e em 2012 e 2017 (anos de pico no estudo) houve quase três vezes mais trabalhos de pesquisa em comparação a 2009.

O artigo analisa vários métodos para ADD que são propostos na literatura. O aspecto comum em todos os métodos é um requisito para medir, de modo implícito ou explícito, o nível de dificuldade enfrentado pelo jogador em qualquer instante, estimado por funções heurísticas. Por exemplo, a taxa de sucesso de acertos e o tempo de conclusão das tarefas atribuídas ao jogador.

Atribuem um valor para qualquer estado de jogo que seja indicativo do nível de dificuldade sentido pelo jogador a qualquer momento. Com isso, existem vários caminhos para classificar as abordagens, sendo descritas no estudo as seguintes:

1. Métodos probabilísticos.
2. *Perceptrons* Simples e Multicamadas, contendo estudos sobre jogos de plataforma, mais especificamente associando Geração de Conteúdo Procedural (GCP), Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) e Rede Neural Artificial (RNA) (mais detalhes na Subseção 3.4.1);
3. Códigos dinâmicos;
4. Sistema de Hamlet;
5. Aprendizagem por Reforço;
6. Confiança Superior Limitada por Árvores e Redes Neurais Artificiais;
7. Sistema Auto-organizado e Redes Neurais Artificiais.

Considerando a literatura analisada, observam a necessidade de pesquisas futuras em:

- Novas técnicas baseadas em busca para identificar níveis ótimos;
- Modelos de jogadores, indo além dos tipos de agente;
- Aumentar a complexidade pela adição de mais variáveis que considerem outros aspectos do jogo;
- Investigar a possibilidade de cobrir características como estilo de jogo;
- O conceito de mapear o jogador humano e, de acordo com isso, desenvolver um modelo de jogador;
- Um modelo de jogador que inclua mais aspectos comportamentais;
- Integração de técnicas de modelagens de jogador e abordagens atuais do ADD.

Por fim, apontam que as técnicas de ADD foram corroboradas na literatura como sendo ferramentas úteis para incorporação em sistemas complexos e dinâmicos. Além disso, indicam que existem inúmeras aplicações para estudos de ADD em vários domínios, incluindo generalizações e extensões, conforme as sugestões para trabalhos futuros apresentadas.

3.3 ADD afetivo

Ainda que o ADD afetivo tenha uma menor proliferação comparado ao ADD por desempenho, a área continua crescendo e demonstrando resultados que corroboram a utilização de dados afetivos para modificar a experiência do jogo.

3.3.1 Análise em Tempo Real

Em 2009, foi apresentado um estudo [21] que se colocou como o primeiro a usar resposta afetiva em tempo real para adaptar um jogo. Até o momento da publicação, a maioria dos ADDs implementados utilizavam apenas o desempenho do jogador como parâmetro para determinação da dificuldade, tendo um enfoque na performance do jogador em vez de considerar que o seu estado afetivo pode influenciar na jogabilidade.

Os autores propuseram reconhecer os estados afetivos do jogador e investigar o uso desses para ajustar a dificuldade em tempo real a partir do jogo *Pong* e de um jogo de anagramas. Em primeira instância, os sensores fisiológicos capturaram dados (ECG, EDA, BVP, EMG e ICG) durante a sessão do jogo, estimando a ansiedade do jogador.

Ademais, questionários foram aplicados em intervalos de tempo procurando reconhecer o estado afetivo de ansiedade dos jogadores.

Em uma segunda instância, utilizaram versões adaptadas do jogo *Pong* para verificar o impacto da sensibilidade da afetividade na experiência do jogo. As versões constituíram no uso de ADD baseado no desempenho e no nível de ansiedade do jogador, comparando-as por meio de dados do jogo e de questionários prévios e posteriores às sessões de teste.

Os modelos afetivos tiveram alto índice de acurácia, com a performance melhorada, a atividade percebida como mais desafiadora e satisfatória, e o nível de ansiedade reduzido na maioria dos voluntários. Dessa forma, fortaleceu-se o argumento do que a experiência de um jogo pode ser melhorada com o ajuste de variáveis afetivas em tempo real.

Em 2016, a tese de Imre [23] concentrou-se na área de ADD afetivo por meio da resposta de sensores, objetivando alcançar um estado de fluxo. Procurou demonstrar que a análise de condução por meio da pele pode ser usada para ajustar o jogo em níveis pré-determinados de dificuldade.

No trabalho desenvolvido, divide o ADD em módulos (monitoramento, análise e controle) que contém elementos (atributos do jogador, de personagens não-jogáveis e do mundo/nível). Além disso, observa que existe diferença entre mudar o ritmo e a dificuldade e entre ajustar e desafiar. Desse modo, a frustração pode ser prevenida com dicas de ações que podem ser executadas, enquanto o tédio e a ansiedade podem se relacionar a ajustes de dificuldade.

O autor executou uma ampla avaliação dos métodos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade, da modulação de dificuldade e da confiabilidade da atividade eletrodermal para medição de estresse e carga cognitiva. Em relação ao último ponto, desenvolveu e testou um jogo FPS 2D (*Electroderma*). A partir desse, conseguiu corroborar que a condutância da pele pode ser usada como variável da modulação de dificuldade em um ADD.

Ademais, constata que o ADD pela condução de energia pela pele pode funcionar melhor ao associar com o batimento cardíaco. Como desafios futuros, aponta que o uso de variáveis não controladas do mundo exterior podem influenciar o jogador, também sugere a análise do tamanho e da usabilidade dos sensores/acessórios e indica a necessidade da padronização de softwares relativos à afetividade.

3.3.2 Afetividade associada com o desempenho do jogador

Considerando que a maioria dos métodos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade estudados referem-se ao ajuste por meio do desempenho, Aguiar e Fernandes [25] desenvolveram um mecanismo de ADD híbrido, ou seja, que utiliza medidas de desempenho do jogador em conjunto com dados sobre o estado afetivo. Além disso, investigaram se esse mecanismo

faz o jogador ter uma melhor percepção do estado de fluxo, comparando com modelos que utilizam apenas uma das variáveis.

Nesse trabalho, foi adaptado o jogo FPS 2D *Asteroids: in the 2nd and 1/2th Dimension* para utilizar um sensor da Atividade Eletrodérmica e coletar dados fisiológicos do jogador. A dificuldade é ajustada por intermédio da margem de velocidade e a densidade dos asteroides, variando entre três conjuntos de valores pré-determinados.

Em uma primeira bateria com 14 voluntários, foram testadas a dificuldade e a imersão do jogo por meio de um questionário respondido ao final da sessão. Com esses dados, associados aos captados pelo jogo e pelos sensores, foram definidas as margens para alterar a dificuldade, modificando-a conforme a taxa de morte do jogador e seu estado afetivo.

Em uma segunda bateria, os três modelos de ADD (baseado em desempenho, em dados fisiológicos e híbrido) foram testados com 16 participantes. Ao final da sessão, um questionário analisou os seguintes méritos: compreensão do objetivo, desafio percebido, imersão e dados sociodemográficos. A média das respostas dos participantes que jogaram o modelo híbrido foi maior do que a relacionada aos outros dois modelos baseados em apenas uma variável. Ademais, sugerem uma averiguação mais ampla e com outros sensores.

Utilizando como base o jogo adaptado e o estudo de Aguiar e Fernandes, Natal [26] investigou os elementos que podem melhorar a chance do jogador ser levado ao estado de fluxo com o modelo híbrido. Testes foram conduzidos almejando determinar as variáveis relevantes para implementar o ADD, sendo essas a velocidade e a densidade. Em uma segunda instância, buscou confirmar se o jogador entrou em estado de fluxo com e sem o uso dos dados afetivos no ADD. Em ambos os casos, os participantes responderam um questionário verificando quanto o estado de fluxo foi percebido.

Observou-se que, atuando de forma singular, a velocidade dos asteroides possui maior relevância para a percepção da dificuldade e que, ao atuarem em conjunto, possuem uma influência maior em comparação a quando não estão combinadas. Para trabalhos futuros, sugere o teste com novas ferramentas e variáveis.

3.3.3 Estado da arte

Tendo em vista que jogar é um processo predominantemente emocional, diversos trabalhos foram realizados adaptando jogos dinamicamente a partir de sinais do comportamento do jogador e do reconhecimento dos seus estados emocionais. Essas mudanças buscam adequar o desafio ao jogador e aumentar o engajamento, a imersão e o entusiasmo. Com base nisso, uma revisão da literatura da área foi elaborada por Bontchev e publicada em 2016 [6].

Essa revisão analisa modelos para apresentação de emoções, técnicas de mensuração de sinais comportamentais, reconhecimento de emoções e mecanismos de adaptação apli-

cados em videogames com resposta afetiva, incluindo métodos para avaliação e validação. Ao final, foram selecionados 14 estudos, a partir de uma base inicial de mais de 300. Como critério, foi estabelecido que os estudos deveriam ter sido desenvolvidos na década antecedente à revisão, refletirem métodos adaptativos e afetivos, possuírem resultados experimentais e validação, além de serem escritos em inglês.

Somente dois jogos foram desenvolvidos com finalidade aplicada, sendo um com foco cognição de equipe, comunicação e coordenação, e outro para estudos clínicos de nível de concentração. O gênero dos jogos é diverso, sendo variações de jogos *arcade* antigos (como *Pong* e *Pac-Man*) ou modificações de jogos populares de FPS, plataforma ou corrida. Todos foram desenvolvidos para computador, em três casos com controle externo, e somente dois são para múltiplos jogadores.

As adaptações variam desde fatores específicos do jogo até mudanças áudio-visuais e propriedades de IA e do inimigo. Os mecanismos de adaptação incluem principalmente *feedback* afetivo positivo, aumentando o desempenho, a diversão e a aleatoriedade do jogo, ou *feedback* negativo, criando estabilidade comportamental. Alguns casos usam algoritmos adaptativos mais complexos para manter o jogador na zona de fluxo, mudando de *biofeedback* positivo para negativo e vice-versa.

As adaptações afetivas são realizadas principalmente usando sinais de Sistema Nervoso Autônomo (SNA) obtidos por Eletrocardiografia (ECG), Fotopletismografia (PPG), Resposta Galvânica da Pele (GSR), Eletromiografia (EMG) ou medindo os ritmos de respiração, temperatura ou pressão do teclado, com apenas dois casos utilizando o Eletroencefalograma (EEG). As medidas do SNA são mais usadas em jogos afetivos do que os sinais do Sistema Nervoso Central (SNC) por representarem as dimensões emocionais em vez de emoções discretas. No caso, os sinais do SNC são usados para extrair um número relativamente pequeno de características (2 ou 3) em comparação aos do SNA (1 a 17).

A janela de tempo para os sinais analisados difere de 0,025s a 180s e depende do sinal medido, do recurso extraído e do propósito de adaptação. A adoção de uma janela de tempo muito curta aumenta os riscos de influência de flutuações repentinas no valor do sinal medido. Enquanto isso, a escolha de uma janela de tempo longa reduz a sensibilidade do laço adaptativo.

Em onze dos estudos, os sinais brutos são filtrados para remover o ruído e/ou para separar bandas de alta e baixa frequência. As características do sinal extraído são usadas para a inferência de emoções (como estresse, frustração, ansiedade, tédio, diversão e excitação) ou para mapeamento direto das características adaptadas no jogo, o que é realizado por metade dos estudos.

Os experimentos variam de 5 a 75 sujeitos participantes, com uma maior participação masculina, idades que variam entre 8 e 10 anos (valores mínimos) e 18 e 54 anos (valores

máximos), e sessões que duram entre 1,5 e 10 minutos. Por sua vez, os resultados obtidos pelos questionários demonstram que versões adaptadas criam mais diversão nos jogadores do que em jogos estáticos e trazem um melhor desempenho da maioria dos participantes.

Ademais, a jogabilidade com o uso da afetividade se torna mais desafiadora e satisfatória do que em um ADD baseado somente no desempenho. Por fim, combinar *feedbacks* afetivos negativo e positivo contribui para alcançar uma maior satisfação e manter o jogador na zona de fluxo, evitando o tédio e a frustração.

3.4 ADD em jogos de plataforma

Consoante ao gênero analisado por este trabalho, outros estudos analisaram a aplicação do ADD em jogos de plataforma. Desse modo, existem diversas abordagens para um mesmo problema inicial: ajustar um jogo de plataforma adequando o desafio à habilidade do jogador. Todavia, cada método possui suas especificidades e acrescentam novas considerações para a área.

3.4.1 Geração dinâmica de níveis

O ADD está presente em jogos de plataforma especialmente quando associados com a Geração de Conteúdo Procedural (GCP). Desse modo, os níveis são adequados ao jogador enquanto gerados por algoritmos em vez de adaptar níveis criados previamente.

Modelos computacionais da experiência do jogador

No estudo de Pedersen et al [68], segmentos de nível são gerados a partir de modelos computacionais da experiência de um jogador derivados da interação no jogo. Para isso, em uma versão modificada do jogo *Infinite Mario* utilizaram dos dados coletados e do aprendizado de máquina para criar uma curva de dificuldade crescente que é adaptada conforme o jogador morre.

Conforme observado em [67], no estudo supracitado analisou-se a relação entre os parâmetros de design de níveis de jogos de plataforma (tamanho, posicionamento e diversidade espacial de buracos e a presença de mudanças de direção), a experiência do jogador e as características individuais do jogo. Por sua vez, os constituintes da experiência de um jogador são: diversão, desafio e frustração.

Para o âmbito operacional do estudo, consideraram que a diversão seria medida pelo tempo que o avatar corre para direita (direção padrão do movimento) e pela quantidade de inimigos derrotados ao saltar por cima deles. Por outro lado, o desafio seria pelo tempo parado, pela dificuldade em realizar saltos, pela proporção de blocos de moeda

pressionados, pelo número de canhões derrotados e pela proporção de mortes de inimigos ao saltar por cima deles. Por fim, a frustração pelo tempo parado, pela proporção de tempo gasto na última vida, pela dificuldade do salto e pela proporção de mortes ao cair em buracos.

A partir da análise de dados dos testes, os autores tentaram elaborar uma aproximação de função baseada em jogabilidade e características controláveis para registrar as escolhas emocionais utilizando a aprendizagem de preferência neuro-evolutiva [69]. Todavia, os dados representando a função estavam cheios de ruído, já que as escolhas dos jogadores eram subjetivas e o modo de jogar variava.

Devido a problemática apresentada e por ser uma função não-linear, uma Rede Neural Artificial (RNA) foi selecionada para a aproximação no mapeamento entre dados e emoções relatadas. As RNAs são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso central de um animal capazes de realizar o aprendizado de máquina e o reconhecimento de padrões, inclusive de jogadores. Após uma validação por testes online, um algoritmo genético foi implantado, utilizando uma função que media a variação entre as preferências emocionais registradas em questionários e o resultado do modelo correspondente. Os resultados mostraram que houve alta precisão de predição de diversão (69,18%), desafio (77,77%) e frustração (88,66%).

O estudo teve continuidade em [70], onde apresentaram os resultados e o desempenho da construção dos perceptrons multicamadas (MLP) e discutiram as maneiras pelas quais os modelos induzidos poderiam gerar o conteúdo do jogo automaticamente.

Níveis personalizados para o jogador

Os trabalhos previamente citados, apresentados em [68][70], serviram como base para o modelo desenvolvido por Shaker et al [71]. A partir de uma versão modificada do jogo *Infinite Mario*, demonstraram a geração automática de níveis personalizados para jogos de plataforma.

Para gerar conteúdo personalizado de acordo com a experiência do jogador em tempo real, foi considerado necessário prever emoções a partir de recursos controláveis. Nesse sentido, foi utilizada uma lógica adaptada de perceptrons de camada única para avaliar aproximadamente o nível afetivo dos jogadores.

Os autores analisaram a adaptação dinâmica às mudanças no modo de jogar e a capacidade do modelo de generalizar jogadores de vários tipos. Mobilizaram dois agentes de Inteligência Artificial (IA) para jogar em turnos e monitorar o crescimento do valor de diversão em um nível gerado aleatoriamente. O valor é de cerca de 70% para os 20 níveis iniciais quando o primeiro agente é reproduzido, aumenta para 80% quando o próximo agente joga por 20 níveis, e cai para 70% quando o primeiro é trazido de volta ao jogo.

Com isso, realizaram o mesmo teste com quatro humanos e compararam os resultados de diversão e performance com os modelos propostos. Em vista dos resultados terem sido similares, mostraram a capacidade do modelo de se ajustar ao jogador.

Padrões reais de jogo

Alegando que a maioria dos métodos de ADD é baseada em intuições dos designers em vez de padrões reais, Jennings-Teats et al [72][73] desenvolveram um jogo de plataforma 2D denominado *Polymorph*. Esse jogo utiliza métodos de aprendizado de máquina e geração de nível para analisar a habilidade do jogador e o nível de dificuldade, assim criando de forma dinâmica níveis com desafios continuamente desejados.

No quesito da dificuldade, o estudo valida se o jogo consegue alcançar um ADD otimizado e se o jogador está com dificuldade antes de morrer. A dificuldade do segmento que será gerado é definida pelo análise dos seguintes dados: tempo do jogador parado ou andando para trás e para completar o nível, e o número de mortes.

Perceptrons multicamadas acessados a partir de traços de jogo foram utilizados. Esses traços são reunidos usando uma ferramenta online que atribui aos usuários vários componentes e os classifica em um nível de dificuldade. Então, os modelos de dificuldade são usados para escolher o segmento de nível adequado para o desempenho atual do jogador.

Para validação, foram executados testes online, analisando a correlação de dois elementos do jogo (por exemplo, pulo e buraco, buraco e buraco) com a dificuldade percebida pelo jogador.

3.4.2 Dificuldade associada à geração e à adaptação dinâmica

Após os estudos realizados em [1] e [74], sendo o primeiro descrito na Seção 3.1.3, Mourato dissertou sobre a melhoria dos processos de Geração de Conteúdo Procedural em jogos de plataforma [10]. Conforme as técnicas da área evoluíram, algoritmos mais ambiciosos e complexos surgiram, indo além da pesquisa por geometrias válidas para servir de base a um nível. Assim, abrangeu-se características de *design* direcionadas ao usuário e detalhes criativos normalmente relacionados à criação humana.

Com base nesses novos intuitos, iniciou-se a investigação de novas técnicas que aplicassem padrões de *game design*. Por conseguinte, Mourato executou um estudo no campo de GCP e implementou um algoritmo para geração de estruturas globais e outro para adaptação do conteúdo.

Foi elaborada a transformação de caminhos simples em desafios com estruturas complexas, alterando elementos em locais estratégicos. Mais especificamente, adição ou retirada de oponentes, armadilhas, poderes e/ou vida, alteração no tamanho de buracos, criação

de desvios, necessidade de algum item ou ação (como pisar em uma plataforma) para prosseguir, e definição de caminhos cooperativos para dois jogadores. Esse padrão está ilustrado na Figura 3.3.

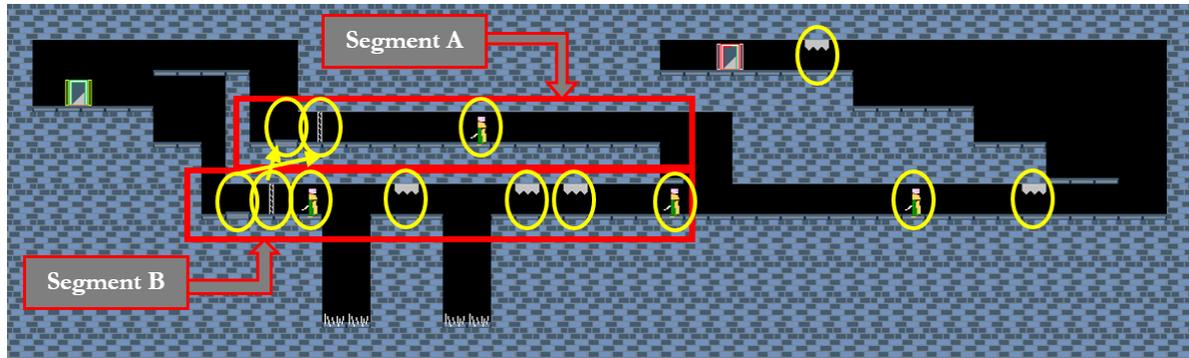


Figura 3.3: Exemplo de um nível com dois segmentos independentes, ajustado individualmente para dois jogadores de diferentes habilidades [10].

As adaptações são feitas com base no tamanho do percurso, na dificuldade desejada total e por segmento, além da estimativa do estado do jogador em cada vértice do grafo. Esse tipo de abordagem evita níveis lineares e potencializa a adição de padrões com conteúdo mais dinâmico. Ademais, foi validado em testes com 40 usuários ao verificar estatisticamente as dificuldades mensuradas e as obtidas em sessões do jogo.

Seguindo estudos anteriores do mesmo autor [1], a adaptação do conteúdo se orienta pelo usuário, analisando padrões de sucesso e falha. Desse modo, o conjunto de métricas de estimativa de dificuldade proposto é utilizado para aumentar a capacidade dos algoritmos de GCP e personalizar a experiência.

Em complemento, foi desenvolvido um *framework* para representação do conteúdo de níveis de jogos de plataforma, visando a integração de diversas técnicas. A abordagem é genérica para não depender do jogo considerado e segue uma arquitetura modular para a geração. Além disso, elaborou-se um editor de níveis padrão e outro semi-automático, a partir de missões e objetivos que geram uma estrutura física correspondente.

Conforme apresentado na Figura 3.4, um protótipo que integrasse as distintas contribuições foi implementado e testado, reforçando a validade da arquitetura e do *framework* propostos e colhendo dados para corroborar a validação das métricas relativas à percepção da dificuldade. Os testes foram realizados com 93 jogadores, em 52 níveis autorais e 26 gerados, totalizando 1587 tentativas.

Em cada teste o usuário recebia um nível aleatório, o avaliava em uma escala e especulava se foi gerado por um humano ou computador. Os participantes tiveram dificuldade em diferenciar os níveis criados por um designer e os gerados automaticamente, possuindo avaliações similares. Em relação a estimativa da dificuldade feita pela probabilidade de



Figura 3.4: Captura de tela do jogo protótipo usado em [10].

sucesso, comparou-se as taxas efetivas de sucesso e falha dos jogadores participantes e os valores estimados para cada elemento considerando diferentes características espaço-temporais, obtendo uma taxa de erro em torno de 10%.

3.4.3 Abordagens distintas para um mesmo problema

Diversas versões aprimoradas do jogo *Infinite Mario* foram desenvolvidas utilizando dados de desempenho do jogador para gerar adaptações na geração dos níveis. Exemplificando isso, uma abordagem para personalizar o espaço dos níveis de um jogo de plataforma foi proposta em [75], balanceando para diferentes tipos de usuário. Considera-se nesse estudo dois desafios de *design*: o risco de abandono e o *feedback* implícito do usuário.

Por outro lado, outros artigos concentraram-se na estruturação de primitiva de construção [76] ou em manter o usuário no estado de fluxo [58]. No último caso, estudaram quais parâmetros devem ser levados em consideração para determinar a dificuldade. Utilizaram limiares não-fixos e automatizados para cada jogador, alterando coletáveis ao verificar a variação da dificuldade em ciclos temporais definidos.

Seguindo o padrão do jogo *Mario*, Wheat [77] desenvolveu um jogo de plataforma simples que utiliza de computação evolucionária para geração procedural e adaptação dinâmica. Para determinar o fator de dificuldade, mensurou:

- Distância relativa viajada: proporção entre a distância atual viajada e a distância de menor caminho estimada
- Tempo: proporção entre o tempo para completar e o estimado
- Pontuação: proporção entre os pontos coletados e gerados
- Desafios vencidos: proporção entre o número de acertos e o de inimigos gerados.

Por intermédio de um algoritmo genético, analisou-se uma lista de regras para identificar a habilidade de agentes, verificando o enquadramento em alguma dessas a cada ciclo temporal. As regras foram feitas para priorizar chegar ao fim do nível (movimento para direita), evitar obstáculos (movimento para cima e salto) e coletar o máximo de pontos (mudar direção para coletar pontos).

Esse sistema foi testado por 17 participantes, os quais jogaram um conjunto de níveis gerados e responderam questionários sobre a diversão e a dificuldade experienciadas. Observou-se que uma maior aptidão é alcançada após numerosas gerações do algoritmo genético. Todavia, foi impraticável que os participantes jogassem todos os níveis de solução no ciclo evolutivo.

3.4.4 Dados fisiológicos na adaptação de jogos de plataforma

Em 2018, um estudo foi conduzido por Vollmers [24] objetivando projetar e implementar um produto que eliminasse fontes de frustração em um jogo e elevasse a experiência geral. Para descobrir como desenvolver um sistema de ADD para jogos de plataforma que use dados fisiológicos como entrada, analisou o que torna um jogo difícil e desafiador e como esses parâmetros podem ser ajustados.

Em suma, almejou conferir se o ADD com dados fisiológicos consegue manter o nível de frustração do jogador em uma faixa considerada adequada. No trabalho foi utilizado o *Empatica Wrist Band* para captar os níveis de frustração por meio da Resposta Galvânica da Pele. Todavia, a dificuldade era ajustada de forma manual por um pesquisador que monitorava os dados do jogador. No caso, adaptava a vida do inimigo por análise dos dados afetivos de frustração: quando o jogador ficava frustrado, o pesquisador diminuiu manualmente a vida dos inimigos.

Foram realizados testes para verificar a usabilidade do aparelho e o ajuste dinâmico do jogo, até que o usuário completasse o nível ou que alcançasse um tempo limite. Mesmo que o resultado tenha sido efetivo para o ajuste e a experiência dos usuários, foi realizado com um contingente pequeno de participantes e o resultado estava enviesado pela aplicação do ADD ser executada por um pesquisador manualmente em vez de um algoritmo.

Capítulo 4

Proposta do ADD híbrido

Este capítulo apresenta a proposta do trabalho, as ferramentas e os equipamentos utilizados, o jogo desenvolvido para realização de testes, além dos dados coletados. Também são discutidos os desafios enfrentados e as soluções aplicadas.

4.1 Contexto

O presente trabalho tem como cerne o desenvolvimento de um Ajuste Dinâmico de Dificuldade híbrido para jogos de plataforma. Para isso, um amplo processo de pesquisa foi realizado, verificando estudos relacionados à área de ADD e procurando por temas ainda pouco explorados.

As bases de dados utilizadas foram: *IEEE Xplore Digital Library*, *Association for Computing Machinery (ACM)*, *Google Scholar* e do *Research Gate*. Mais de 120 artigos relacionados foram analisados, sendo que mais de 50 estudavam diretamente a aplicação do ADD. Após essa investigação, duas etapas de análise foram definidas:

1. Estimativa da dificuldade; e
2. Comparação dos modelos.

Em primeira instância, objetiva-se averiguar a eficiência de métodos computacionais para estimativa da dificuldade e correlacioná-los estatisticamente à dificuldade experienciada pelos usuários do jogo. Com isso executado, pretende-se comparar os modelos de ADD, ou seja, ADD baseado somente em dados de desempenho, ADD baseado somente em dados afetivos e e ADD híbrido, verificando se o mecanismo híbrido mantém o jogador em um estado de fluxo e se possui um resultado melhor na dificuldade esperada pelo usuário.

Dentre os trabalhos analisados, apenas dois comparavam com sucesso as duas principais abordagens de ADD com o modelo híbrido. Esses foram o de Aguiar e Fernandes

[25] e o de Natal [26], porém se restringiam ao caso do jogo *arcade Asteroids*. Poucos estudos consideram o uso de sensores em tempo real, especialmente considerando o gênero escolhido.

4.2 O jogo

Tendo em vista que o propósito deste trabalho não é o desenvolvimento de um jogo eletrônico, os esforços se concentraram na adaptação de um jogo já desenvolvido para se adequar às necessidades do estudo. A partir disso, os seguintes requisitos foram definidos para escolha de um jogo no qual o estudo será testado:

- Licença para usos não comerciais e código fonte aberto, possibilitando alterações para se adequar aos objetos de estudo;
- Estruturação dos componentes do jogo de forma que seja possível avaliar e armazenar dados relativos ao desempenho do jogador, e adicionar segmentos de código para o Ajuste Dinâmico de Dificuldade e o uso de sensores afetivos;
- Possuir elementos comuns ao gênero de plataforma, baseado nos estudos de Minkinen [28], e seguir os padrões um jogo do subgênero plataforma clássica [1];
- Controles e interações simples para que jogadores menos experientes consigam se familiarizar com a jogabilidade sem frustração ou ansiedade;
- Jogo para um único usuário, em vista de novas variáveis serem introduzidas com múltiplos jogadores e esse não ser o foco da pesquisa; e
- Rodar em Sistema Operacional *Windows* ou *Linux*, em vista dos computadores que serão usados neste trabalho.

O jogo de plataforma *The Explorer: 2D* foi escolhido de acordo com os objetivos propostos, sendo ilustrado na Figura 4.1. Esse jogo é de uso livre e foi elaborado pela *Unity Technologies*, consistindo em uma coleção de ferramentas, sistemas e elementos de jogabilidade feitos no motor de jogo *Unity* para que artistas e *designers* possam aprender a utilizá-lo. A equipe desenvolvedora resume o jogo como¹: "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."

¹<https://assetstore.unity.com/packages/essentials/tutorial-projects/2d-game-kit-107098>



Figura 4.1: Captura de tela da versão original do jogo *The Explorer: 2D*.

4.2.1 Motor de jogo

A primeira versão do jogo é datada de dezembro de 2017 e foi implementada na plataforma *Unity* 2017.3.0. O jogo recebe constantes atualizações para correções de erros e adaptações para novas versões do motor.

O *Unity*² é um motor de jogo para desenvolvimento de jogos 2D e 3D, criado pela *Unity Technologies*. No caso, um motor de jogo consiste em um programa de computador (e/ou conjunto de bibliotecas) que cria abstrações para o desenvolvimento de jogos eletrônicos. Tipicamente, fornece funções de renderização gráfica e simulações físicas, e suporte para animações, sons, IA, gerência de memória, dentre outras.

Sendo uma plataforma poderosa e versátil, o desenvolvimento para múltiplas plataformas é possibilitado para dispositivos móveis, navegadores *web*, *desktops* e consoles. No contexto desse trabalho, o projeto foi construído para *desktop*, mais especificamente no Sistema Operacional *Windows*. Além disso, o *Unity* fornece um grande suporte online por intermédio de fóruns e tutorias e possui uma loja de ativos³ com uma ampla variedade de conteúdo.

Esse motor tem como objetivo simplificar o fluxo de desenvolvimento de jogos, ao possibilitar o uso de uma ferramenta de edição e o fato dos comportamentos dos objetos não estarem limitados aos módulos incorporados à aplicação, permitindo o uso de linguagens de programação robustas. Os códigos permitidos pelo motor são em *CSharp* (C#), uma linguagem de programação multiparadigma de tipagem forte, e *UnityScript*, uma lingua-

²<http://unity3d.com/pt>

³<https://assetstore.unity.com>

gem de programação interpretada derivada do *JavaScript*. Para este estudo foi utilizada a linguagem C#, uma vez que o jogo *The Explorer: 2D* foi originalmente desenvolvido nela. Além disso, a *Unity* deu início ao fim do suporte para *UnityScript*.

4.2.2 Versão original

O jogo se assimila principalmente ao *Super Mario Bros.*, com o jogador controlando um avatar (Ellen) que pode se movimentar para frente ou para trás, pular ou cair, para assim percorrer um caminho linear, superar obstáculos e alcançar o final do percurso. Além disso, a câmera move de acordo com a posição do jogador e pode ser elevada para cima ou para baixo pelos controles.

O jogador também pode agachar, executar um ataque corpo-a-corpo e atirar. Associado à personagem, existem alguns parâmetros variáveis: velocidade, aceleração, desaceleração, proporção da velocidade ao empurrar um objeto, dano recebido e dano executado, número de vidas, e posição e velocidade da câmera. Esses fatores podem se relacionar ao eixo horizontal (ao andar) e ao vertical (ao saltar).

Os controles básicos para as ações da Ellen são: movimento lateral (teclas a/d), salto (espaço), olhar para cima (w), agachar/olhar para baixo (s), ataque corpo-a-corpo (k) e atirar (o). Observa-se que podem ser alterados por meio do editor, mas não enquanto joga. Em tempo de jogo, somente é permitido pausar para modificar o volume, ver os controles ou sair do jogo. A tela de pausa é uma versão simplificada do menu principal, o qual possui as funções mencionadas e a de iniciar o jogo.

Existem 5 fases pré-moldadas e, conforme o objetivo de desenvolvimento desse jogo, novas podem ser desenvolvidas pela ferramenta de edição do *Unity*. Uma história é contada ao progredir pelos níveis, incluindo uma interface de diálogo para essa finalidade. Os níveis incluem inimigos, um esquema de vidas (recomeçando o nível caso chegue ao limite estabelecido) e caminhos não-lineares, necessitando executar pequenos quebra-cabeças, como encontrar chaves e painéis de pressão que abrem portas. A Tela de Alerta (HUD), apresentada na Figura 4.2, possui as informações visuais das vidas restantes e das chaves coletadas, mas com um limite de itens coletáveis e sem uma contagem associada.

4.2.3 Adaptações

O jogo possui uma boa estruturação e múltiplas possibilidades de *design*, porém diversas alterações foram necessárias para adequá-lo à proposta deste trabalho. A primeira delas foi a geração de níveis a partir de imagens ou arquivos *json*. Isso foi feito pela proposta inicial do jogo ser voltada a artistas e *designers*. Dessa forma, não foi necessária a formulação de níveis pelo editor da *Unity* e permitiu-se que desenvolvedores de outras áreas possam



Figura 4.2: Exemplificação da HUD na versão original do jogo, contendo vidas, itens coletáveis e interface de diálogo.

elaborar facilmente novos níveis. Além disso, possibilita a organização dos objetos de modo padronizado e a alteração de seus componentes durante o jogo.

Os níveis já existentes foram descartados e a única cena utilizada para este estudo inclui um ambiente vazio, que é redefinido conforme novos arquivos de entrada são carregados, conforme apresentado nas Figuras 4.3 e 4.4. Seguindo esse padrão, a interface de diálogo foi descartada, pois o estudo não possui o conteúdo de histórias e missões diferentes que devam ser informadas ao jogador.

No modelo de criação por imagem, cada pixel representa um elemento no mapa em grades do jogo, sendo que a cor do pixel identifica qual o elemento correspondente. A primeira mudança foi adaptar o jogo para funcionar em um padrão de grade (ladrilhos quadrados de tamanho fixo), em vez de posicionar sem uma referência numérica inteira. Seguindo essa lógica, foram categorizados e implementados todos os elementos do jogo, ilustrados na Figura 4.5, que poderiam ser úteis ao trabalho:

- Personagem jogável (Ellen).
- Elementos de plataforma:
 - Buraco, posição em que pode ocorrer queda e consequente morte do personagem;
 - Plataforma Básica, colide ao entrar em contato e tem posição estática;
 - Plataforma Móvel, posição vertical e/ou horizontal variável; e

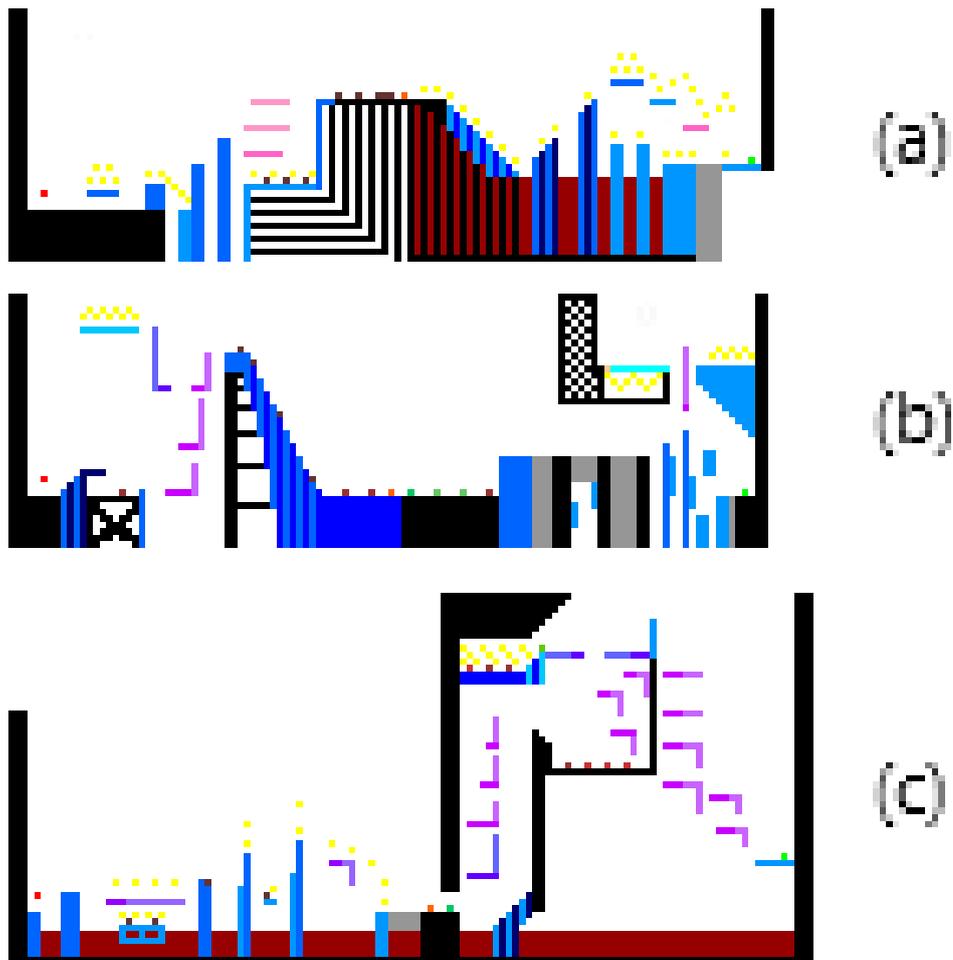


Figura 4.3: Arquivos de entrada para geração do nível.

- Plataforma Atravessável, não há colisão ao passar pela parte inferior da plataforma e pode cair através dela.
- Elementos gerais:
 - Destrutível, quebra ao executar ataque corpo a corpo que o acerte:
 - * Coluna; e
 - * Parede.
 - Objeto capaz de ser empurrado ao se aproximar;
 - *Checkpoint*, salva o progresso ao entrar em contato:
 - * Área invisível, sem visual, geralmente para determinar a posição inicial do jogador no nível; e
 - * Poste, interface visual que indica o progresso sendo salvo ao acender uma luz.

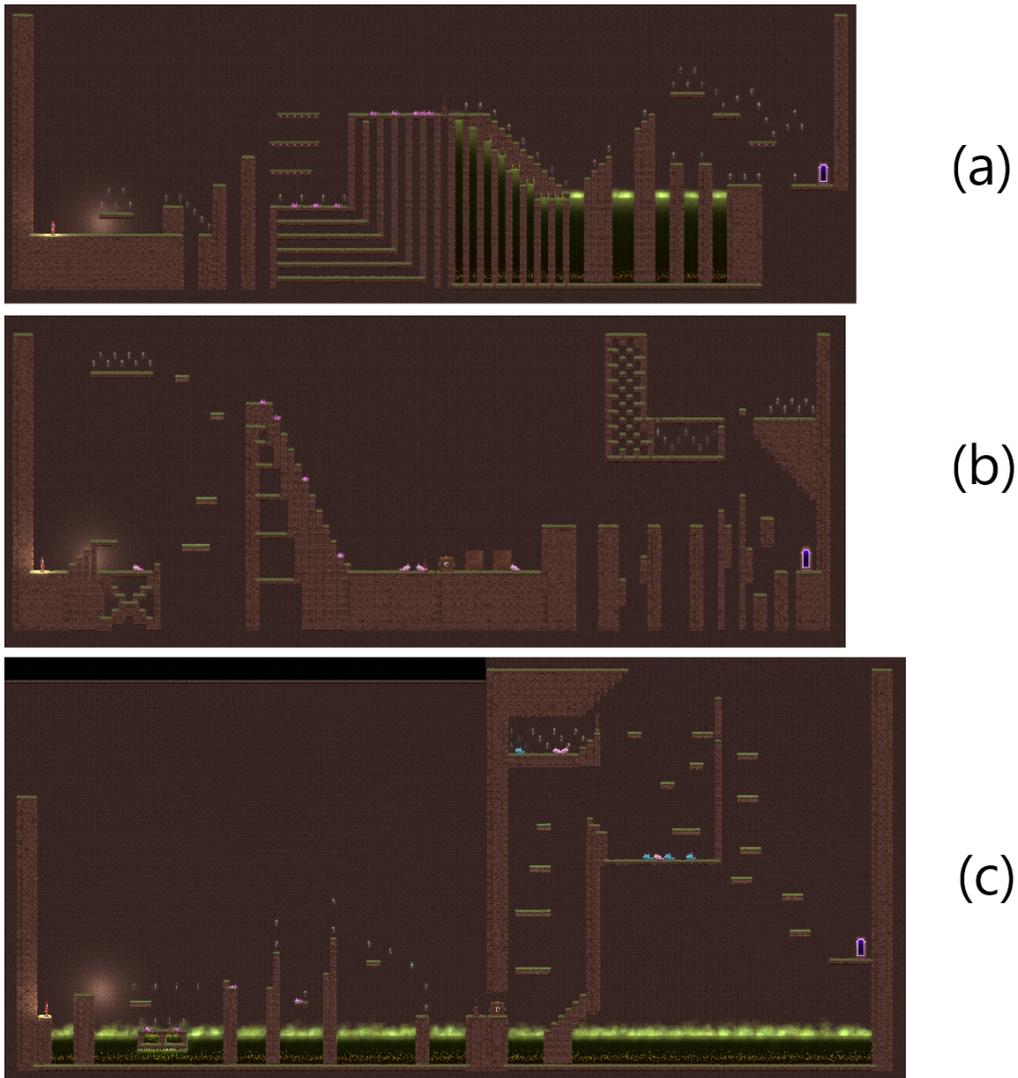


Figura 4.4: Níveis gerados a partir dos arquivos de entrada.

- Portal, o nível é finalizado ao entrar em contato.
- Elementos que causam morte:
 - Área invisível de morte, presente na parte inferior do mapa para os casos de sair da região do nível ou cair em um buraco;
 - Ácido, área com aparência líquida e hostil; e
 - Espinho, um tipo de armadilha que não pode se aproximar.
- Coletáveis:
 - Chave, o correspondente à moeda dos jogos *Super Mario Bros.* e *Sonic the Hedgehog*.

- Inimigos:

- *Chomper*, executa ataques corpo a corpo enquanto se movimenta em direção ao jogador; e
- *Spitter*, executa ataques à distância, atirando a partir de uma posição fixa.

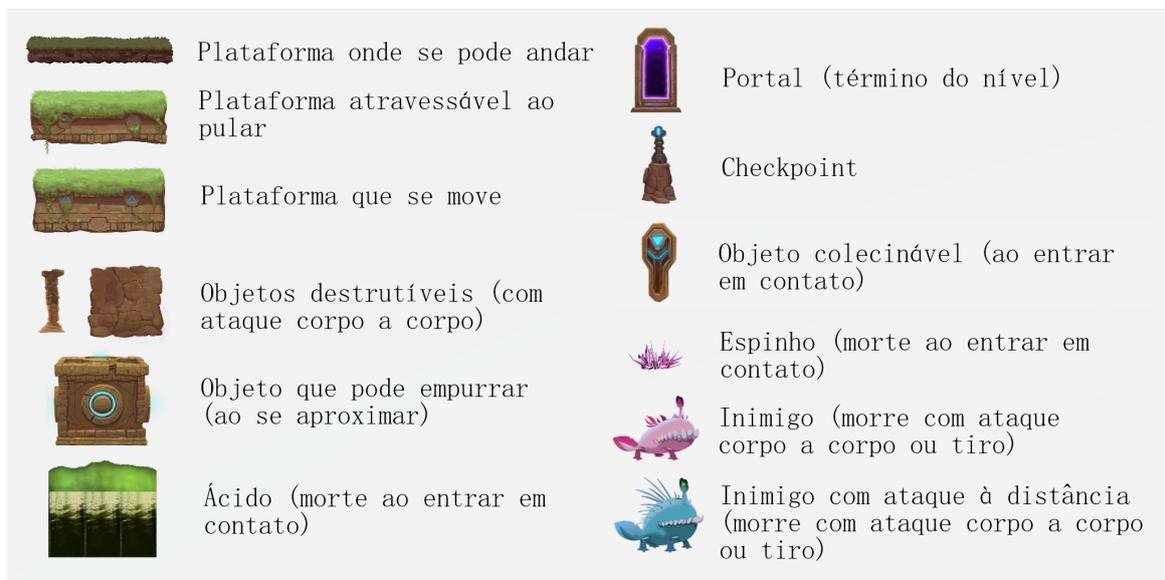


Figura 4.5: Ilustração dos principais elementos do jogo, conforme é apresentada ao usuário pelo menu inicial e pelo de pausa.

Em relação a este estudo, dentre os 3 elementos principais do gênero plataforma [10], o enfoque está no movimento, em vez do confronto e da interação com o ambiente. Ou seja, ao criar níveis, prioriza-se plataformas e obstáculos, em vista de sua natureza mais determinista [9].

Quando os níveis são gerados, é feita uma organização de objetos com todos os elementos do mapa divididos por segmento e tipo. Os elementos, então, podem ser acessados posteriormente para análise e alteração, contribuindo para a estimativa da dificuldade e para o ajuste dinâmico. Além disso, diversos elementos tiveram que ser modificados para melhoria de performance, reajustes de versão e compatibilidade com as novas alterações.

Com o foco da imersão, houve uma preocupação visual para manter coerência e harmonia no posicionamento dos elementos, especialmente quando estão próximos e são de um mesmo tipo. Para isso, segue regras visuais pré-determinadas para escolher entre os distintos modelos de ladrilho de um mesmo tipo para construir plataformas, conforme mostrado na Figura 4.6. Ademais, um fundo padrão é especificado para ocupar a área do nível e seus arredores, de forma a não interferir visualmente com os elementos, mas ainda manter uma consistência visual.



Figura 4.6: Exemplificação da modelagem de ladrilhos das plataformas.

Cada nível deve ter ao menos um personagem jogável e um portal de saída. Na área inferior ao mapa gerado é criada automaticamente uma área invisível de morte, caso o jogador caia em um buraco ou saia da área especificada pelo mapa. Um nível pode ser composto por segmentos, o que contribui para performance computacional e permite novas possibilidades no ajustes dinâmico. Quando um segmento é usado e não é o último de um nível, deve existir, em vez de uma porta de saída, um *checkpoint* demarcando seu fim (de preferência na forma de poste, para visualização do usuário).

Ao iniciar o jogo, os dois primeiros segmentos do nível são gerados a partir do arquivo de entrada, enquanto aparece uma tela de carregamento. Ao passar por um *checkpoint*, o próximo segmento é carregado até que não haja outros. Ao alcançar um portal de saída, o jogo inicia o nível seguinte, podendo aplicar um questionário entre os níveis. Caso não haja mais níveis para serem carregados, o jogo finaliza com um questionário e uma tela de agradecimento.

A tela de finalização e o questionário acoplados ao jogo foram desenvolvidas para agregar na imersão e na experiência do usuário, não precisando sair da interface para que responda. Além disso, foram adicionadas telas de apresentação contendo os objetivos, os elementos principais e os controles do jogo (também acessíveis no menu de pausa) e, antes de começar o primeiro nível, um questionário sociodemográfico, ilustrados na Figura 4.7. Sobre a interface do questionário, foram criados 5 tipos de perguntas: resposta textual, múltipla escolha, escala, grade de escalas e caixa de seleção.

Os menus inicial e de pausa foram adaptados para incluir as novas opções de desistir de um nível e de escolher um modelo de entrada para as ações da Ellen. No caso, os controles foram adaptados para escolha entre duas opções pré-definidas, sendo essas: movimento lateral (setas da esquerda/direita ou teclas a/d), salto (espaço em ambos os casos), olhar para cima (seta para cima ou w), agachar/olhar para baixo (seta para baixo ou s), ataque corpo-a-corpo (s ou k) e atirar (q ou o).

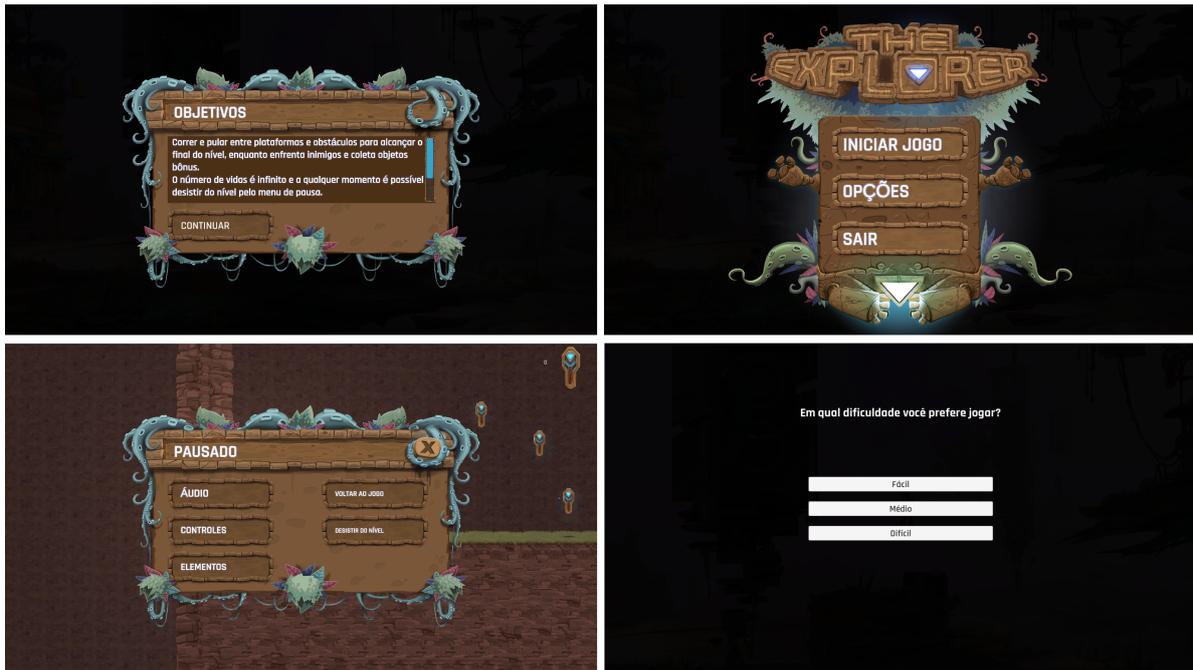


Figura 4.7: No sentido horário, interface dos objetivos, tela inicial, questionário e menu de pausa.

A HUD foi modificada para incluir a contagem de chaves coletadas e retirar o limite de vidas, já que o jogador possui vidas infinitas no contexto do estudo. Assim, o jogador pode completar ou desistir do nível, sendo que ao morrer apenas retorna para o último *checkpoint*, pois ao reiniciar o nível ou o jogo poderia modificar drasticamente as reações do usuário, ocasionando frustração.

4.3 Coleta de dados

A extração de dados provenientes do jogo e de um sensor da Atividade Eletrodérmica (EDA) foi usada para medir o desempenho do jogador e possibilitar o Ajuste Dinâmico de Dificuldade. Diversos dados são coletados, ainda que não fossem usados para o ADD, pelo fato da primeira etapa de testes ainda não possuir o ADD aplicado e verificar quais são os dados que mais correlacionam ao desempenho dos jogadores participantes. Os dados coletados são:

- Temporal:
 - Tempo para completar segmento/nível;
 - Tempo em cada vida;
 - Tempo andando para esquerda, direita ou parado; e

- Tempo em cada estado do jogador (agachar, saltar, atacar, atirar, dentre outros).
- Quantitativo:
 - Quantidade de entradas em um determinado estado:
 - * Contabilização de sucessos e falhas para ataques; e
 - * Contabilização de sucessos, falhas e ações randômicas para saltos.
 - Quantidade de interações com cada elemento do mapa;
 - Quantidade de chaves coletadas; e
 - Quantidade de mortes.
- Informações específicas:
 - Causa da morte; e
 - Distância percorrida na vida atual.

Observa-se que para cada dado listado acima são feitas proporções com valores prévios e em relação ao total de um segmento, de um nível ou de uma vida.

Alguns dos dados obtidos por meio de uma sessão do jogo não são medidas diretas, mas que precisam de um processamento para sua determinação. No caso de mortes, para determinar a causa é necessário analisar com qual elemento o jogador interagiu quando sua vida acabou, podendo ser espinhos, inimigos (e seus ataques), ácido ou uma área invisível de morte. Além disso, para determinar a posição da morte, é armazenada a posição onde essa interação ocorreu. Para os méritos desse estudo, uma interação com os elementos mencionados já causa a morte, em vez do acúmulo de múltiplos danos fazer isso.

Em relação ao sucesso ou falha de ataques, é verificado se um inimigo morreu ao ser atingido por um ataque corpo a corpo ou um tiro. Em caso positivo, o ataque obteve sucesso e, em caso negativo, falha, sendo que essa falha também pode ser considerada como uma ação randômica por parte do jogador.

Sucesso do salto

A determinação do sucesso do salto, por sua vez, possui uma lógica atrelada, em vista de não ser uma medida uniformizada ou pré-estabelecida. Para compreender como esse mérito seria mensurado, foi preciso determinar os objetivos do jogador:

- Objetivo principal: chegar ao final do nível; e

- Objetivo secundário: obter colecionáveis.

Com os objetivos do jogador estabelecidos, foram definidos os tipos de plataforma pela origem do salto, no caso, qual a origem esperada do jogador em relação à posição da plataforma. Assim, existem 5 tipos definidos:

1. Inferior Esquerda;
2. Inferior Direita;
3. Superior Esquerda;
4. Superior Direita; e
5. Esquerda Direita.

Uma plataforma Superior se refere à origem do salto ser mais alta que o destino caracterizado pela plataforma, ou seja, casos em que o final do salto deve ser em uma posição abaixo da inicial. Por sua vez, uma plataforma Inferior é o inverso, com a origem sendo mais baixa que o destino. Ademais, plataformas Inferiores e Superiores também podem estar na mesma posição vertical da origem, nesse caso a variação é conforme o sucesso será mensurado.

A mesma lógica se aplica para Esquerda e Direita, sendo determinada pela posição de origem do jogador. Desse modo, uma plataforma Esquerda se refere ao jogador vindo de uma origem na esquerda da plataforma e a Direita se refere ao inverso. Além disso, uma plataforma Esquerda Direita se relaciona aos buracos, com o jogador podendo saltar de qualquer origem horizontal e sem existir variação vertical entre a origem e o destino.

Na Figura 4.8 são exemplificados os tipos de plataforma. Observa-se que a especificação do tipo de plataforma é definida pelo arquivo de origem. Essa mesma lógica é utilizada para modificação dos elementos, assim como descrito na Seção 4.4, mantendo-os em um padrão de *design* definido.

A partir das determinações anteriores, ordenou-se por prioridade o que seria analisado para categorizar um salto de sucesso, randômico ou falho:

1. Caiu em um buraco ou morreu por algum inimigo/armadilha (falha).
2. Mudança de plataforma, ou seja, jogador colide com alguma plataforma ou elemento que não seja o de origem do salto:
 - (a) Alguma parte do corpo colidiu com algum elemento ao final do salto antes dos pés:

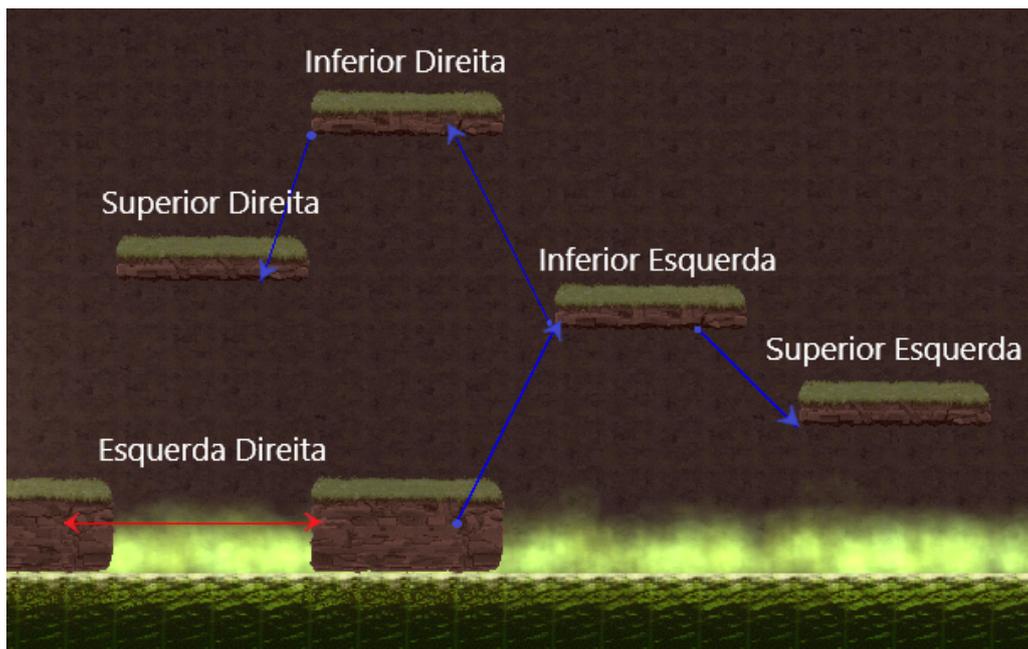


Figura 4.8: Representações dos tipos de plataforma no jogo. As setas indicam o destino do salto, com a plataforma correspondente possuindo sua nomenclatura associada. O caso de exceção (Esquerda Direita) possui setas para ambas as direções e se associa a um buraco, em vez de uma plataforma.

- i. Mesmo tendo colidido no caminho, plataforma final é abaixo da inicial e a plataforma final é dos tipos de busca Superior Esquerdo ou Superior Direito (sucesso); e
 - ii. A plataforma final não é a mesma de início, a posição final encontra-se abaixo da inicial e a plataforma final não é dos tipos de busca Superior Esquerdo ou Superior Direito (falha):
 - Caso em que tenta saltar de uma plataforma para outra, porém cai para outra inferior.
 - iii. Ao final, pés entraram em contato com outra plataforma (sucesso); e
 - iv. A plataforma final é a mesma de início e a distância no eixo vertical entre o início e o final é menor do que o espaço de um ladrilho (falha):
 - Caso em que tenta saltar para uma plataforma, porém não a alcança com os pés, apenas com outra parte superior do corpo.
- (b) Alcançou uma parte da mesma plataforma com diferença vertical maior que o espaço de um ladrilho (sucesso):
- Caso de plataforma que possui diferença de altura em si, a exemplo de uma escada.
- (c) Ultrapassou um buraco (sucesso):

- Em ambos os sentidos na horizontal; e
- Com a condição da altura final ser menor que a altura máxima alcançável pelo salto, ao considerar o caso de caminhos alternativos que estejam acima de caminhos que possuam buracos.

3. Obteve colecionável (sucesso).

4. Nenhuma das opções acima (randômico).

Com essas condições espera-se determinar se cada salto realizado por um jogador se categoriza em uma das três opções (sucesso, falha ou randômico), considerando os objetivos apontados anteriormente como o cerne para essa determinação. A partir desse tipo de dado, torna-se possível mensurar o desempenho do jogador enquanto percorre um nível, em relação aos saltos que são realizados e as consequentes interações com plataformas, buracos, chaves e áreas de morte.

4.4 Medição da dificuldade

Para realização do Ajuste Dinâmico de Dificuldade, este trabalho propõe implementar uma versão do método de Mourato [1][10] para avaliação da dificuldade em um nível de um jogo do gênero plataforma, descrito na Subseção 3.4.2. Em seus estudos, Mourato avalia a geração de níveis de jogos de plataforma e a adaptação para gerar estruturas mais complexas e não-lineares, como portões e alavancas. Dessa forma, executa uma Geração de Conteúdo Procedural associada à variação da complexidade do ambiente, em vez de um ajuste da dificuldade dos elementos do jogo.

Prévio à geração do conteúdo, analisa que o resultado final produz um desafio com uma certa dificuldade, com modificações conseguindo alterá-la drasticamente e um nível originalmente equilibrado podendo se tornar impossível de finalizar. Assim, propõe e testa um algoritmo para estimativa da dificuldade em jogos do gênero.

Em relação à representação de dificuldade, segue a ideia de Aponte [51] de que possui relação com as probabilidades de sucesso e fracasso durante a execução de tarefas, seja quando analisadas independentemente ou em um nível inteiro. Desse modo, a abordagem é baseada em dois tipos de análise de nível:

1. Primeiramente, o nível é decomposto em segmentos que representam partes independentes e são identificadas possíveis transições entre segmentos.
2. Em seguida, é feita uma análise de cada componente individual, baseado na probabilidade de sucesso dele.

Conforme ilustrado na Figura 4.9, para calcular a dificuldade do desafio como um todo, esse é dividido em partes mapeadas nas situações abaixo:

- a) Caminho reto sem possibilidade de falha (sem plataformas, buracos, inimigos ou armadilhas).
- b) Um desafio de teste único com uma certa dificuldade, com chance de falha e passível de morte (ocorrência de buracos, inimigos e/ou armadilhas, mas sem plataformas).
- c) Um desafio com penalidade mas que pode ser repetido:
 - (1) Com chance de falha, mas passível de repetição (ocorrência de plataformas, mas sem buracos, inimigos ou armadilhas); e
 - (2) Com a possibilidade de um desafio adicional associado e chance de falha e passível de repetição e/ou morte (ocorrência de plataformas e buracos, inimigos e/ou armadilhas).

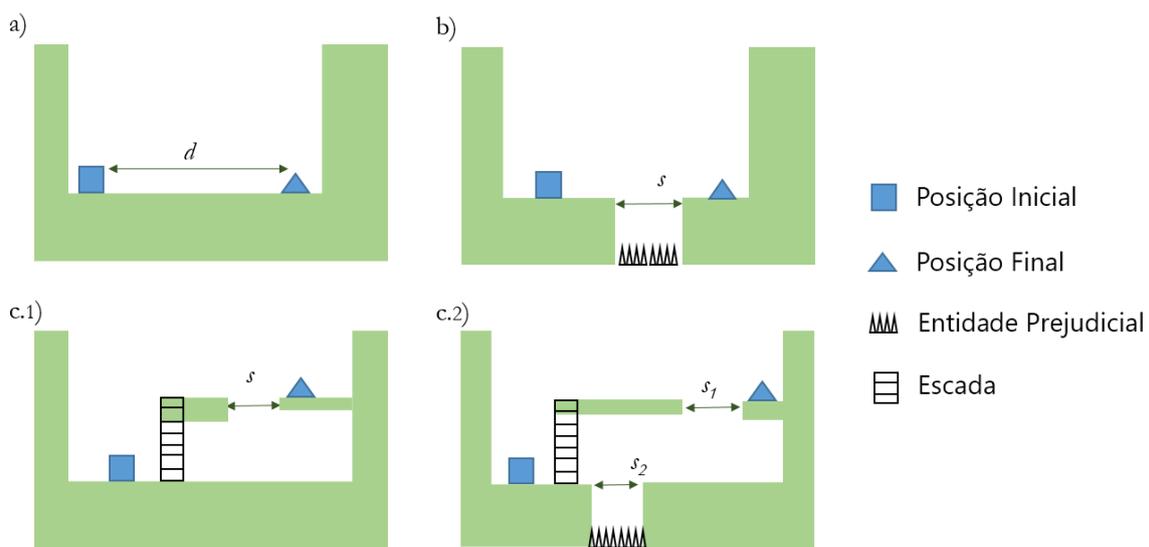


Figura 4.9: Exemplos de representações comuns de desafios em jogos de plataforma (adaptado de [10]).

Não é uma tarefa trivial identificar probabilidades para transições de segmento em um nível com base no conteúdo e nas características do avatar. Isso se deve ao fato de serem variáveis para distintos jogos, possuindo diferentes movimentações e elementos. Assim, nesse modelo de medição, propõe-se observar características gerais e analisá-las em relação ao espaço e ao tempo.

Para a dificuldade espacial, considera o salto entre pontos, definindo o mínimo para ser performado. O cálculo é feito como o lançamento de um projétil do primeiro ponto a

um segundo e medindo a possível margem de erro da sua trajetória até o ponto de destino, utilizando a interseção.

Por outro lado, para a dificuldade temporal, considera o período da entidade desafiadora, a janela de prejuízo e o tempo requerido para superar a entidade. Uma falha ocorre se o jogador entra em contato com a entidade na janela de prejuízo ou se o movimento é executado tardiamente dentro do intervalo para superação dessa.

Por fim, uma dificuldade espaço-temporal é mensurada pela multiplicação das probabilidades de sucesso dos casos anteriores. São caracterizadas por entidades dinâmicas, a exemplo de plataformas móveis.

Mourato mapeia a margem de erro linear e a distribuição exponencial esperada para configurar a dificuldade em perfis de jogador. Para testar a teoria, os níveis foram segmentados manualmente, com base na interpretação visual das representações e foi determinada a vontade de continuar pelo número máximo de tentativas para cada desafio.

Conforme este trabalho pretende medir a dificuldade independente de dados prévios sobre a experiência do jogador e se adaptar de acordo com seu desempenho e seus dados afetivos, essa última etapa foi descartada. Ademais, o foco esteve na estimativa da dificuldade por meio dos elementos, independente de uma avaliação visual, para ser genérico e realizado apenas pelo algoritmo. Por fim, alterações foram realizadas para incluir a influência do eixo horizontal na função de tempo da posição no eixo vertical, a opção de novos tipos de elementos (plataforma atravessável e buraco como uma entidade independente) e as lógicas de sucesso do salto e de como o ADD será executado.

Em suma, a medição da dificuldade deste estudo foi baseada no sucesso para executar saltos. Com isso, foram consideradas como triviais (que não possuem falha associada) as ações de se movimentar e interagir com elementos que não causam dano. Por sua vez, saltar entre plataformas e buracos com sucesso determinará a dificuldade relativa. O salto corresponde a uma parábola e a probabilidade de sucesso advém do erro horizontal e vertical da parábola em relação a um determinado ponto final.

Implementação da estimativa da dificuldade

Para determinar a dificuldade de um nível, é feito o somatório da dificuldade de elementos específicos. Os elementos analisados foram aqueles que possuem salto como parte integral de seu desafio, sendo esses: plataforma padrão, plataforma atravessável, plataforma móvel e buraco. Para cada um desses, é feita a identificação do ponto mais próximo de acordo com os tipos de plataforma a partir da origem do salto, definidos na Subseção 4.3.

O cálculo é feito como o lançamento de um projétil do primeiro ponto (P_0) a um segundo (P_1) e medindo a possível margem de erro da sua trajetória até o ponto de destino (P_2), utilizando a interseção. O primeiro ponto (P_0) é determinado por um algoritmo de

Busca em Largura (BFS), limitado pela direção de origem do jogador. Observa-se que o BFS é utilizado por encontrar o menor caminho a partir de um ponto de origem em termos de número de arestas no caminho. O segundo ponto (P_1) é o primeiro ponto de contato possível para o jogador, dependendo da direção de origem.

A busca é feita da seguinte forma para distintos casos:

- Inferior Esquerda: busca é feita em pontos à esquerda e abaixo da plataforma. Jogador virá do lado esquerdo, direcionado para direita e saltará para um ponto igual ou mais alto que o de origem. P_1 é o ponto mais baixo e à esquerda do elemento.
- Inferior Direita: busca é feita em pontos à direita e abaixo da plataforma. Jogador virá do lado direito, direcionado para esquerda e saltará para um ponto igual ou mais alto que o de origem. P_1 é o ponto mais baixo e à direita do elemento.
- Superior Esquerda: busca é feita em pontos à esquerda e acima da plataforma. Jogador virá do lado esquerdo, direcionado para direita e saltará para um ponto igual ou mais baixo que o de origem. P_1 é o ponto mais alto e à esquerda do elemento.
- Superior Direita: busca é feita em pontos à direita e acima da plataforma. Jogador virá do lado direito, direcionado para esquerda e saltará para um ponto igual ou mais baixo que o de origem. P_1 é o ponto mais alto e à direita do elemento.
- Esquerda Direita: exceção na qual o jogador pode pular de ambos os lados e o ponto de origem e destino são os pontos à esquerda e à direita mais próximos, respectivamente.

As constatações acima também estão demonstradas na Figura 4.8 da Subseção 4.3, com as linhas azuis e vermelhas indicando o caminho entre origem e destino para cada caso. Observa-se que para plataformas móveis utiliza das mesmas considerações acima, considerando o caminho percorrido como posições válidas. Ademais, para plataformas que podem ser atravessadas, a busca segue o mesmo padrão com o adicional de procurar na área diretamente abaixo delas.

Em relação ao mérito espacial de um elemento, considera-se a trajetória de um projétil em função do tempo para representar o avatar e sua movimentação. Assim, tendo x_0 como a velocidade inicial, v_0 a velocidade inicial no eixo correspondente, y a posição atual no eixo vertical e $x(t)$ e $y(t)$ como as funções no tempo para os eixos horizontal e vertical, respectivamente, cumpri-se as equações:

$$x(t) = x_0 + v_0 * t \quad (4.1)$$

$$y(t) = y_0 + v_0 * y * t + \frac{a}{2} * t^2 \quad (4.2)$$

No caso analisado, desconsidera-se a aceleração e a desaceleração no eixo horizontal e a velocidade horizontal é constante. Com isso e analisando g como a aceleração gravitacional no contexto do jogo, é obtido para o eixo vertical:

$$y(t) = y_0 + v_0 * y * t - \frac{g}{2} * t^2 \quad (4.3)$$

Para os cálculos, considera-se o primeiro ponto como a origem, a inexistência de um ângulo de lançamento, uma velocidade constante (a máxima alcançável) e apenas a questão espacial, assim tendo uma função quadrática interseccionando a origem, descrita pela equação 4.4. Sendo v_{0x} a velocidade máxima do eixo horizontal, v_{0y} a velocidade do salto, x a posição no eixo horizontal e P_0 o ponto de origem ($(x_0, y_0) = (0, 0)$).

$$f(x) = \frac{v_{0y}}{v_{0x}} * x - \frac{g}{2 * v_{0x}^2} * x^2 \quad (4.4)$$

Ao interseccionar o projétil com duas linhas paralelas ao eixo cartesiano e que também interseccionam o ponto de destino, estima-se o possível desvio da trajetória que ainda é um salto válido, chamado de margem de erro, ilustrada na Figura 4.10 e descrita para o eixo x na equação 4.5 e para o eixo y na 4.6. Identifica-se dois valores: a altura do jogador quando alcança a plataforma em relação à origem (Δy) e a amplitude horizontal do salto (Δx). Assim, há um erro horizontal (m_x) e outro vertical (m_y), com $P_i = (x_i, y_i)$.

$$m_x = \Delta x - x_1 \quad (4.5)$$

$$m_y = \Delta y - y_1 \quad (4.6)$$

No caso de valores negativos dos erros, calcula-se novas posições. Desse modo, um erro menor ou igual à zero define uma destino não alcançável. Para valores positivos, a tolerância horizontal é calculada pelo valor de x para $f(x)$ igual a y_1 , obtido por uma equação de segundo grau e selecionando a raiz adequada. Assim, as seguintes fórmulas são obtidas para o eixo vertical de P_1 (y_1) e a vertical de P_2 (x_2), necessárias para calcular as margens de erro:

$$y_1 = f(x_1) = \frac{v_{0y}}{v_{0x}} * x - \frac{g}{2 * v_{0x}^2} * x_1^2 \quad (4.7)$$

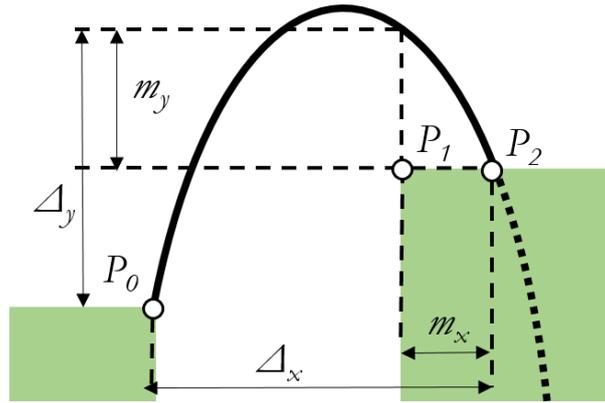


Figura 4.10: Representação gráfica do conceito de margem de erro [10].

$$x_2 = (v_{0y} \pm \sqrt{v_{0y}^2 - 2 * g * y_2}) * \frac{v_{0x}}{g} \quad (4.8)$$

Para normalização, considera-se as margens de erro como valores relativos à distância total ao longo do eixo, a distância total no eixo horizontal (x_r) e o ponto máximo no eixo vertical (y_v). Ao final, ambas as margens de erro normalizadas (M_x e M_y) são multiplicadas para definir uma margem de erro final (M) para o obstáculo, entre 0 e 1, seguindo as fórmulas abaixo:

$$x_r = \frac{2 * v_{0y} * v_{0x}}{g} \quad (4.9)$$

$$y_v = \frac{v_{0y}^2}{2 * g} \quad (4.10)$$

$$M_x = \frac{m_x}{x_r} \quad (4.11)$$

$$M_y = \frac{m_y}{y_v} \quad (4.12)$$

$$M = M_x * M_y \quad (4.13)$$

Há casos nos quais o salto tem que ser performado antes no eixo horizontal para alcançar uma determinada altura, para isso calcula-se a distância mínima (c_{min}) e a máxima (c_{max}) de correção no eixo horizontal e utiliza-se a média entre elas, assim como visto na Figura 4.11. Conforme existem plataformas que possibilitam ser atravessadas, essas não precisam empregar esse mérito. Considerando $limite_{min}(x)$ como o limite inicial da plataforma no eixo horizontal e $limite_{max}(x)$ como o limite final da plataforma no eixo

horizontal, obtém-se:

$$c_{min} = (\text{limite}_{min}(x) < x_1) ? (x_1 - \text{limite}_{min}(x)) : 0 \quad (4.14)$$

$$c_{max} = ((\text{limite}_{min}(x) < x_2) \wedge (\text{limite}_{max}(x) < x_2)) ? \\ (x_2 - \text{limite}_{min}(x)) : (\text{limite}_{max}(x) - \text{limite}_{min}(x)) \quad (4.15)$$

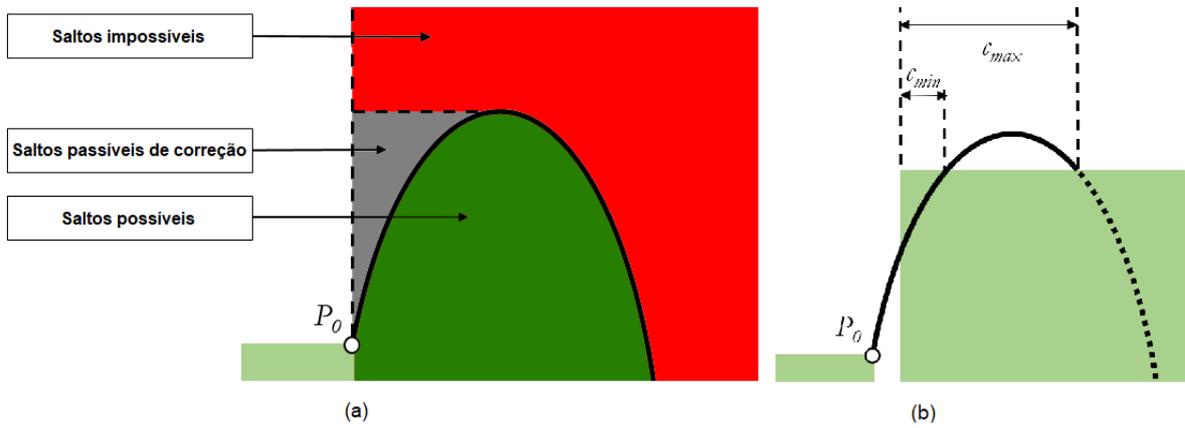


Figura 4.11: (a) Classificação do salto de acordo com a posição de destino (P_1) em relação à origem (P_0); (b) Valores de correção máximo e mínimo para tornar possível o salto de uma dada trajetória (adaptado de [10]).

Em complemento às constatações anteriores, como os jogadores não saltam exatamente na margem final e com a problemática exposta no tópico anterior, procura-se uma distribuição centrada em X_d , sendo d a distância até o fim da plataforma de origem ou do alinhamento dela com a plataforma de destino no eixo x . Para isso é necessário saber o valor máximo de d (d_{max}) para que o salto obtenha sucesso, extraído da curva de trajetória. Para casos de saltos que necessitam correção, a área dentro da distribuição para que o salto obtenha sucesso será definida por c_{min} e d_{max} .

No caso da plataforma móvel, que possui os méritos espacial e temporal, ocorre a multiplicação dos casos de sucesso, utilizando o inverso desses para manter o resultado como um valor crescente, já que sempre varia entre 0 e 1. Para a dificuldade espacial, determina-se a dificuldade média entre os casos de sucesso pelos quais a plataforma percorre em algum momento. Para a dificuldade temporal, determina-se o período de tempo requerido para realizar o salto, obtido pela associação da velocidade da plataforma e do espaço em que não é possível saltar com sucesso, ou seja, as posições capazes de saltar dividido pela soma de todas as posições.

4.5 Sensor

De acordo a proposta do trabalho, utiliza-se o sensor de captura da Atividade Eletrodérmica (EDA), verificando a condutância da pele e fornecendo uma base para identificação dos níveis de excitação, tensão e frustração. Esse tipo de sensor possibilita o Ajuste Dinâmico de Dificuldade de modo a alcançar a imersão [21], sendo que a confiabilidade desse tipo de medida foi testada em estudos anteriores [27].

Conforme analisado por outros pesquisadores [25] [26], o uso de placas de captura mais simples pode impactar na aceitação e no conforto dos usuários e na precisão dos dados. Com esse propósito, foi escolhido o *Empatica E4 Wristband*⁴, ilustrado na Figura 4.12. A pulseira *E4* é um dispositivo de pesquisa vestível que oferece aquisição de dados fisiológicos em tempo real e ferramentas para análise e visualização. Além disso, foi utilizada e validada [78] em diversas publicações⁵.



Figura 4.12: Empatica E4 Wristband conforme ilustrado pelo fabricante.

A pulseira possibilita uma monitoração discreta, acurácia e precisão nos dados captados, acesso aos dados e desenvolvimento de aplicativos próprios. Ademais, possui as seguintes ferramentas:

- Sensor Fotopletismografia (PPG) que mede Pulso de Volume de Sangue, do qual a variação da frequência cardíaca pode ser derivada.
- Acelerômetro de 3 eixos, capturando atividades baseadas em movimento.
- Marcação de eventos e vinculação com sinais fisiológicos.

⁴<https://www.empatica.com/en-int/research/e4/>

⁵<https://support.empatica.com/hc/en-us/articles/115002540543-Recent-Publications-citing-the-E4-wristband->

- Sensor da Atividade Eletrodérmica (EDA) (ou Resposta Galvânica da Pele (GSR)), medindo as constantes flutuações de certas propriedades elétricas da pele.
- Termopilha Infravermelha, a qual lê a temperatura da pele periférica.
- Relógio interno com referência de tempo de alta precisão.

Dentre as possíveis opções de medida, as utilizadas para esse estudo envolvem o uso do relógio interno, a marcação de eventos e o EDA. Em suma, o *Empatica E4* fornece uma maneira de capturar a condutividade elétrica (pela inversão de resistência) por meio da pele. Para isso, passa uma quantidade minúscula de corrente entre dois eletrodos em contato com a pele, fornecendo medidas na unidade de condutância *microSiemens* (μS).

A empresa fabricante, *Empatica Inc.*, recomenda o uso na mão não-dominante com a pulseira na parte superior do pulso. Os eletrodos EDA ficam sob o fecho e devem estar alinhados na parte inferior do pulso e posicionados entre os dedos do meio e anelar, encaixando confortavelmente acima da articulação do pulso. Ademais, a pulseira deve ser apertada o suficiente para garantir que os eletrodos EDA não mudem de posição na pele durante o movimento normal, mas não tanto para contrair o fluxo sanguíneo ou causar desconforto.

O uso da pulseira possui um curto tempo para calibragem, de segundos, e os dados já vem filtrados por serem otimizados para uso em tempo real e em condições adversas. Por outro lado, alguns problemas foram evidenciados previamente aos testes: pessoas com temperatura corporal muito baixa ou sob uso de certas medicações que suprimem as respostas do sistema nervoso simpático não conseguem ter seus dados captados pelos eletrodos EDA.

4.5.1 Medição durante uma sessão do jogo

A *Empatica Inc.* fornece aplicativos para *Android* e *iOS* projetados para permitir o fluxo de dados em tempo real a partir dos dispositivos *E4* e de uma conexão *Bluetooth* desses com o celular. Todavia, a versão de desenvolvedor permite apenas a captação dos dados brutos, além de possuir uma comunidade pequena e pouco suporte para desenvolvedores.

Em vista disso, o aplicativo padrão para desenvolvedor foi modificado para enviar, por uma rede interna, os dados brutos para um servidor de banco de dados. Esse é um servidor simples desenvolvido em PHP e SQL, contendo os dados ordenados por chave, o valor e a hora de captura. Ademais, possibilita o acesso por requisições REST de leitura, inserção, deleção e alteração.

Por sua vez, o jogo foi adaptado para requisitar os dados recentes de forma ordenada a cada período de tempo, especificado como 2 segundos. Os dados também ficam salvos

ao final da sessão, possibilitando salvá-los em outros formatos, como CSV, para análise posterior.

Dentro do jogo, os dados brutos da EDA foram processados para geração de dois dados derivados: nível tônico da condutância da pele (mudanças lentas subjacentes) e resposta de condutância da pele fásica (picos que mudam rapidamente) [79], exemplificado na Figura 4.13. As medições de condutância tonal da pele (SCL) indicam a ausência de qualquer evento ambiental específico ou estímulo externo, variando em dezenas de segundos a minutos e podendo diferir significativamente entre os indivíduos, assim não sendo tão informativo. As medições de condutância fásica (SCR), por outro lado, são associadas a eventos de curto prazo e ocorrem na presença de estímulos ambientais discretos.

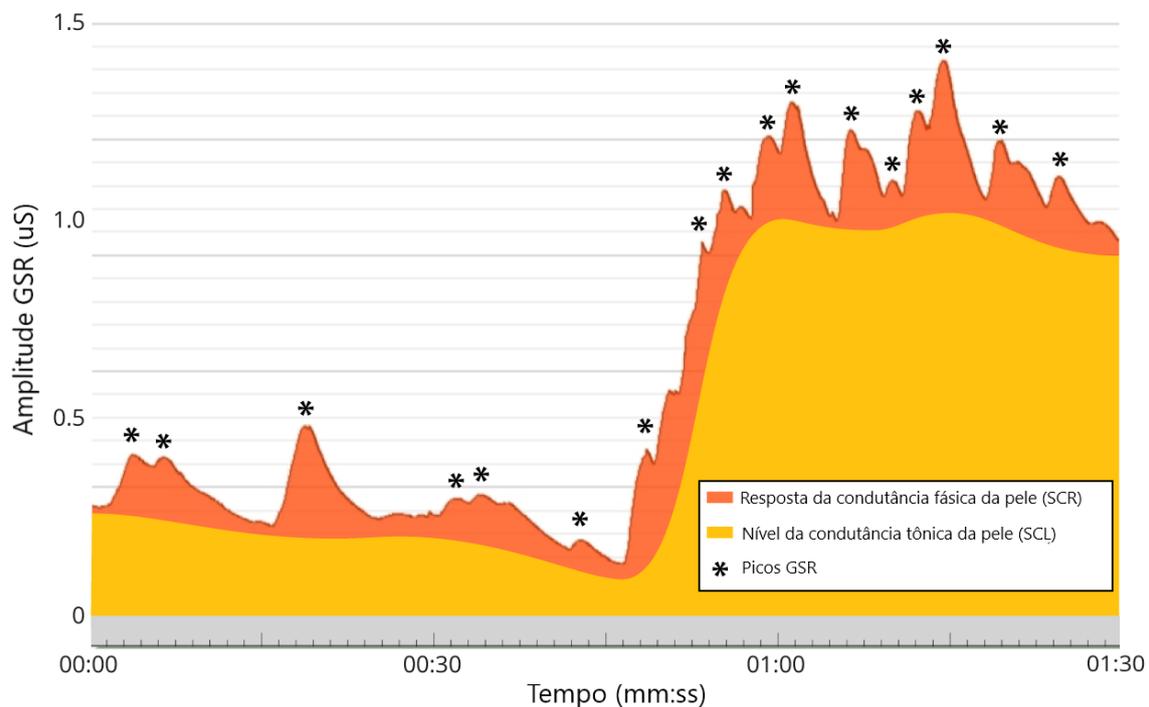


Figura 4.13: Exemplo da variação da amplitude GSR ao longo do tempo⁶.

Por fim, para realizar o processamento indicado acima, foi adaptado um código aberto⁷, feito com o framework Microsoft .NET e a linguagem C#, que tinha como objetivo principal a detecção da excitação em tempo real usando recursos da Resposta Galvânica da Pele. A adaptação consistiu em associar o código com os dados do sensor utilizado e encaminhar as análises para o controle do jogo. Com isso, obteve-se: o nível fásico dependendo da área de excitação fásica, o nível de SCL dependendo dos valores médios das amplitudes tônicas, a média das amplitudes dos valores do sinal de GSR e o nível geral de excitação, definido a partir do valor anterior.

⁶Ilustração adaptada de <https://imotions.com/blog/galvanic-skin-response/>

⁷<https://github.com/ddessy/RealTimeArousalDetectionUsingGSR>

4.6 ADD híbrido

O jogo possui um Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) (i) de acordo com fatores do desempenho do jogador, (ii) outro pela avaliação do estado afetivo relativo a Atividade Eletrodérmica (EDA) e (iii) um híbrido das opções anteriores. Nos três modelos descritos a dificuldade é alterada da mesma forma. Em suma, existem valores globais que mensuram o desempenho do jogador e o estado afetivo, variando de 0 a 1. A dificuldade para o modelo híbrido corresponde à média dos demais.

Para o cálculo do ADD só é utilizada uma dificuldade global, dependendo do modelo. Os dados e processamentos para definição das dificuldades globais foram escolhidos a partir de estudos anteriores, sendo [7] e [80] para os elementos, e [10] e [77] para o desempenho do jogador. Com a primeira bateria de testes e a análise de seus resultados, conforme será detalhado na Subseção 5.2, essas escolhas foram verificadas, buscando analisar o que influencia o desafio e o desempenho do usuário.

A implementação dos três modelos de ADD seguiu um padrão cíclico com 4 sistemas interligados, baseado nos estudos [5] e [6], descritos na Subseção 2.5.2. Os sistemas referem-se aos dados brutos do Jogador, o Monitoramento dessas métricas, a Análise correspondente e o Controle dos componentes que serão ajustados. A Figura 4.14 apresenta o diagrama dos sistemas utilizados para aplicação do ADD híbrido e um resumo das etapas associadas.

Em suma, as variáveis do jogador são captadas, dividindo entre os dados brutos do jogo e as medidas fisiológicas, as quais são obtidas por um sensor que examina a resposta afetiva do jogador. Após a monitoração, os dados são filtrados, permitindo detectar e interpretar o desempenho e a emoção correspondentes às variáveis apresentadas. Esses dados podem ser utilizados separadamente no modelo por desempenho e afetivo, respectivamente, ou em conjunto para o modelo híbrido. Por fim, a análise é realizada para ambos os casos, com o resultado determinando o que será adaptado no jogo.

Para o caso afetivo, é usada uma proporção do nível fásico e do nível tônico medidos, dando prioridade para o primeiro, assim como explicado na Subseção 4.5.1. A cada período especificado de tempo (2 segundos), a proporção é recalculada e a variação dela é adicionada à dificuldade global.

Em relação ao desempenho, quando a morte é relacionada a uma queda (ácido ou área invisível de morte), um contador é incrementado e a posição da morte é salva. No caso da morte ser em uma posição prévia ou igual a da morte anterior, a dificuldade global diminui (facilitando) conforme a proporção entre a distância atual e a anterior. No caso inverso, a dificuldade global aumenta (dificultado) em menor escala.

Quanto mais segmentos são completados sem a ocorrência de morte, a dificuldade cresce de modo exponencial. Quando há morte, decresce exponencialmente de acordo

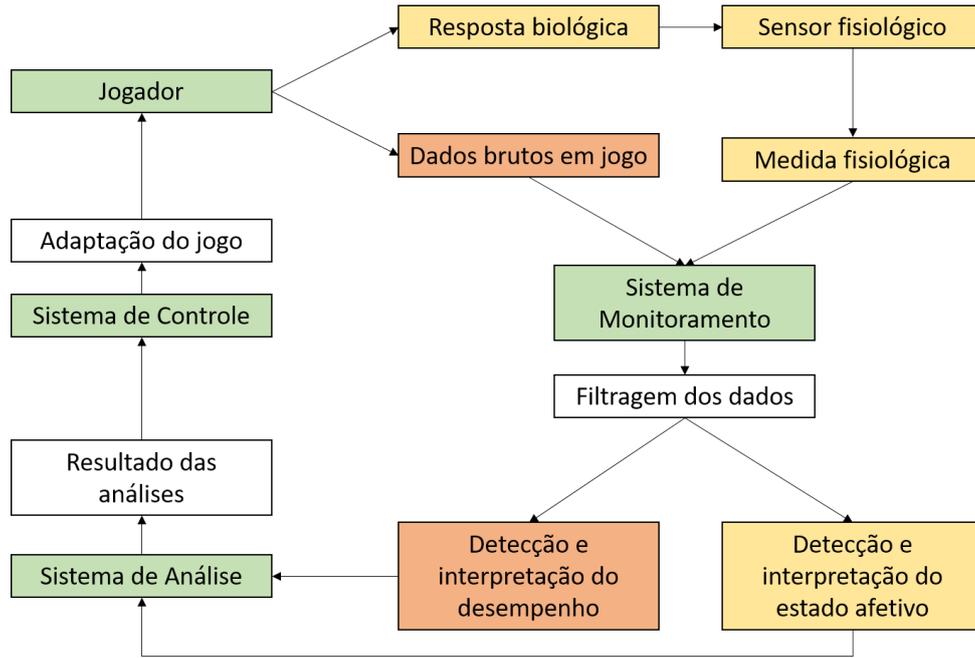


Figura 4.14: Diagrama cíclico do Ajuste Dinâmico de Dificuldade híbrido orientado pelo sistema. Os sistemas estão em verde, enquanto as etapas relacionadas ao desempenho do jogador estão em vermelho e à afetividade, em amarelo.

com o contador de mortes mencionado previamente. Essa lógica é aplicada também entre níveis e é a que causa maior variação no cálculo da dificuldade global. Por fim, é feita uma proporção e normalização entre o número de saltos de sucesso e falhas. Com isso, dificulta quando há uma maior incidência de sucesso e facilita quando aumenta o número de falhas.

O valor global da dificuldade, em cada caso, é limitado de acordo com a progressão de níveis, conforme explicitado nas equações 4.16 e 4.17. Considera-se que dif é a dificuldade global (variando entre 0 e 1 em todos os casos), $maxLevelDif$ é a dificuldade limite do nível, $level$ é o nível atual e $numLevels$ é a quantidade de níveis. Por exemplo, no caso de haver 12 níveis, o primeiro pode variar entre 0 e 0,83, o sexto entre 0 e 1, o penúltimo entre 0,16 e 1 e o último entre 0,25 e 1. Enquanto isso, no caso de 24 níveis, o primeiro varia entre 0 e 0,79 e o penúltimo entre 0,20 e 1.

$$maxLevelDif = level/numLevels \quad (4.16)$$

$$dif = (dif > maxLevelDif + 0,75) ? (maxLevelDif + 0,75) : ((dif < maxLevelDif - 0,75) ? (maxLevelDif - 0,75) : dif) \quad (4.17)$$

As adaptações do ADD foram programadas para serem feitas em 3 possíveis momentos:

1. Ao criar segmentos e níveis:

- Na geração de cada segmento, utiliza o valor da dificuldade global atual para modificação dos elementos.

2. Ao morrer:

- Guarda um valor de dificuldade global ao morrer e o utiliza para modificar o segmento atual e os próximos, inclusive os que ainda não foram gerados.

3. Em tempo real:

- Verifica se o mapa deve ser alterado a cada variação da dificuldade global.

A adaptação do nível é igual para todas as opções acima, diferindo apenas em relação a periodicidade da aplicação. Ou seja, a forma que os elementos são modificados não diverge, mas o momento que isso é feito pode variar (sendo somente quando morre, ao criar segmentos ou de modo constante). Além disso, podem ser executadas em conjunto, no caso de adaptar tanto ao morrer quanto ao criar novos segmentos e níveis. Desse modo, o valor da dificuldade global atual é utilizado para alterar os segmentos que são criados e, ao morrer, para alterar o segmento atual e os próximos já gerados.

4.6.1 Adaptação dos elementos pela dificuldade

Um mapa dos elementos do nível é gerado quando este é iniciado, contendo a dificuldade total, a dificuldade total por elementos, sub-mapas para cada segmento e suas dificuldades correspondentes. Observa-se que as dificuldades relacionadas ao nível são determinadas pelo somatório do segmento. Além disso, a dificuldade do segmento que é utilizada para o ADD, modificando os elementos do segmento que está sendo criado ou do segmento atual e dos seguintes já criados.

Cada elemento (organizado por tipo) possui uma dificuldade associada, a direção para cálculo da dificuldade (caso da plataforma e seus tipos, conforme Subseção 4.2.3), a origem e o destino do salto e a translação executada (para objetos móveis). A dificuldade global do jogador (dif) é comparada com a dificuldade do segmento pela quantidade de elementos ($segDif$). A diferença gera a dificuldade que deve ser modificada ($changeDif$), seguindo a equação 4.18 e variando entre -1 e 1 em relação à dificuldade atual, dependendo se deve diminuir (negativo) ou aumentar (positivo).

$$changeDif = dif - segDif \quad (4.18)$$

Caso o valor absoluto da dificuldade que deve ser modificada seja maior que o limiar do eixo x ou y, verifica-se quais os elementos específicos que devem ser alterados. Ou seja, a dificuldade para um eixo específico só é alterada se o absoluto dela for maior que o limiar correspondente ($limiar_x$ e $limiar_y$), definidos nas equações 4.19 e 4.20 de forma a não permitir saltos impossíveis.

$$limiar_x = 1/x_r \quad (4.19)$$

$$limiar_y = 1/y_v \quad (4.20)$$

Para que não haja a normalização da dificuldade de todos os elementos de um segmento e que se mantenha a variabilidade do nível, em cada elemento é aplicado um padrão exponencial, no qual $elemDif$ é a dificuldade atual do elemento (verificada sempre antes de alguma mudança), $auxElemDif$ é a dificuldade temporária que auxilia no cálculo e $changeElemDif$ é a dificuldade que deve ser modificada no elemento, conforme indicado nas equações 4.21, 4.22 e 4.23. Dessa forma, todo o nível pode variar, mantendo um padrão de *design* e sem que elementos específicos sejam alterados sem necessidade ou em excesso.

$$auxElemDif = dif - elemDif \quad (4.21)$$

$$changeElemDif = changeDif^{(1+changeDif-auxElemDif)} \quad \forall changeDif > 0 \quad (4.22)$$

$$changeElemDif = changeDif^{(1-changeDif+auxElemDif)} \quad \forall changeDif < 0 \quad (4.23)$$

Observa-se que cálculos referente à parábola são feitos assim que o nível começa e só precisariam ser refeitos no caso dos valores de velocidade, aceleração e/ou gravidade do jogador alterarem (fatores que não foram adaptados para este estudo). Enquanto isso, cálculos da dificuldade dos elementos são refeitos todas as vezes que eles são modificados.

Caso o valor absoluto da dificuldade que deve ser modificada de cada elemento seja maior que o limiar do eixo x ou y, esse será modificado (adicionando ou removendo) em uma determinada quantidade de ladrilhos (qtd_{tiles_x} e qtd_{tiles_y} , respectivamente). Essa lógica é aplicada de acordo com as equações abaixo:

$$qtd_{tiles_x} = \lfloor changeElemDif / limiar_x \rfloor \quad (4.24)$$

$$qtd_{tiles_y} = \lfloor changeElemDif / limiar_y \rfloor \quad (4.25)$$

As alterações no eixo x modificam o tamanho dos buracos e das plataformas. Em relação ao tamanho dos buracos, adiciona (ao facilitar) ou remove (ao dificultar) ladrilhos da região de destino do salto e, caso não consiga modificá-la, faz isso na de origem.

No eixo y, a posição ou o tamanho das plataformas é alterado. No caso, plataformas em forma de coluna (como no caso das escadas) são alteradas removendo ou adicionando ladrilhos, caso contrário a posição da plataforma que é modificada. Para as plataformas do tipo Inferior, adiciona ou move para cima para dificultar e remove ou move para baixo para facilitar. O inverso se aplica às plataformas do tipo Superior.

Algumas restrições foram definidas para manter padrões de *design*, para evitar conflito na construção do mapa e para que o jogo possa ser finalizado independente das mudanças. Caso já exista um ladrilho na posição que deseja adicionar um novo ou não exista na posição que deseja remover, nada é feito. Além disso, se a plataforma ou a região que circunda o buraco possuir um padrão de ladrilhos abaixo (por exemplo, formando uma coluna), ladrilhos correspondentes são adicionados nas linhas necessárias para cada nova coluna.

Observa-se que para auxiliar nesse processo (assim como no da criação do nível), foi feito um mapeamento das posições ocupadas e dos objetos relacionados a esses. Ademais, antes de modificar um elemento, também é verificada qual a dificuldade resultante. Assim, a adaptação só ocorre quando a dificuldade indica um elemento que segue o padrão desejado de modificação, aumentando ou diminuindo, e que seja alcançável em um salto.

Ao final do processo, as dificuldades relativas a cada elemento são atualizadas, assim como do tipo do segmento e do nível. Nas Figuras 4.15, 4.16 e 4.17 é demonstrado como o nível pode variar com a aplicação do ADD.

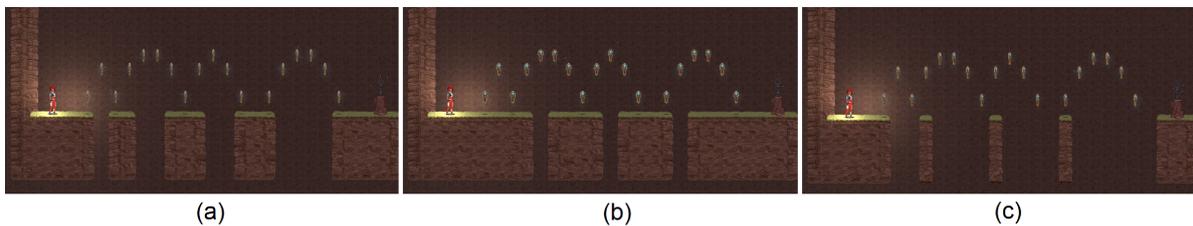


Figura 4.15: Captura de tela de segmentos demonstrando a diferença de níveis (a) sem a aplicação do ADD e com valor de dificuldade global (b) 0,1 e (c) 0,9, respectivamente.

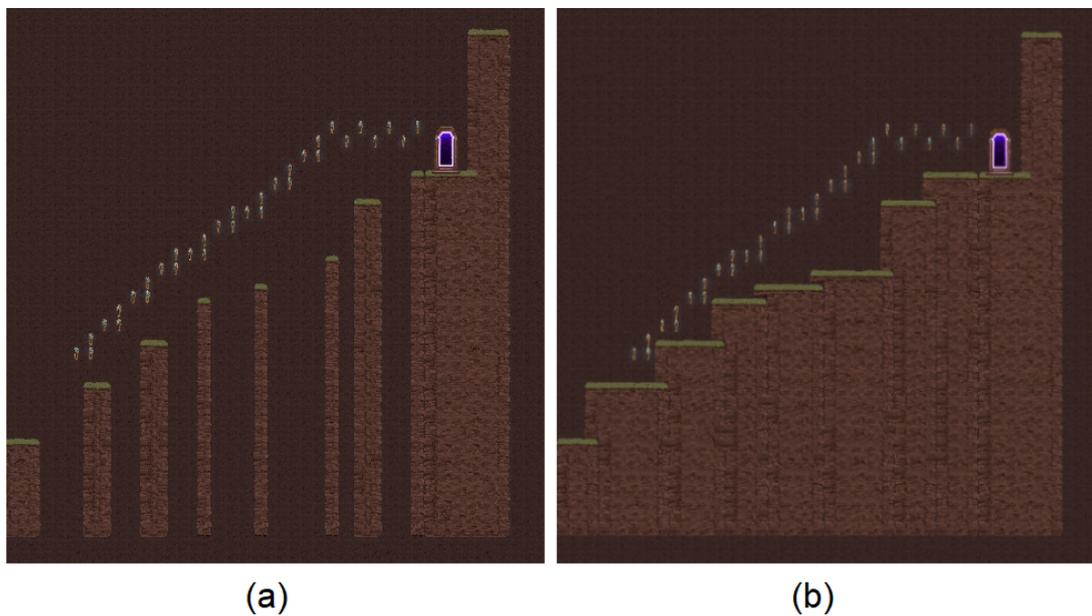


Figura 4.16: Captura de tela de segmentos demonstrando a diferença de níveis (a) sem a aplicação do ADD e com valor de dificuldade global (b) 0, respectivamente.

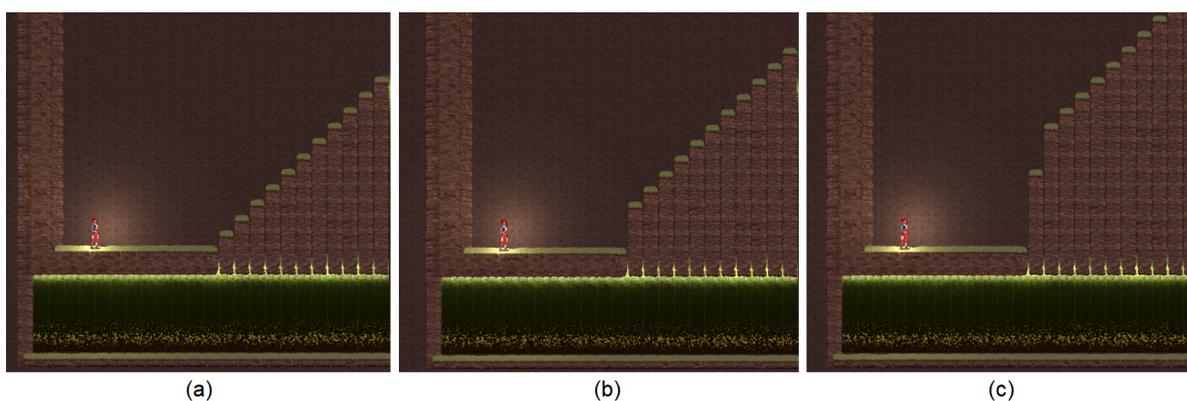


Figura 4.17: Captura de tela de segmentos demonstrando a diferença de níveis (a) sem a aplicação do ADD e com valor de dificuldade global (b) 0,7 e (c) 1, respectivamente.

Capítulo 5

Testes e Resultados

Neste capítulo serão descritos os testes executados com voluntários e analisados os principais resultados obtidos a partir deles.

5.1 Testes

O foco deste estudo é comparar distintos modelos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD), avaliando a eficiência do modelo híbrido em manter o jogador em estado de fluxo e ajustar a dificuldade adequadamente. Para isso, em um primeiro momento, também foram verificadas a percepção da dificuldade para distintos elementos e a correlação entre a dificuldade mensurada por algoritmos (utilizada para aplicar o ADD) e a experienciada pelos jogadores.

Decidiu-se por duas baterias de teste com grupos de amostra, sendo que os participantes da primeira bateria poderiam retornar na segunda para comparação de sua experiência em ambos os casos. Na primeira, o jogo apresentou 12 níveis, cada um contendo de um a dois segmentos. A dificuldade durante o jogo foi crescente e analisou, em cada nível, diferentes elementos do jogo (ou a conjunção desses).

Com a primeira bateria, esperava-se determinar um balanceamento da dificuldade do jogo e analisar o método de estimação de dificuldade proposto [10] e implementado no jogo *The Explorer: 2D*, associado às alterações executadas em seu formato original, conforme exposto na Seção 4.4. Com isso, objetivou-se verificar se a dificuldade estimada é capaz de se relacionar à experienciada pelos jogadores.

Na segunda bateria, o jogo apresentou 12 níveis, cada um contendo quatro segmentos e de comprimento similares. A dificuldade foi crescente, seguindo o padrão: nível sem a aplicação de ADD, com ADD baseado no desempenho do jogador, com ADD afetivo e com ADD híbrido. Esse padrão se repete 3 vezes, sendo que em cada conjunto os elementos

e dificuldades são similares (devendo se ajustar de acordo com o jogador) e, quando o padrão começa a se repetir, a dificuldade é incrementada.

Os quatro casos foram comparados e, desse modo, a seleção de elementos e obstáculos semelhantes em cada conjunto foi feita para evitar que aspectos particulares viessem as conclusões, como a existência de chefes, portais ou condições físicas diferentes. A partir disso, a seguinte hipótese foi definida:

- Um sistema híbrido de ADD mantém o jogador no estado de fluxo e possui uma dificuldade adequada ao jogador, com resultados superiores em comparação aos modelos que usam somente dados fisiológicos ou de desempenho.

Descrição dos níveis testados

Os níveis da primeira bateria foram categorizados da seguinte forma: níveis 1 a 5 como fáceis, 6 a 9 como médios e 10 a 12 como difíceis. Os níveis 5, 9 e 12 contêm dois segmentos e os demais apenas um, sendo que nesses níveis que é analisada a correlação entre os elementos apresentados nos níveis prévios. Assim, esperava-se uma maior dificuldade nos níveis mais longos em comparação aos mais curtos.

Os elementos e características de *design* foram apresentados nessa ordem:

- Níveis fáceis: buraco, objeto quebrável, portal de saída, chave, escada, ácido, plataforma básica, plataforma capaz de atravessar, espinhos e *checkpoint*.
- Níveis médios: objeto que empurra, inimigo com ataque corpo a corpo, buracos maiores e com menor espaço no destino, plataforma móvel de movimento vertical e caminhos alternativos para coletar chaves.
- Níveis difíceis: plataforma móvel de movimento horizontal, inimigo com ataque à distância, plataforma móvel de movimento diagonal e plataformas com espaço mínimo para locomoção.

Observa-se que a dificuldade é mensurada por meio da dificuldade do salto, ou seja, associa-se aos elementos e não a posição deles, o que pode causar uma dificuldade extra, como um desafio de quebra-cabeça. Isso foi exemplificado e testado no nível 6, ilustrado na Figura 5.1. Nesse caso, a dificuldade mensurada é baixa por ter pouca dificuldade de salto, mas espera-se um maior desafio para o jogador, em vista da ordem que os desafios precisam ser cumpridos (empurrar caixa, quebrar colunas, derrotar inimigo, quebrar parede e empurrar caixa em direção ao ácido para poder saltar).

Na segunda bateria, o foco estava nos elementos (e suas alterações conforme a dificuldade varia) e não nos desafios por enigmas. Desse modo, foram evitados casos específicos

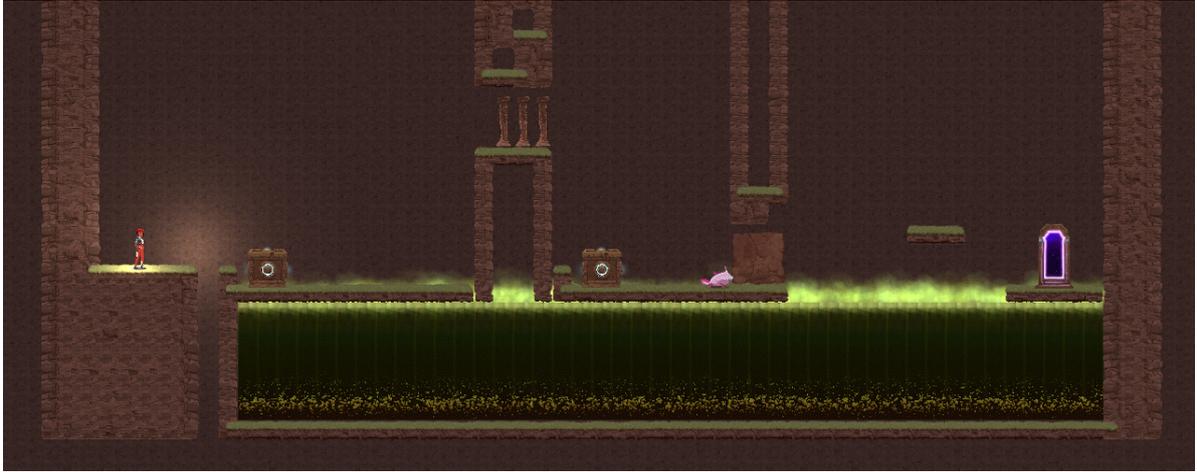


Figura 5.1: Captura de tela do sexto nível da primeira bateria de testes.

de quebra-cabeças ou de desafios que não poderiam ser adaptados pelo algoritmo de ADD. Além disso, o ADD utilizado foi aplicado ao morrer e ao criar segmentos e níveis. O caso do ADD em tempo real foi descartado para esse teste pelas mudanças poderem ficar muito evidentes ao usuário e, assim, possibilitando a quebra de imersão no momento.

A presença e a ordem de apresentação dos elementos associadas ao que é alterado no nível foram fatores definidos de acordo com os resultados da primeira bateria, conforme descrito na Subseção 5.2. Assim, os níveis continham os elementos listados a seguir, sendo esses incrementais entre as dificuldades dos níveis:

- Níveis fáceis: chave, buraco, *checkpoint*, escada, objeto quebrável, plataforma básica, plataforma capaz de atravessar e portal de saída.
- Níveis médios: ácido, objeto que se empurra, inimigo com ataque corpo a corpo, buracos maiores e plataforma móvel de movimento vertical.
- Níveis difíceis: espinhos, buracos maiores e com menor espaço no destino, plataforma móvel de movimento horizontal e diagonal, inimigo com ataque à distância e plataformas com espaço mínimo para locomoção.

Detalhamento da execução dos testes

Os testes foram validados pela aplicação de questionários durante a sessão de jogo, presentes em sua totalidade no Apêndice A. As questões aplicadas antes do jogo iniciar se referiam a dados sociodemográficos. Durante o jogo, verificaram a dificuldade, frustração, tédio e diversão percebidos em cada nível. Ao final, analisaram a dificuldade e a imersão percebidas e se o jogador se manteve em estado de fluxo. Para a primeira bateria tam-

bém observou o que influencia o desempenho do jogador e o desafio proporcionado por distintos elementos.

Em ambos os casos de teste, os dados de desempenho foram coletados e salvos, assim como os valores da EDA obtidos pelo *Empatica E4*. As condições do teste foram determinadas de antemão para assegurar que todos os participantes tivessem as mesmas informações e chances de completar o jogo. Além disso, todos os testes foram realizados no mesmo ambiente, temperatura (regulada por ar-condicionado), volume e brilho da tela, seguindo o roteiro apresentado abaixo:

1. Apresentação do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)
2. Explicação do que será realizado no experimento. Se a pessoa participou das duas baterias, o roteiro ainda é repetido.
 - Relato do tempo médio de participação e de que é uma pesquisa sem perigos associados.
 - Resumo breve de como é um jogo do gênero plataforma, indicando que será jogado em um computador.
 - Orientação de como deve ser a participação do jogador, em relação a não interromper e não haver contato externo enquanto joga.
 - Solicitação para as perguntas serem respondidas de forma fidedigna, considerando que o desempenho do participante não está sendo avaliado.
 - Exposição dos periféricos utilizados: mouse (para uso nos menus e questionários), fone de ouvido (para auxiliar a não interrupção da experiência do jogador) e sensor *Empatica E4*, apontando os dados que serão medidos.
3. Usuário é posicionado em uma região sem chances de interferência.
4. *E4* é colocado no braço oposto ao dominante e sincronizado com o celular e, consequentemente, com o banco de dados.
5. Jogo é iniciado, com os objetivos, elementos e controles sendo apresentados previamente.

Enquanto os participantes jogavam, um pesquisador estava presente em um local onde não era notado para verificar se os dados do sensor estão sendo captados e se nenhum problema ocorreu no jogo ou com os equipamentos. Além disso, dúvidas só foram retiradas antes do jogo iniciar, não podendo haver interrupções, e a qualquer momento o participante podia rever os controles e os elementos do jogo, conforme o objetivo não era dificultar a experiência por detalhes pertinentes à memória.

O volume podia ser ajustado quando desejado, assim como o controle podia ser alterado entre os dois modelos possíveis. Por fim, qualquer nível podia ser finalizado sem que chegasse ao final, existindo a opção de desistir do nível atual. De toda forma, o questionário do nível era aplicado e era possível jogar até terminar os níveis planejados.

5.2 Balanceamento e verificação da medição de dificuldade

Na primeira bateria de testes, 20 voluntários participaram, com idades variando entre 18 e 24 anos e uma maior participação masculina (70%) em comparação a feminina (30%), além de todos serem de um contexto universitário. Houve uma maior incidência de jogadores que se consideram entre um intermediário de casual e dedicado, enquanto a familiaridade e o apreço por jogos de plataforma se manteve entre um valor médio e alto. Observou-se a predileção pela dificuldade Fácil (45%) em comparação a Média (30%) e a Difícil (25%). Ademais, constatou-se que os participantes jogam com maior frequência em dispositivos móveis, seguido por computador pessoal, console de mesa e consoles portáteis.

Ao final de cada nível o jogador era solicitado a descrever a dificuldade do nível numericamente entre 0 e 10, apresentado na Figura 5.2. A partir disso, foi possível identificar que o valor calculado pelo algoritmo descrito na Seção 4.4 e o obtido pela média dos jogadores mantêm uma proporção. Observa-se que o valor calculado não possui limite, enquanto o medido pelo questionário é limitado entre 0 e 10. Assim, não precisam ser iguais, mas aumentar e diminuir em conformidade.

O algoritmo de estimação da dificuldade já foi testado previamente, assim como indicado na Subseção 3.4.2. Ainda assim, a lógica teve que ser implementada com ajustes para o jogo utilizado no presente estudo e, assim, foi necessária uma avaliação complementar antes do seu uso no Ajuste Dinâmico de Dificuldade.

O nível 6 é o único caso em que as dificuldades não variam em concordância, pois inclui características que não estão presentes no cálculo de dificuldade como parte essencial. Ou seja, conforme constatado na Seção 5.1, cria-se um desafio por meio do *design* proposto em vez da dificuldade para alcançar um elemento por um salto, que é a característica considerada para o algoritmo. Esse tipo de nível foi verificado para conferir a existência desse comportamento e, assim, na etapa de teste do ADD evitar isso, focando somente na construção da dificuldade dos níveis pelas posições e especificações dos elementos.

Por sua vez, constata-se um pico nos níveis 5, 9 e 12 tanto para dificuldade medida no teste quanto para estimada. Essa situação ocorre por esses serem níveis com a presença de *checkpoints* e o dobro do tamanho padrão, assim trazendo uma maior dificuldade pela acumulação de desafios e elementos. A dificuldade estimada pelo algoritmo é influenciada

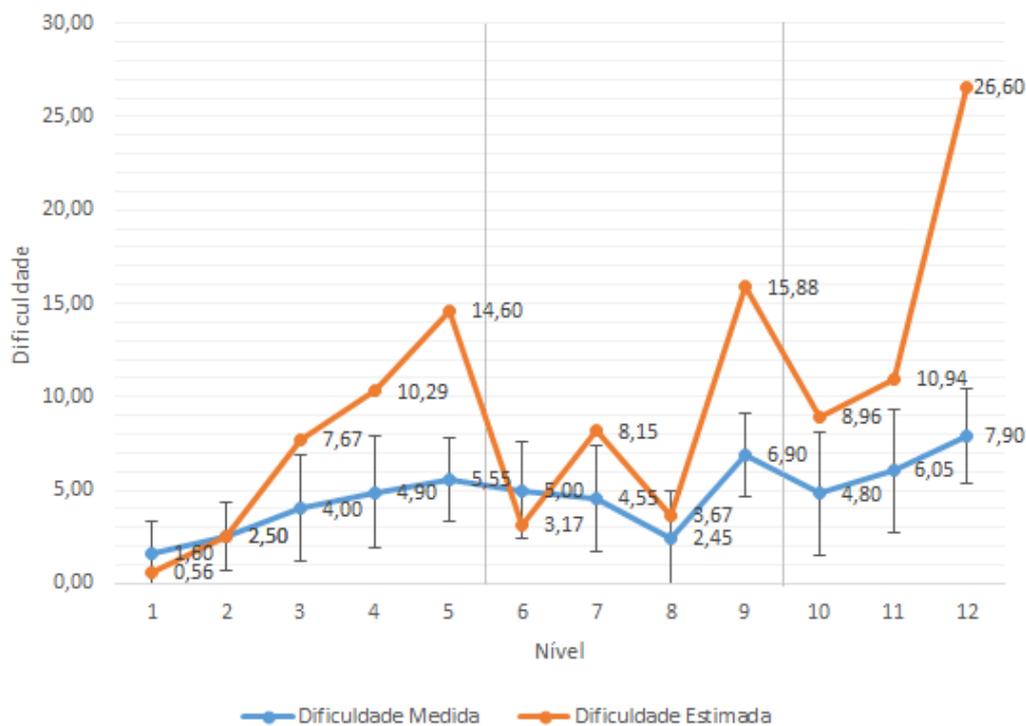


Figura 5.2: Comparativo, em cada nível da primeira bateria de testes, entre o valor médio das dificuldades medidas por meio do questionário e o estimado pelo algoritmo desenvolvido.

pela quantidade de elementos presentes, em vista de ser um somatório da dificuldade de cada elemento específico. Desse modo, foi possível corroborar a relação entre a quantidade de elementos e a dificuldade percebida pelos jogadores.

Em complemento, os níveis posteriores ao 5 e ao 9 apresentarem novos elementos, sem a junção de suas funcionalidades. Ou seja, observou-se que elementos que atuam sozinhos ou somente com semelhantes proporcionam uma menor dificuldade em comparação a situações que elementos distintos trabalham em conjunto. Ademais, comparando os níveis que apresentam somente buracos (2 e 7), houve um aumento considerável da dificuldade, indicando que a modificação somente desse elemento já altera a percepção de dificuldade do usuário. Dessa forma, o ajuste da dificuldade pode ser aplicado diretamente às características das plataformas, alterando suas posições e seus tamanhos para dificultar ou facilitar o nível.

Na Tabela 5.1 é apresentada a média e o desvio padrão de mortes nos níveis jogados e a proporção do total de mortes causadas por quedas, sendo que uma queda se relaciona à morte por ácido ou ao ultrapassar o limite inferior do mapa. Com isso, constatou-se que a taxa de morte cresce em proporção à dificuldade, ao tamanho do nível e à presença de buracos (e quedas ao atravessar por plataformas) mais do que por outros elementos.

Isso corrobora a decisão de adaptar a dificuldade por meio das plataformas, possibilitando menos variações para as análises e utilizando elementos analisados como influenciadores diretos do desempenho dos jogadores.

Nível	Média de Mortes	Desvio Padrão	Média de Mortes por Queda	Porcentagem de Mortes por Queda (%)
1	0,80	1,15	0,80	100,00
2	1,10	1,55	1,10	100,00
3	0,80	1,15	0,80	100,00
4	4,60	3,36	1,30	28,26
5	5,40	5,58	2,00	37,04
6	2,40	3,76	1,25	52,08
7	5,05	6,64	5,05	100,00
8	0,35	0,67	0,35	100,00
9	5,35	4,69	3,20	59,81
10	3,30	3,78	3,30	100,00
11	5,90	3,66	3,50	59,32
12	10,85	6,76	6,45	59,45

Tabela 5.1: Média de mortes (e desvio padrão associado), média de mortes por queda e porcentagem de mortes por queda em cada nível da primeira bateria de testes.

Comparando as dificuldades apresentadas e conforme as análises indicadas acima, avaliou-se que a estimação da dificuldade por métodos computacionais consegue se relacionar à dificuldade experienciada pelos jogadores. Assim, esse método de estimação pode ser utilizado na aplicação do Ajuste Dinâmico de Dificuldade apresentado na Seção 4.6.

Em conjunto ao mérito da dificuldade, o jogador era questionado em cada nível se o considerava tedioso, divertido e frustrante dentro de uma escala de 1 a 5, assim como indicado na Figura 5.3. Com isso, analisou-se que a diversão cresce ao decorrer do jogo, conforme a dificuldade também aumenta. Todavia, esse padrão é quebrado com o aumento do tédio ou da frustração, especialmente perceptível no último nível, o qual possui uma dificuldade bem acentuada, e nos níveis seguintes ao 5, quando a queda de dificuldade leva a um aumento do tédio por apresentar novos elementos separadamente e serem níveis menores.

Em suma, quando muito fácil ou muito difícil, o tédio e a frustração aumentam para a média dos jogadores, assim precisando manter um padrão de dificuldade de acordo com as habilidades do jogador. Com isso em vista, percebeu-se que, para os testes de ADD, os níveis devem ter tamanhos similares e níveis de uma mesma dificuldade devem possuir os mesmo tipos de elemento, evitando o enviesamento por essas características.

Ao final da sessão de jogo, foi aplicado um questionário sobre a experiência do jogador, a imersão, o desempenho e a dificuldade do jogo. Primeiramente, cada jogador indicou

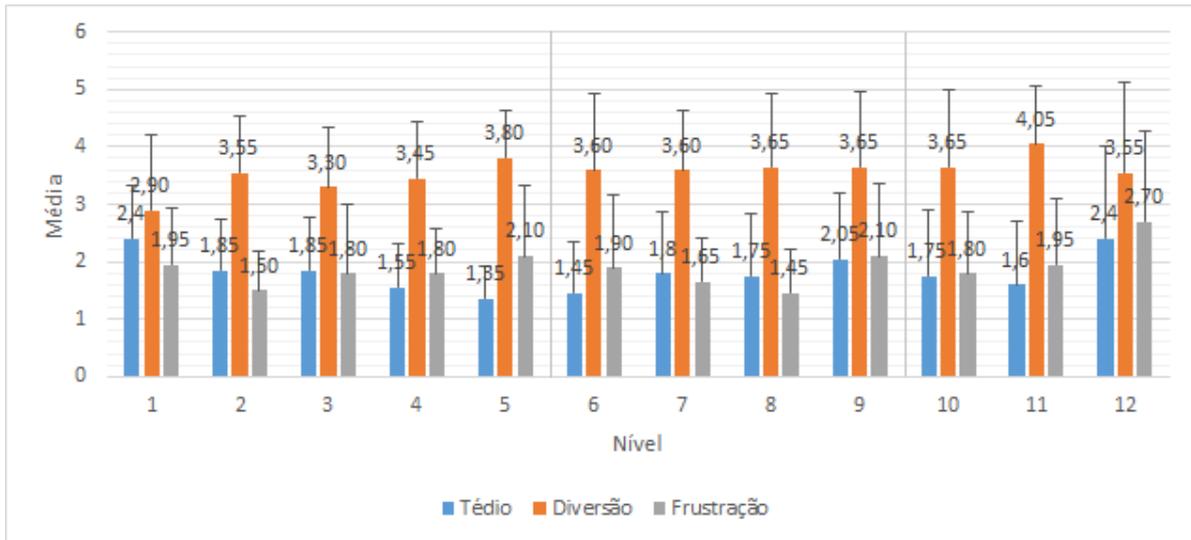


Figura 5.3: Valores médios do tédio, da diversão e da frustração, conforme o informado pelos participantes no questionário ao final de cada nível da primeira bateria de testes.

as ações que influenciaram seu desempenho no jogo e observou-se a frequência dessas respostas no grupo estudado, assim como mostra a Tabela 5.2.

Ações	Influência
Alcançar o final do nível	80%
Evitar sofrer danos	55%
Dominar os controles da protagonista	55%
Coletar chaves	50%
Melhorar o desempenho próprio no jogo	45%
Explorar ao máximo o ambiente	30%
Derrotar o máximo de inimigos possível	30%
Completar a fase o mais rápido possível	25%

Tabela 5.2: Listagem das ações do jogador, ordenadas de forma decrescente, conforme a porcentagem de jogadores que considerou que a ação influenciou seu desempenho na primeira bateria de testes.

Conforme especificado como objetivo no início do jogo e esperado pelo experimento, finalizar o nível foi o fator que mais influenciou os jogadores. Isso entra em contraste com terminar a fase o mais rápido possível, o qual foi o fator de menor porcentagem e indicou que os jogadores estavam mais preocupados em terminar cada nível do que fazer isso rapidamente. A retirada de fatores temporais para o cálculo do desempenho do jogador no ADD foi motivada por isso.

Da mesma forma, inimigos não foram escolhidos para serem ajustados pelo ADD por dois motivos: uma baixa influência no desempenho dos jogadores e por serem específicos de distintos jogos de plataforma, enquanto os elementos analisados são mais genéricos

(plataformas e buracos). Além disso, houve uma baixa preocupação em explorar os níveis, motivado pelos níveis criados nos testes de ADD não possuírem caminhos alternativos e, assim, serem mais lineares. Como a coleta de chaves influencia apenas metade dos participantes, não foi utilizada para determinar o desempenho dos jogadores e seu posicionamento nos níveis dos testes de ADD foi de forma a minimizar a influência no desempenho.

A coleta de chaves está mais relacionada à vontade de explorar e a uma gratificação intrínseca ao jogador do que com o desempenho e a dificuldade, especialmente considerando que nesse jogo não há nenhuma recompensa específica por coletá-las. Corroborando à decisão de não usar chaves como parâmetro do desempenho do jogador, não foi encontrada uma correlação direta entre a quantidade proporcional de chaves coletadas e a dificuldade do nível. As menores frequências de coleta de chave foram em níveis de distintas dificuldades (9, 4 e 12, ordenados a partir da menor frequência), sem seguir um padrão definido, conforme apresentado na Tabela 5.3. Outros fatores que não tiveram relação com a dificuldade percebida e com o tempo para finalizar o nível ou simplesmente completá-lo foram: quantidade de agachamentos, tiros e ataques corpo a corpo.

Nível	Porcentagem Média de Chaves Coletadas (%)	Desvio Padrão
2	87,50	13,83
4	40,20	36,56
5	63,30	15,89
7	77,00	29,54
9	20,20	30,14
11	51,70	31,67
12	42,50	21,89

Tabela 5.3: Porcentagem média e desvio padrão das chaves coletadas pelos participantes em cada nível (que havia presença de chaves) da primeira bateria de testes.

Jogadores casuais possuíam um tempo de aprendizado maior com os controles básicos e com a primeira aparição de novos elementos, porém se ajustavam para os níveis seguintes. Em vista disso, os primeiros níveis devem ser introdutórios, com a devida atenção para os distintos elementos serem apresentados e ficar claro para o jogador o que cada um deles representa. Desse modo, foi decidido que nos testes de ADD os níveis seriam divididos por dificuldade, testando e comparando os diferentes modelos de ADD. Em cada conjunto de uma dificuldade específica, o primeiro nível não possui nenhum ajuste de dificuldade, para que o jogador se familiarize com os elementos e a dificuldade que será ajustada nos outros níveis consiga se adaptar corretamente às habilidades e ao estado afetivo do jogador.

Os participantes também foram questionados sobre a experiência que tiveram ao jogar, conforme apresentado na Figura 5.4. Quando perguntados sobre como foi o desempenho

no jogo, obteve-se uma maior incidência da resposta intermediária, com média de 3,35 (para o mínimo 1 e o máximo 5). Constatou-se que os jogadores se mantinham imersos por, em uma média, conseguirem jogar de forma automática, perderem a noção do tempo e se manterem focados no jogo. Além disso, em média, os jogadores apontaram a dificuldade como apropriada e, mesmo considerando o jogo desafiador, foram capazes de superar os desafios. Tanto a imersão quanto a adequação da dificuldade são méritos que procuram ser melhorados nos testes com ADD.

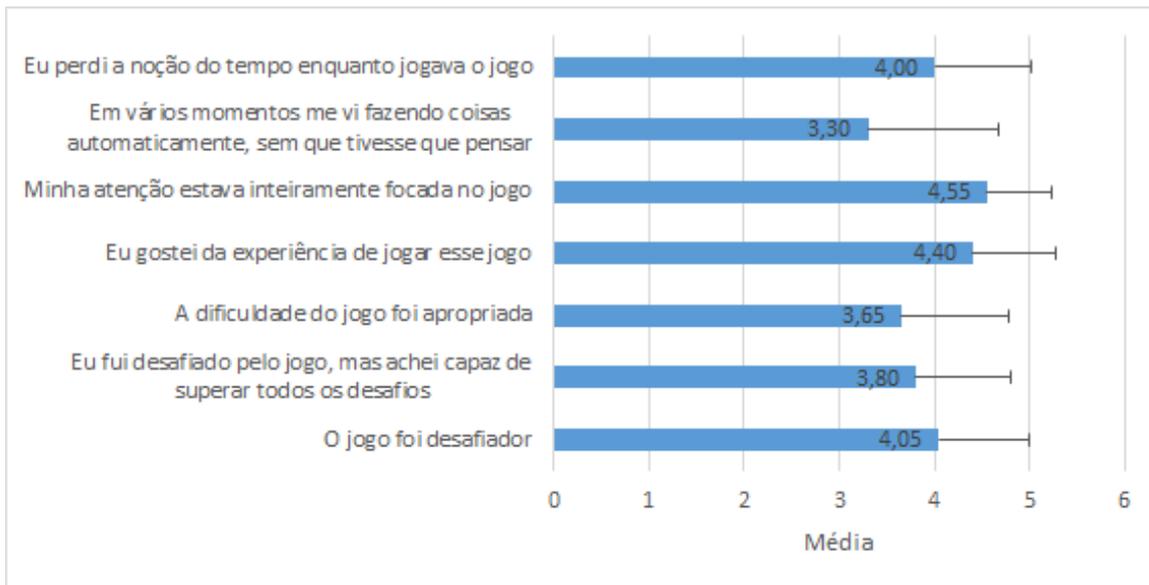


Figura 5.4: Valores médios, na primeira bateria de testes, das respostas sobre a experiência e a imersão dos participantes, medidos entre 1 e 5.

Diferentes características de uma plataforma influenciam de maneira similar a percepção de desafio por parte dos participantes, assim como mostra a Figura 5.5. A partir disso, todas as características listadas serão adaptadas nas plataformas e buracos pelo ADD, com enfoque na distância horizontal.

Por fim, os elementos foram comparados de acordo com o desafio que proporcionam, apresentado na Figura 5.6. Assim, observou-se que plataformas móveis possuem dificuldade similar independente da direção para a qual se movimentam e que o ácido mantém a dificuldade dos buracos, em vista de só terem uma diferença visual para o efeito de morrer em uma queda.

Espinhos são o modelo de armadilha do jogo, aumentando a área de morte em comparação a uma queda e podem estar presentes nas superfícies das plataformas, consequentemente possuem a maior dificuldade entre os elementos. Inimigos, por sua vez, causam mais dificuldade quando atacam à distância, dificultando a movimentação do jogador enquanto se mantêm vivos. Alguns elementos, como o espinho, tiveram uma dificuldade diferente da categorizada inicialmente e isso foi ajustado para os testes do ADD.

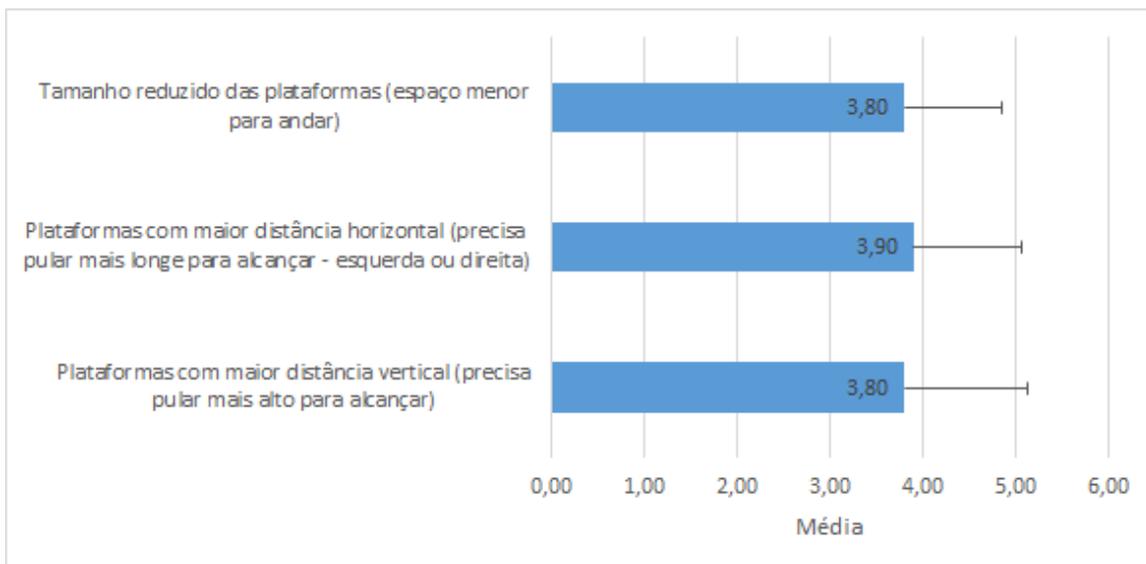


Figura 5.5: Valores médios, na primeira bateria de testes, do desafio proporcionado pelas diferentes características de uma plataforma, medidos entre 1 e 5.

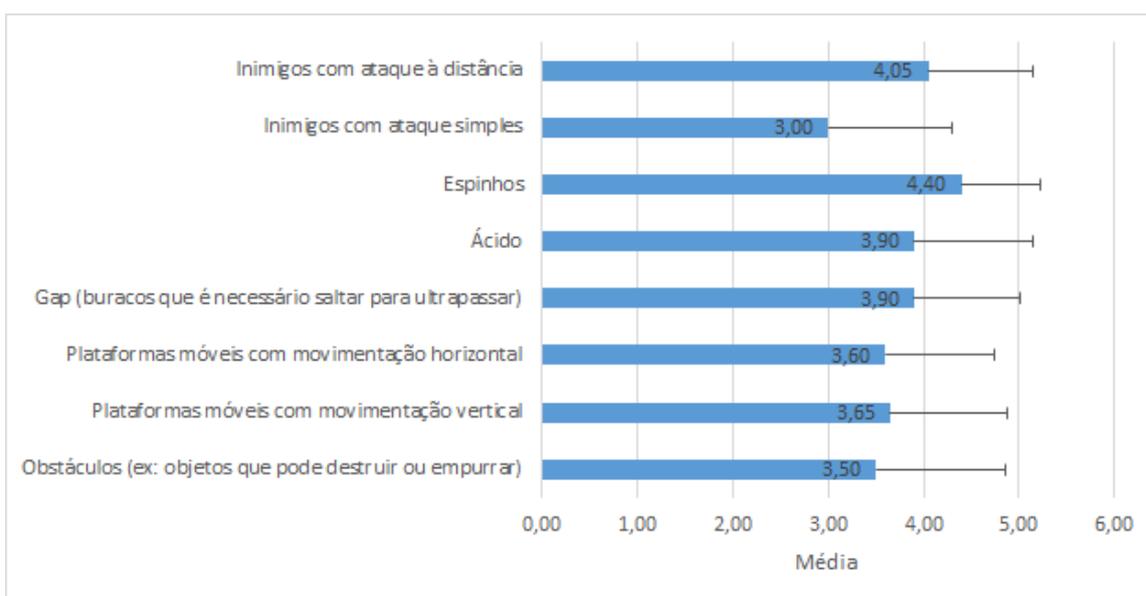


Figura 5.6: Valores médios, na primeira bateria de testes, do desafio proporcionado por distintos elementos do jogo, medidos entre 1 e 5.

Em relação aos dados captados no decorrer do jogo, observou-se uma alta taxa de participantes completando os níveis, com uma queda de acordo com a maior dificuldade dos níveis, apresentado na Tabela 5.4. Analisou-se que a possibilidade de desistir de um nível era escolhida após muitas mortes ou com um alto nível de frustração do participante no nível. Conforme o nível de frustração e tédio devem se manter mais estáveis e os níveis devem se adequar ao desempenho do jogador, espera-se que com o ADD as desistências diminuam.

Nível	Completado (%)
1	95
2	100
3	100
4	95
5	90
6	90
7	90
8	100
9	80
10	80
11	85
12	55

Tabela 5.4: Porcentagem de participantes que completaram cada nível da primeira bateria de testes.

Houve uma variação alta no tempo de permanência em cada nível, especialmente quando analisando níveis mais difíceis, como pode ser visto na Tabela 5.5. Isso se deve ao jogador ser casual ou experiente e o quão motivado está a explorar e fazer tudo que o nível proporciona. Esses fatores pretendem ser normalizados com a presença do ADD e ao evitar caminhos não-lineares, tanto para completar o nível quanto para exploração, coletar chaves ou derrotar inimigos.

Nível	Tempo Mínimo (s)	Tempo Máximo (s)	Tempo Médio (s)	Desvio Padrão
1	16,54	102,25	43,16	23,98
2	9,48	85,62	29,33	18,77
3	14,48	117,33	44,59	31,58
4	18,67	149,82	81,44	40,87
5	35,55	425,06	132,51	89,05
6	37,89	252,40	101,89	61,55
7	12,74	236,02	69,77	62,87
8	17,42	60,03	28,02	13,96
9	96,05	438,78	219,28	99,27
10	14,61	226,31	74,42	66,58
11	39,23	320,63	110,20	62,36
12	45,30	603,66	285,75	145,85

Tabela 5.5: Tempo mínimo, tempo máximo, tempo médio e desvio padrão relacionados à permanência em cada nível da primeira bateria de testes.

5.3 Comparação entre os modelos de ADD e averiguação do modelo híbrido

Na segunda bateria de testes, manteve-se o mesmo contexto universitário e houve a participação de 36 voluntários, com idades variando entre 18 e 25 anos e uma maior participação masculina (61,1%) em comparação a feminina (38,9%), porém com um aumento dessa em relação aos testes anteriores. Observa-se que 16 dos 20 participantes da primeira bateria participaram novamente e outros 20 novos integraram ao estudo.

Mantendo o padrão da bateria anterior, houve uma maior incidência de jogadores que se consideram entre um intermediário de casual e dedicado. Além disso, a familiaridade e o apreço por jogos de plataforma se manteve entre um valor médio e alto. Repetiu-se a predileção pela dificuldade Fácil (50%) em comparação a Média (33,3%) e a Difícil (16,7%) e o fato dos participantes jogarem com maior frequência em dispositivos móveis, seguido por computador pessoal, console de mesa e consoles portáteis.

Assim como demonstrado na Figura 5.7, após jogar cada nível, era solicitado ao jogador que descrevesse a dificuldade entre os valores 0 e 10. Nesse caso, a análise é feita em três conjuntos de quatro níveis (1-4, 5-8 e 9-12), sendo que cada conjunto abrange uma dificuldade crescente em relação ao anterior e possui, ordenadamente, um nível sem aplicação do ADD, um com ADD de desempenho, um com ADD afetivo e um com ADD híbrido. Especificamente considerando a aplicação do ADD, espera-se um aumento gradual da dificuldade entre os níveis durante o jogo, com variações pequenas dentro de um mesmo conjunto.

A partir disso, foi possível observar que o valor médio cresce conforme a progressão dos níveis fáceis e médios, o que é esperado em vista da dificuldade ser crescente em jogos de plataforma e do algoritmo para ajustes dos níveis seguir esse padrão. Entretanto, há um pico nos níveis 5 e 9 em comparação ao padrão de crescimento prévio, pois não há a aplicação do ADD neles.

De acordo com a progressão do jogo, mais dados são captados e ocorre uma melhor estimativa do desempenho e do estado afetivo do jogador. Com isso, nos conjuntos de níveis médio e difícil observa-se um maior desvio padrão quando não ocorre a aplicação do ADD. Além disso, a dificuldade desses níveis se sobressai em relação ao imediatamente posterior (6 e 10), em vista desses se adequarem ao desempenho do jogador no decorrer no jogo até então, incluindo no nível sem ADD, e assim diminuir a dificuldade para a média dos jogadores.

Especificamente sobre o último conjunto de níveis, percebe-se um pico discrepante de dificuldade e do desvio padrão no nível sem ADD. Um fator perceptível é a mudança mais acentuada para a adaptação por meio da afetividade, devido ao aumento de frustração

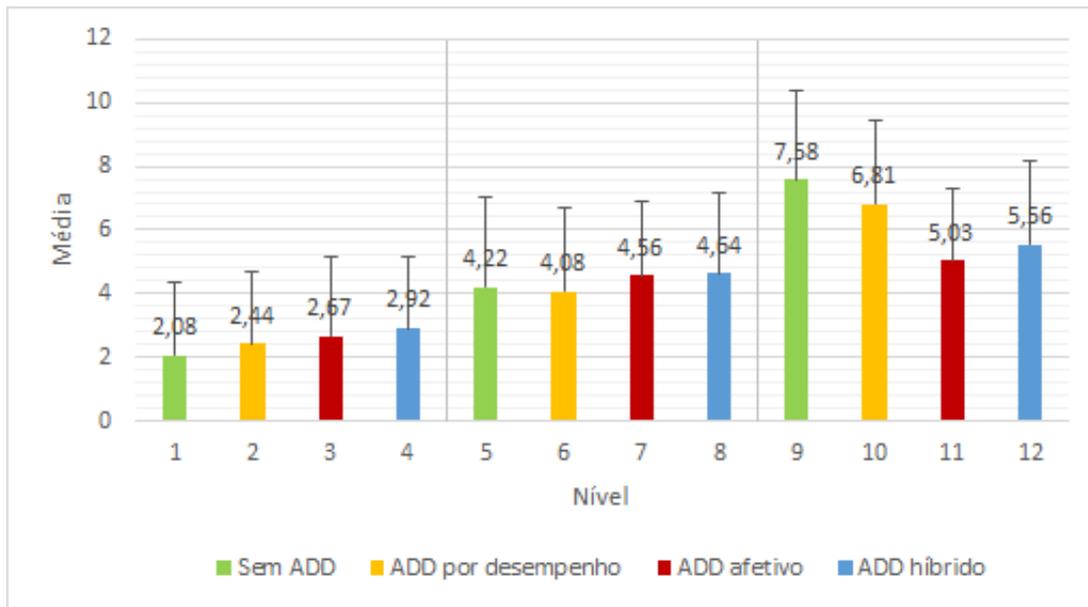


Figura 5.7: Valor médio e desvio padrão das dificuldades medidas por meio do questionário, em cada nível da segunda bateria de testes, divididos nos três conjuntos de dificuldade testados.

ocorrido com o nível sem o ADD e as subsequentes alterações para manter o jogador no estado de fluxo, assim como visto na Figura 5.8. Ademais, esses ajustes apontados demonstram que o jogo procura adequar os níveis de acordo com a progressão do jogador, já que inicialmente todos os níveis de cada conjunto possuem dificuldades estimadas próximas e os mesmos tipos de elementos organizados de distintas maneiras para criar variação.

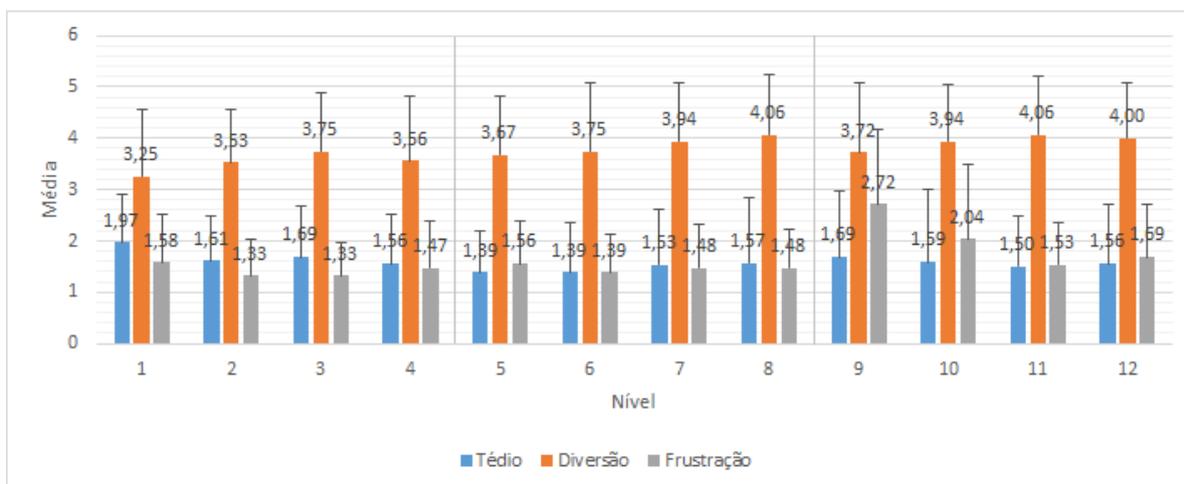


Figura 5.8: Valores médios do tédio, da diversão e da frustração, conforme o informado pelos participantes no questionário ao final de cada nível da segunda bateria de testes.

Em cada conjunto, os níveis com as diferentes aplicações de ADD sempre possuem

um média de diversão superior aos casos sem aplicação. Além disso, a média geralmente é maior em níveis com ADD híbrido e afetivo, nessa ordem. Complementando isso, a frustração tem picos positivos em níveis sem ADD, especialmente no último conjunto, e negativos em ajustes por meio do sensor. Por outro lado, o tédio possui pico positivo, em dois dos três conjuntos, nos níveis sem ADD e pico negativo, respectivamente em cada conjunto, no nível com ADD híbrido, com ADD por desempenho e com ADD afetivo.

Considerando os três pontos discutidos, observa-se que o estado de fluxo e a imersão dos distintos jogadores conseguem ser alcançados com o uso do ADD, em particular quando a afetividade é utilizada para o ajuste, sozinha ou em conjunto com o desempenho. Em complemento, as médias de frustração e de tédio conseguiram ser menores do que na primeira bateria, especialmente ao comparar somente os níveis com a aplicação do Ajuste Dinâmico de Dificuldade.

A estimação numérica do estado afetivo segue um padrão ao ajustar a dificuldade do nível, o qual pode ser correlacionado com os valores medidos por questionário ao final de cada nível, assim, aumentando com o tédio, diminuindo com a frustração e mantendo em valores próximos quando no estado de fluxo. Na Figura 5.9 essa progressão do ajuste é evidenciada, em comparação ao ajuste que é feito pelo desempenho.

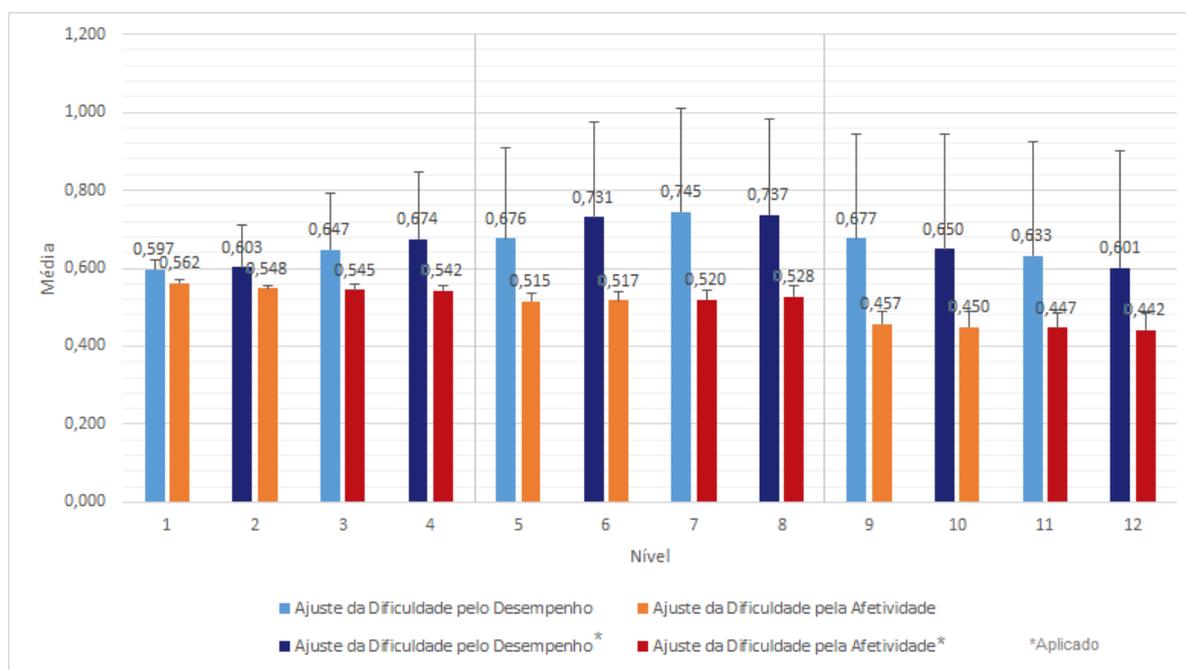


Figura 5.9: Valor médio, em cada nível da segunda bateria de testes, do cálculo do desempenho do jogador e do estado afetivo que é usado para ajuste da dificuldade. Conforme indicado pelas cores, o valor é aplicado apenas em níveis específicos, quando o ADD usa o parâmetro especificado.

Enquanto os dados de dificuldade, tédio, diversão e frustração eram gerados pelas

médias dos questionários, os valores de ajuste são as médias computadas por algoritmos durante a execução do jogo, variando entre 0 e 1. Esses valores correspondem ao valor de ajuste armazenado ao final de cada nível e possuem uma influência direta na dificuldade percebida pelo jogador de acordo com o ADD específico que está sendo aplicado. As mudanças são feitas em conformidade a variação dos valores ao decorrer do nível, conforme explicado na Seção 4.6.

Evidencia-se um maior desvio padrão para o ajuste pelo desempenho do que por afetividade. O primeiro caso ocorre pela diferença de habilidades entre os jogadores participantes. Por outro lado, o segundo caso se relaciona com o valor de frustração e tédio medidos para os distintos jogadores. Entretanto, como se busca manter esses valores em uma média centralizada para os jogadores permanecerem em estado de fluxo, a variação acaba sendo menor durante o jogo.

Assim como apresentado na Figura 5.10, ao final dos níveis, realizou-se uma pergunta sobre o nível que possui a dificuldade mais apropriada entre o atual, jogado por último, e o anterior a esse, exceto pelo primeiro de cada conjunto. A partir disso, analisa-se uma preferência pela dificuldade decorrente dos níveis com ADD. Ainda que a porcentagem decaia nos níveis mais difíceis, observou-se uma predileção para ADD híbrido, afetivo e por desempenho, nessa ordem, especialmente em níveis de dificuldade intermediária.

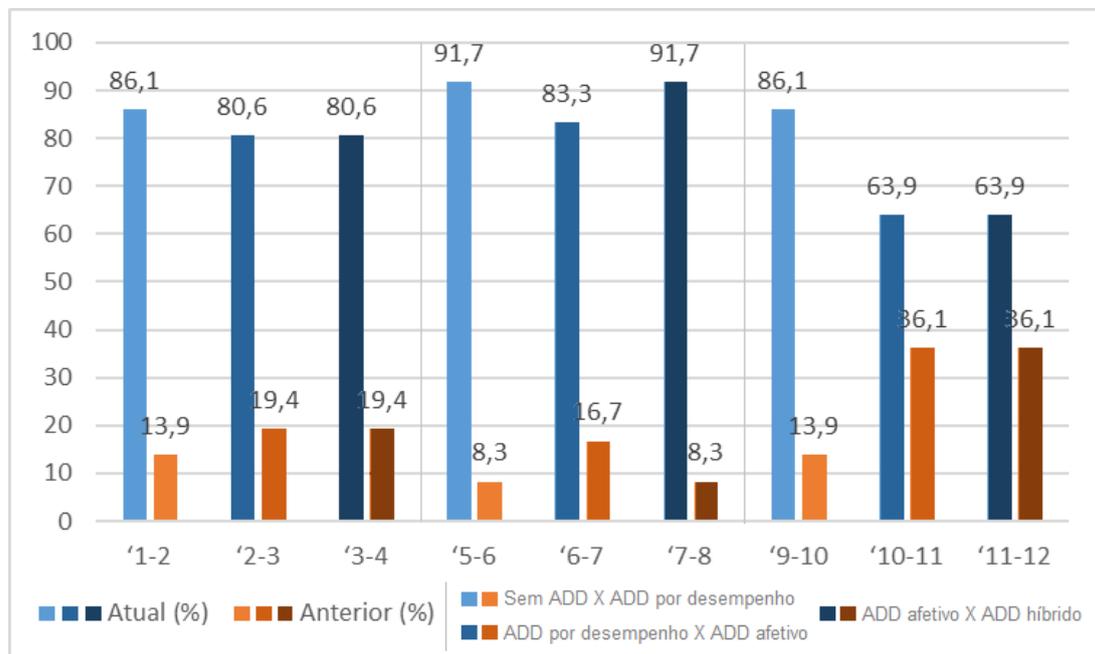


Figura 5.10: Frequência de respostas sobre a dificuldade ser mais apropriada no nível atual ou no anterior, questionado ao final dos níveis na segunda bateria de testes. As frequências estão agrupadas pelos conjuntos de de dificuldade testados e as cores estão em conformidade com os modelos que estão sendo comparados.

O ADD implementado possui um limite de dificuldade que pode ser alcançada, pois se restringe a modificação de elementos do jogo e o desafio também pode ser construído a partir de outras características, como o *game design*. Esse fato foi demonstrado pelas análises do nível 6 da primeira bateria e pela diminuição da variação da dificuldade média nos últimos níveis da segunda bateria.

Ser mais difícil não torna necessariamente o nível mais divertido ou adequado, podendo inclusive causar frustração. Por isso, ainda que haja uma queda em comparação aos conjuntos anteriores, a maioria dos jogadores considera a dificuldade mais adequada nos níveis com ADD, especialmente o híbrido. Isso é perceptível por haver uma maior frequência de jogadores que preferem o nível atual quando é do modelo híbrido. Todavia, observa-se que a frequência é menor quando comparando modelos de ADD entre si do que no caso de comparar níveis sem a aplicação de ADD e com a aplicação do modelo por desempenho. Dessa forma, constatou-se uma limitação da metodologia da pesquisa, verificando sempre os mesmos conjuntos de modelo e não variando entre eles.

De toda forma, essas respostas demonstram que o uso de ADD consegue adequar a dificuldade para distintos jogadores. Dentre os modelos analisados, o que melhor se adequa é o híbrido, seguido pelo afetivo e por desempenho. Analisa-se que para alcançar dificuldades superiores às propostas pelo níveis do experimento, pode ser necessário averiguar o uso de outros elementos, a correlação entre eles e o planejamento de desafios mais elaborados.

As Figuras 5.11 e 5.12 apresentam comparativos da média de respostas do questionário aplicado ao final do jogo. Com isso, é apontada a diferença entre as respostas de todos os jogadores de cada bateria e um recorte das respostas dos jogadores que participaram de ambas, os quais podem apresentar um efeito de treino.

Pelas respostas indicadas, observa-se que a imersão e o estado de fluxo estão mais evidentes na segunda bateria, pois todos os méritos relativos a isso tiveram um crescimento para os jogadores que participaram de ambas as baterias. Em complemento, houve uma média alta para todos os fatores analisados, incluindo a perda de noção do tempo, jogar de modo automático e se manter focado no jogo.

Ocorreu um aumento da média de respostas sobre a dificuldade do jogo ser adequada, por causa da aplicação do ADD na maioria dos níveis. Ademais, o apreço pela experiência e a capacidade de superar desafios enquanto sendo desafiado, tiveram um crescimento em relação à média dos participantes, tanto para os que participaram de ambas quanto para um contexto geral. O único fator que não ocorreu grande variação foi sobre o jogo ser desafiador, pela questão de estar sendo ajustado ao desempenho e estado afetivo dos jogadores.

Um ponto adicional questionado era como o jogador considera seu desempenho no

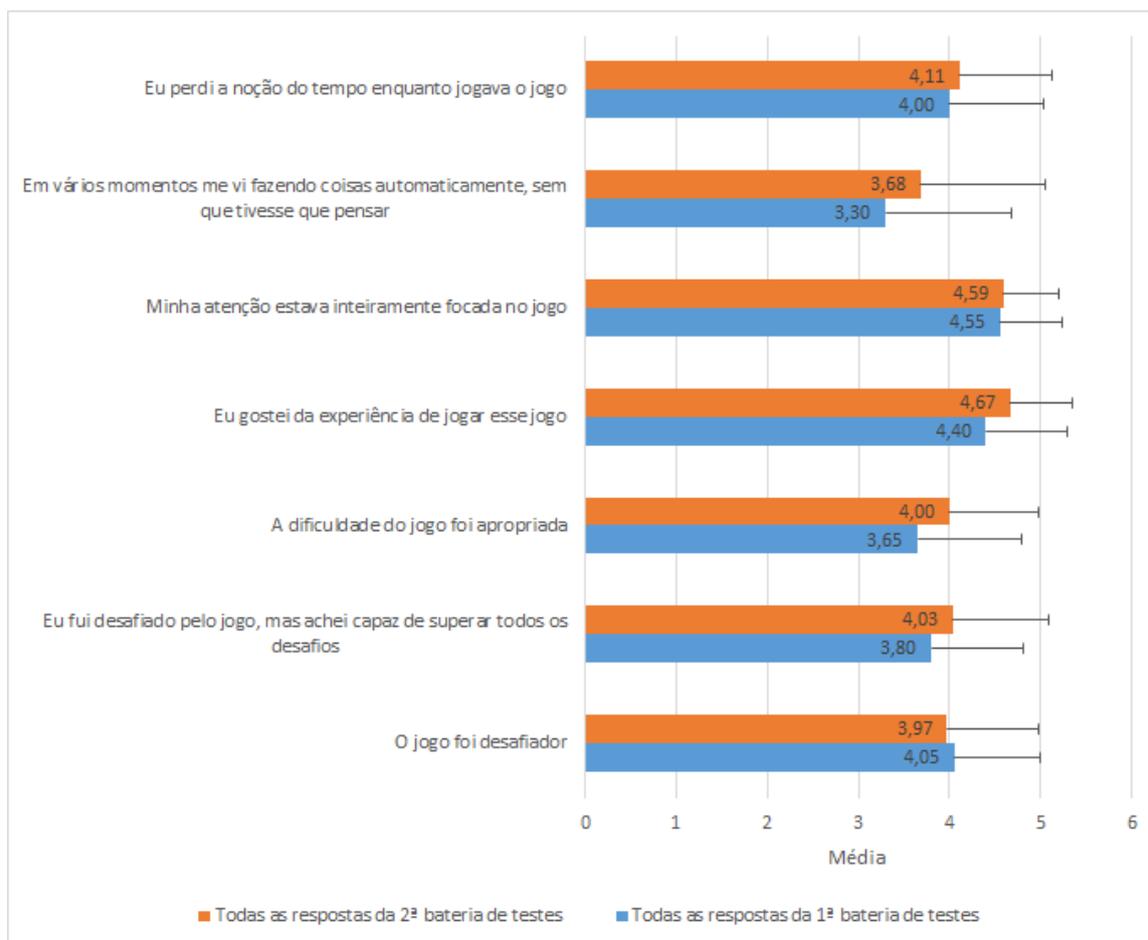


Figura 5.11: Valores médios das respostas sobre a experiência e a imersão de todos os participantes em ambas as baterias de testes, medidos entre 1 e 5.

jogo (entre péssimo e ótimo), conforme a Figura 5.13. Nesse caso, houve um aumento da percepção de habilidade própria nas respostas de todos os participantes e dos que integraram os dois testes realizados.

Em complemento aos questionários, observa-se um crescimento geral da frequência de níveis completados pelos participantes em relação à primeira bateria, com 7 dos 12 níveis tendo sido completado por todos. Além disso, há uma queda na porcentagem de níveis sem a aplicação de ADD e picos nos níveis ajustados por afetividade e híbridos, sendo que no primeiro caso todos os participantes completaram os níveis. A Tabela 5.6 apresenta os dados referentes à frequência de níveis completados.

Além da crescente taxa de jogadores completando os níveis, a média de tempo para completar os níveis reduziu em comparação à primeira bateria, mesmo que fossem de maior extensão. A Tabela 5.7 apresenta os tempos gastos em cada nível.

O desvio padrão em jogos sem ADD é consideravelmente maior, devido a não se ajustarem a cada jogador e assim trazerem uma maior variação para que consigam avançar

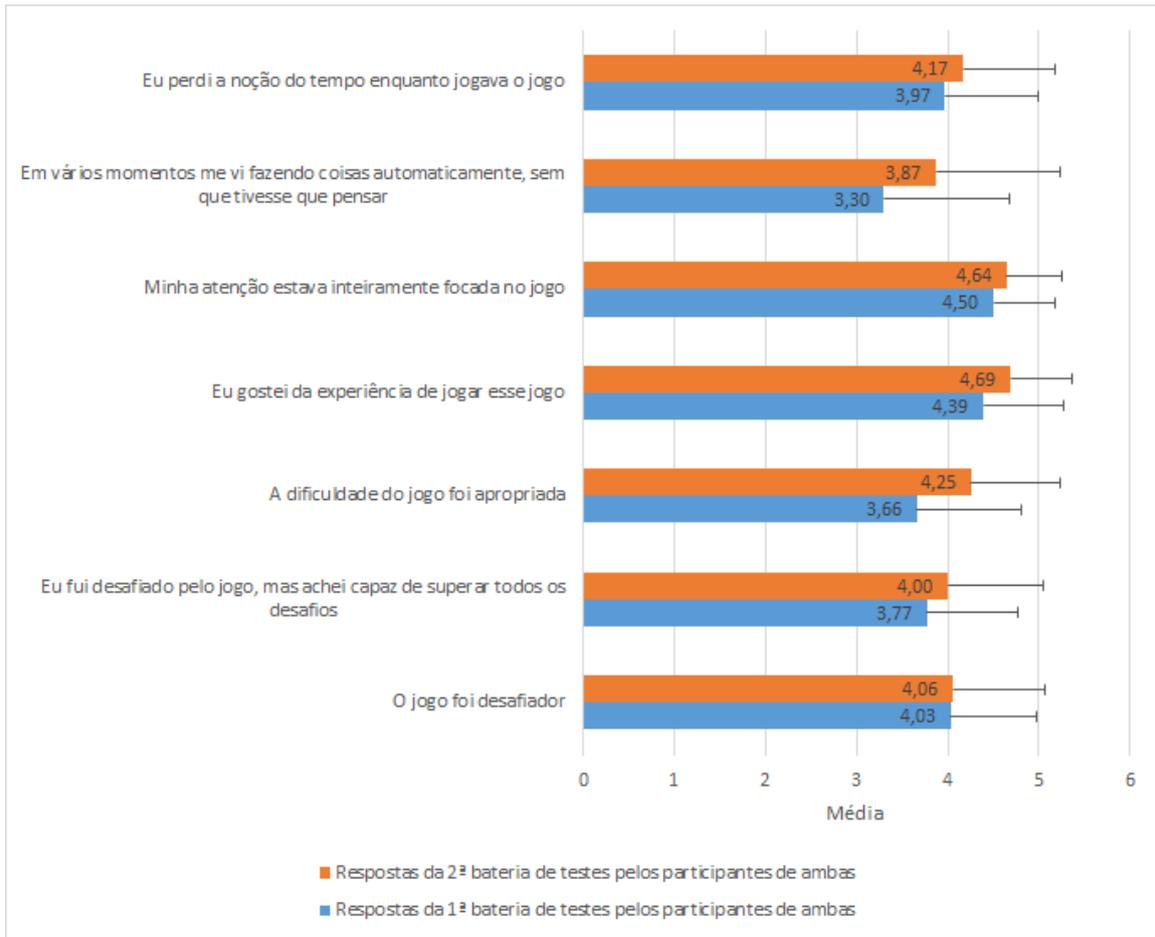


Figura 5.12: Valores médios das respostas sobre a experiência e a imersão dos participantes que participaram de ambas as baterias de testes, medidos entre 1 e 5.

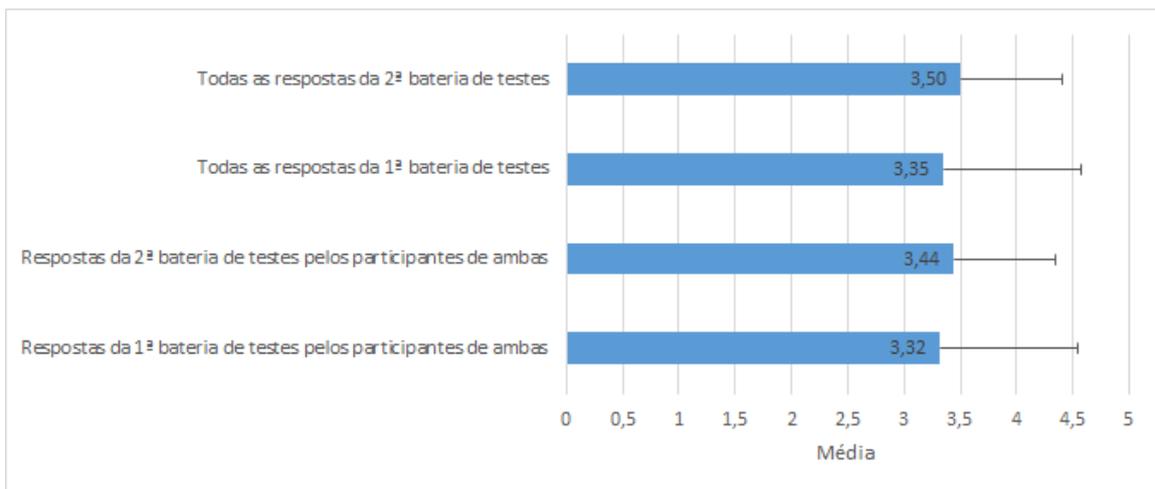


Figura 5.13: Comparativo do valor médio das respostas sobre como o jogador considera o seu desempenho no jogo em ambas as baterias de testes, medidos entre 1 e 5.

Nível	Completado (%)
1	100,0
2	100,0
3	100,0
4	100,0
5	94,4
6	97,2
7	100,0
8	100,0
9	63,9
10	80,5
11	100,0
12	94,4

Tabela 5.6: Porcentagem de participantes que completaram cada nível da segunda bateria de testes.

Nível	Tempo Mínimo (s)	Tempo Máximo (s)	Tempo Médio (s)	Desvio Padrão
1	20,59	177,18	58,35	32,37
2	18,39	66,93	38,39	12,74
3	22,62	92,68	39,28	13,28
4	20,45	75,18	39,41	13,34
5	19,35	473,24	101,52	90,82
6	15,19	133,91	53,64	26,17
7	35,47	178,37	85,14	36,80
8	23,75	210,43	61,02	36,08
9	45,02	698,00	234,64	139,71
10	47,32	229,03	121,75	46,76
11	27,68	157,80	61,14	28,68
12	57,33	161,38	99,54	25,84

Tabela 5.7: Tempo mínimo, tempo máximo, tempo médio e desvio padrão relacionados à permanência em cada nível da segunda bateria.

em um nível. Por sua vez, na maioria dos casos, os tempos médios em níveis com diferentes modelos de ADD se aproximam em cada conjunto analisado. Ademais, há um ápice negativo no desvio padrão em ADD por desempenho nos conjuntos de dificuldade fácil e médio e em ADD híbrido no conjunto difícil.

Considerando os dados provenientes de questionários e decorrentes das sessões de jogo apresentados acima, as análises correspondentes conseguem validar a hipótese apresentada na Seção 5.1. Por conseguinte, um sistema de ADD híbrido consegue manter um jogador no estado de fluxo e possuir uma dificuldade adequada a ele, inclusive obtendo resultados superiores a quando só um dos dados é utilizado no ajuste.

Capítulo 6

Considerações Finais

Este capítulo sintetiza o presente trabalho e as principais conclusões da pesquisa, além de levantar novos desafios para estudos futuros na área.

6.1 Principais contribuições

Os estudos de Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) estão crescendo em abrangência de temas e trabalhos realizados, considerando diversas variáveis como o desempenho do jogador ou o seu estado afetivo. Entretanto, poucas pesquisas na literatura combinam ambos os fatores, categorizando um ajuste híbrido. Especificamente sobre o gênero plataforma, nenhuma pesquisa com esse modelo foi encontrada. Além disso, são escassas as investigações aprofundadas sobre a eficiência do uso de sensores, especialmente quando considerando a adaptação em tempo real, e de ajustes híbridos para manter o jogador em estado de fluxo.

Por conseguinte, este trabalho objetivou investigar o modelo de ADD híbrido em jogos de plataforma. Mais precisamente, o foco esteve em adequar a dificuldade a cada jogador e mantê-lo em estado de fluxo, enquanto o jogo era modificado com base nos dados relativos à performance e às emoções do jogador. Ademais, esse modelo foi comparado com àqueles que usam apenas uma fonte de dados (performance ou emoções) para o ajuste e também com o caso sem ajuste de dificuldade.

Foram realizadas diversas adaptações no jogo de uso livre *The Explorer: 2D*, desenvolvido pela *Unity Technologies*. Empregaram-se alterações para criação de níveis, ajustes de elementos à proposta, comunicação com ferramentas externas utilizadas e a opção de adaptar o jogo conforme um dos três modelos de ADD estudados:

1. Baseado no desempenho do jogador e derivado de dados coletados no jogo;
2. Baseado na resposta afetiva do jogador, obtida por meio de sensores; e

3. Baseado na combinação dos modelos anteriores, sendo assim um híbrido desses.

O desempenho foi mensurado a partir de dados sobre a morte e a execução de saltos por parte do jogador. Por outro lado, os dados afetivos foram captados por um sensor da Atividade Eletrodérmica (EDA), *Empatica E4 Wristband*, proporcionando uma base para identificação da frustração, do tédio e da excitação. Enquanto os dados eram captados e analisados em tempo real, a adaptação era aplicada conforme o jogador morria e completava segmentos, as subdivisões de um nível.

Para adaptação, avaliou-se a eficiência de métodos computacionais que estimassem a dificuldade. O método utilizado compreendia a dificuldade de um nível como o somatório da dificuldade de distintos elementos do gênero, obtidos pela probabilidade do sucesso de salto em cada um.

6.2 Conclusões

Duas baterias de testes foram conduzidas, com uma rotina de apresentação e um ambiente de teste que permitissem as mesmas condições a todos os participantes. Jogadores com diferentes níveis de habilidade e familiaridade com jogos participaram dos experimentos. Ademais, dados sociodemográficos foram coletados previamente ao início do jogo e questionários foram aplicados ao final de cada nível e ao término da sessão.

Pela análise de estudos anteriores e dos resultados apresentados na Seção 5.2, corroborou-se o uso do método de cálculo de dificuldade para associação com o ADD desenvolvido. Assim, observou-se uma relação entre a dificuldade estimada pelo algoritmo e experienciada pelos jogadores participantes do teste. Além disso, definiu-se que a adaptação ocorreria no tamanho e na posição de plataformas e buracos, seguindo o enfoque no movimento do jogador.

Também foi possível balancear o jogo em relação aos elementos utilizados, à ordem de apresentação dos elementos e à definição de características que mais influenciam o desempenho dos jogadores. Desse modo, os níveis para teste do ADD se mantiveram lineares e sem a aplicação de condições que pudessem enviesar a medição da dificuldade e do estado afetivo do jogador, incluindo um planejamento dos níveis que não trouxesse desafio por quebra-cabeças ou armadilhas.

Pelos resultados expostos e analisados na Seção 5.3, observou-se a limitação de comparar apenas algumas permutações entre os modelos analisados, sendo realizados testes apenas em conjunto. Ainda assim, constatou-se que um sistema de ADD é capaz de adequar a dificuldade e manter o jogador em estado de fluxo para um jogo do gênero plataforma. Em especial, a dificuldade foi constatada como mais adequada ao utilizar

o modelo híbrido, demonstrando eficiência para normalizar e tornar a experiência mais adequada a cada jogador. Assim, confirmou-se a hipótese apresentada na Seção 5.1.

Verificou-se que a performance dos jogadores consegue ser superior nos casos com a aplicação de ADD, com uma maior frequência de jogadores completando níveis e uma menor variação do tempo para completá-los. Ademais, houve uma menor frustração e uma maior diversão nos casos com aplicação de ADD, sendo que a diversão possui a maior média nos casos de ajuste híbrido e há uma predileção dos jogadores pela dificuldade proporcionada por esse modelo.

6.3 Trabalhos futuros

Constituem objetos de estudo para trabalhos futuros: a realização de testes com uma maior gama de participantes, verificações aprofundadas do cálculo de desempenho e da determinação do estado afetivo do jogador e análises da associação do GSR com outros sinais (a exemplo da Fotopletismografia (PPG)) no contexto do jogo. Além disso, estatísticas mais elaboradas podem ser empregadas, com dados que mostrem estabilidade e robustez dos resultados e correlacionem os fatores analisados.

Em relação ao Ajuste Dinâmico de Dificuldade empregado, constitui um objeto de estudo o exame da adaptação de outros elementos do jogo, como inimigos e objetos de auxílio, e de características da jogabilidade, como variáveis do jogador (velocidade, aceleração), posição da câmera e a presença de um esquema de vidas. Associado a isso, o momento que o ajuste é empregado é um ponto a ser averiguado, considerando que pode influenciar na percepção dos ajustes por parte do jogador e na experiência geral. Alguns momentos possíveis são: ao criar segmentos e níveis, ao morrer e em tempo real (periódico ou a cada alteração afetiva e do desempenho calculado).

Por fim, pode-se analisar a dificuldade como influenciada pelo *design* do jogo e não somente pela presença e pelas características de elementos. Assim, conseguiria ser averiguado o uso de armadilhas e de quebra-cabeças, além da presença de missões e conteúdos específicos para desafiar o jogador. Da mesma forma, possibilita-se a integração do ADD com a Geração de Conteúdo Procedural (GCP), associando à criação de geometria e de desafios que se adéquem ao jogador.

Referências

- [1] Silva Valentim Mourato, Fausto José da e Manuel Próspero dos Santos: *Measuring difficulty in platform videogames*. 4^a Conferência Nacional em Interação Pessoa-Máquina, 2010. x, 3, 9, 30, 43, 44, 48, 60
- [2] Sousa, Joana: *O cosmo das emoções: a neurociência*. <http://bebrainiac.blogspot.com/2014/05/o-cosmo-das-emocoes-neurociencia.html>, acesso em 07/08/2018. x, 12
- [3] Araujo, Bruno Baère Pederassi Lomba de: *Um estudo sobre adaptatividade dinâmica de dificuldade em jogos*. Dissertação de mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2012. x, 2, 16, 17, 18, 19, 20, 23, 33, 34
- [4] Ben Cowley, Darryl Charles, Michaela Black e Ray Hickey: *Toward an understanding of flow in video games*. Computers in Entertainment, 2008. x, 15, 16, 17
- [5] Chen, Jenova: *Flow in games (and everything else)*. ACM magazine, 50(4), 2007. x, 16, 17, 22, 23, 70
- [6] Bontchev, Boyan: *Adaptation in affective video games: A literature review*. Cybernetics and Information Technologies, 16(3):3–34, 2016. x, 1, 21, 24, 39, 70
- [7] Gillian Smith, Mee Cha e Jim Whitehead: *A framework for analysis of 2d platformer levels*. Sandbox '08 Proceedings of the 2008 ACM SIGGRAPH symposium on Video games, páginas 75–80, 2008. x, 24, 25, 26, 70
- [8] Sorenson, Nathan e Philippe Pasquier: *Towards a generic framework for automated video game level creation*. Applications of Evolutionary Computation, 2010. x, 26, 27
- [9] Koens, Erik: *Generating non-monotone 2D platform levels and predicting difficulty*. Dissertação de mestrado, Utrecht University, 2015. x, 3, 30, 31, 54
- [10] Silva Valentim Mourato, Fausto José da: *Enhancing Automatic Level Generation for Platform Videogames*. Tese de doutorado, Universidade Nova de Lisboa, 2015. x, xi, xiii, 3, 7, 9, 18, 43, 44, 45, 54, 60, 61, 65, 66, 70, 76
- [11] Gularte, Daniel: *Jogos eletrônicos: 50 anos de interação e diversão*. 2AB Editora, 2010, ISBN 8560284184, 9788560284184. xiii, 8

- [12] Lopes, Ricardo e Rafael Bidarra: *Adaptivity challenges in games and simulations: A survey*. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, páginas 85–99, 2011. 1, 19, 20
- [13] Novak, Jeannie: *Desenvolvimento de Games*. Cengage Learning, 2011, ISBN 9788522106325. 1, 10, 19
- [14] Schell, Jesse: *The Art of Game Design: A Book of Lenses*. AK Peters, 2ª edição, 2014, ISBN 1466598646, 9781466598645. 1, 22
- [15] Chang, David Michael Jordan: *Dynamic difficulty adjustment in computer games*. Proceedings of the 11th Annual Interactive Multimedia Systems Conference, 2013. 1, 22
- [16] Gustavo Andrade, Geber Ramalho, Alex Sandro Gomes e Vincent Corruble: *Dynamic game balancing: an evaluation of user satisfaction*. American Association for Artificial Intelligence, 2006. 1, 21, 22
- [17] Sha, Lingdao: *Creating appropriate challenge level game opponent by the use of dynamic difficulty adjustment*. Sixth International Conference on Natural Computation, 8:3897–3901, 2010. 2
- [18] Denisova, Alena e Paul Cairns: *Adaptation in digital games: The effect of challenge adjustment on player performance and experience*. Proceedings of the 2015 Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play, páginas 97–101, 2015. 2
- [19] Arend Hintze, Randal Olson e Joel Lehman: *Orthogonally evolved ai to improve difficulty adjustment in video games*. Applications of Evolutionary Computation, páginas 525–540, 2016. 2, 34
- [20] Hunicke, Robin: *The case for dynamic difficulty adjustment in games*. Proceedings of the 2005 ACM SIGCHI International Conference on Advances in computer entertainment technology, páginas 429–433, 2005. 2, 24, 35
- [21] Changchun Liu, Pramila Agrawal, Nilanjan Sarkar e Shuo Chen: *Dynamic difficulty adjustment in computer games through real-time anxiety-based affective feedback*. International Journal of Human-Computer Interaction, páginas 506–529, 2009. 2, 37, 67
- [22] Guillaume Chanel, Cyril Rebetez, Mireille Bétrancourt e Thierry Pun: *Emotion assessment from physiological signals for adaptation of game difficulty*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2011. 2, 13
- [23] Imre, Daniel: *Real-time Analysis of Skin Conductance for Affective Dynamic Difficulty Adjustment in Video Games*. Tese de doutorado, Algoma University, 2016. 2, 38
- [24] Vollmers, Casper Gade Kranker: *Dynamic Difficulty Adjustment In Games Using Physiology*. Dissertação de mestrado, Aalborg University Copenhagen, 2018. 2, 46

- [25] Aguiar, João Victor Santos e Lucas Vanderlei Fernandes: *Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos a partir de variáveis do jogo e do usuário*. Dissertação de graduação, Universidade de Brasília, 2017. 2, 10, 18, 23, 38, 48, 67
- [26] Natal, Guilherme Victor Ramalho: *Uso de sensores no ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em jogos*. Dissertação de graduação, Universidade de Brasília, 2018. 2, 39, 48, 67
- [27] Soares, Rodrigo T.: *Biofeedback sensors in game telemetry research*. SBC – Proceedings of SBGames 2016, 2016. 3, 13, 67
- [28] Minkkinen, Toni: *Basics of Platform Games*. Dissertação de graduação, Kajaanin Ammattikorkeakoulu University of Applied Sciences, 2016. 3, 7, 48
- [29] Xiaowen Fang, Jingli Zhang e Susy S. Chan: *Development of an instrument for studying flow in computer game play*. International Journal of Human-Computer Interaction, 29(7):456–470, 2013. 4
- [30] Stenros, Jakko: *The game definition game: A review*. Games and Culture, 12(6):499–520, 2016. 5
- [31] Juul, Jesper: *The game, the player, the world: Looking for a heart of gameness*. Level Up: Digital Games Research Conference Proceedings, páginas 30–45, 2003. 5, 19
- [32] Huizinga, Johan: *Homo Ludens: o jogo como elemento da cultura*. Perspectiva, 6ª edição, 2010, ISBN 8527300753, 9788527300759. 6, 10, 18
- [33] Koster, Raph: *A Theory of Fun for Game Design*. Paraglyph Press, 1ª edição, 2004, ISBN 1449363210, 9781449363215. 6, 10
- [34] Salen, Katie e Eric Zimmerman: *Rules of Play: Game Design Fundamentals*. The MIT Press, 2003, ISBN 0262240459, 9780262240451. 6, 10, 11
- [35] Salen, Katie e Eric Zimmerman: *The Game Design Reader: A Rules of Play Anthology*. The MIT Press, janeiro 2006, ISBN 0262195364, 9780262195362. 6
- [36] Xavier, Guilherme: *Condição Eletrolúdica: Cultura Visual Nos Jogos Eletrônicos*. Editora Novas Idéias, 2010, ISBN 9788560284153. 6
- [37] Prado, Gilbertto e Hélia Vannucchi: *Discutindo o conceito de gameplay*. Texto Digital, páginas 130–140, 2009. 7
- [38] Mello, Vinícius e Letícia Perani: *Gameplay x playability: defining concepts, tracing differences*. SBC - Proceedings of SBGames 2012, 2012. 7
- [39] Crawford, Chris: *The art of computer game design*. Osborne/McGraw-Hill Berkley, 1984, ISBN 0881341177. 7
- [40] Fullerton, Tracy: *Game Design Workshop: A Playcentric Approach to Creating Innovative Games*. A K Peters/CRC Press, 3ª edição, 2014, ISBN 1482217163, 9781482217162. 10

- [41] Fortugno, Nick: *The strange case of the casual gamer*. Game Usability: Advice from the Experts for Advancing the Player Experience, 2008. 11
- [42] Tobias Broscha, Klaus R. Schererb, Didier Grandjeana e David Sandera: *The impact of emotion on perception, attention, memory, and decision-making*. Swiss Med Weekly, 2013. 11
- [43] Chang, Luke J. e Alec Smith: *Social emotions and psychological games*. Behavioral Sciences, páginas 133–140, 2015. 11
- [44] Lang, Peter J.: *The emotion probe: studies of motivation and attention*. American psychologist, 1995. 11, 12
- [45] Russell, James A.: *A circumplex model of affect*. Journal of Personality and Social Psychology, 1980. 12
- [46] Myers, David G.: *Psicologia*. LTC, 9ª edição, 2015, ISBN 9788521620372. 12
- [47] Soares, Rodrigo T.: *Biofeedback sensors in electronic games: A practical evaluation*. SBC – Proceedings of SBGames 2017, 2017. 13
- [48] Csikszentmihalyi, Mihaly: *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. New York: Harper & Row, 1992, ISBN 0061339202, 9780061339202. 14, 15, 27, 33
- [49] Sherry, John L.: *Flow and media enjoyment*. Communication Theory, páginas 328–347, 2004. 15
- [50] Sweetser, Penelope e Peta Wyeth: *Gameflow: A model for evaluating player enjoyment in games*. Computers in Entertainment, 3, julho 2005. 16
- [51] Aponte, Maria Virginia e Guillaume Levieux: *Difficulty in video games : An experimental validation of a formal definition*. Proceedings of the 8th International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology, 2011. 18, 60
- [52] Byrne, Ed: *Game Level Design*. Charles River Media, 1ª edição, 2004, ISBN 1584503696, 978-1584503699. 18
- [53] Nicollet, Victor: *Difficulty in dexterity-based platform games*. <https://www.gamedev.net/articles/game-design/game-design-and-theory/difficulty-in-dexterity-based-platform-games-r2055/>, acesso em 04/03/2004. 18
- [54] Parnandi, Avinash e Ricardo Gutierrez-Osuna: *A comparative study of game mechanics and control laws for an adaptive physiological game*. Journal on Multimodal User Interfaces, 9(1):31–42, Mar 2015. 21
- [55] Fairclough, Stephen H.: *Fundamentals of physiological computing*. Interacting with Computers, 21(1-2):133–145, janeiro 2009. 21
- [56] Sillaots, Martin: *Game Elements*. Tese de Doutorado, Tallinn University, 2015. 23

- [57] Werbach, Kevin e Dan Hunter: *For the Win: How Game Thinking Can Revolutionize Your Business*. Wharton Digital Press, 2012, ISBN 1613630239, 9781613630235. 23
- [58] Parekh, Ravi: *Staying in the Flow using Procedural Content Generation and Dynamic Difficulty Adjustment*. Dissertação de mestrado, Worcester Polytechnic Institute, 2017. 24, 45
- [59] Diana Lora, Antonio A. Sánchez-Ruiz, Pedro A. González Calero e Marco A. Gómez-Martín: *Dynamic difficulty adjustment in tetris*. Proceedings of the Twenty-Ninth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, 2015. 24
- [60] Compton, Kate e Michael Mateas: *Procedural level design for platform games*. American Association for Artificial Intelligence, 2006. 24, 25, 31
- [61] John Hallam, Georgios N. Yannakakis e: *Real-time game adaptation for optimizing player satisfaction*. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, página 121–133, 2012. 27, 33
- [62] Rina R. Wehbe, Elisa D. Mekler, Mike Schaekermann Edward Lank e Lennart E. Nacke: *Testing incremental difficulty design in platformer games*. Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, páginas 5109–5113, 2017. 29
- [63] Guy Hawkins, Keith Nesbitt e Scott D. Brown: *Dynamic difficulty balancing for cautious players and risk takers*. Int. J. Computer Games Technology, páginas 1–10, 2012. 32
- [64] Eduardo H. Calvillo-Gámez, Paul A. Cairns e Anna Louise Cox: *Assessing the core elements of the gaming experience*. Evaluating User Experience in Games, 1:47–71, 2010. 33
- [65] Charles, Darryl e Michaela Black: *Dynamic player modelling: A framework for player-centred digital games*. Proceedings of the International Conference on Computer Games: Artificial Intelligence, Design and Education, páginas 29–35, janeiro 2004. 33, 34
- [66] Christyowidiasmoro, Ramadhany Candra Arif Putra e Supeno Mardi Susiki: *Measuring level of difficulty in game using challenging rate (cr) on 2d real time strategy line defense game*. 2015 International Electronics Symposium, página 218–222, 2015. 34
- [67] Zohaib, Mohammad: *Dynamic difficulty adjustment (dda) in computer games: A review*. Advances in Human-Computer Interaction, páginas 1–12, novembro 2018. 36, 41
- [68] C. Pedersen, J. Togelius e G. N. Yannakakis: *Modeling player experience in super mario bros*. Proceedings of the 2009 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games (CIG), página 132–139, setembro 2009. 41, 42

- [69] Yannakakis, G. N. e J. Hallam: *Game and player feature selection for entertainment capture*. Proceedings of the 2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games, página 244–251, abril 2007. 42
- [70] C. Pedersen, J. Togelius e G. N. Yannakakis: *Modeling player experience for content creation*. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 2(1):54–67, 2010. 42
- [71] N. Shaker, G. Yannakakis e J. Togelius: *Towards automatic personalized content generation for platform games*. Proceedings of the 6th AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE), página 63–68, outubro 2010. 42
- [72] Martin Jennings-Teats, Gillian Smith e Noah Wardrip-Fruin: *Polymorph: Dynamic difficulty adjustment through level generation*. Proceedings of the 2010 Workshop on Procedural Content Generation in Games, 2010. 43
- [73] Martin Jennings-Teats, Gillian Smith e Noah Wardrip-Fruin: *Polymorph: A model for dynamic level generation*. Proceedings of the 6th AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE), página 138–143, October 2010. 43
- [74] Silva Valentim Mourato, Fernando Birra Fausto José da e Manuel Próspero dos Santos: *Difficulty in action based challenges: Success prediction, players’ strategies and profiling*. Proceedings of the 11th Conference on Advances in Computer Entertainment Technology, páginas 1–10, 2014. 43
- [75] S. Bakkes, S. Whiteson, G. Li G. V. Vişniuc E. Charitos N. Heijne e A. Swellegrebel: *Challenge balancing for personalised game spaces*. 2014 IEEE Games Media Entertainment, páginas 1–8, 2014. 45
- [76] Shi, P. e K. Chen: *Learning constructive primitives for real-time dynamic difficulty adjustment in super mario bros*. IEEE Transactions on Games, 10(2):155–169, 2018. 45
- [77] Wheat, Daniel: *Dynamically adjusting game-play in 2D platformers using procedural level generation*. Dissertação de graduação, Edith Cowan University, 2013. 45, 70
- [78] C. McCarthy, N. Pradhan, C. Redpath e A. Adler: *Validation of the empatica e4 wristband*. 2016 IEEE EMBS International Student Conference (ISC), páginas 1–4, 2016. 67
- [79] Alberto Greco, Gaetano Valenza e Enzo Scilingo: *Modeling for the Analysis of the EDA*. Advances in Electrodermal Activity Processing with Applications for Mental Health, novembro 2016, ISBN 978-3-319-46704-7. 69
- [80] Dahlskog, Steve e Julian Togelius: *Procedural content generation using patterns as objectives*. Applications of Evolutionary Computation, páginas 325–336, 2014. 70

Apêndice A

Questionário

Perguntas sobre Dados Sociodemográficos foram aplicadas antes do jogo iniciar, perguntas do Nível ao final de cada nível e perguntas do Jogo ao final da sessão de teste. 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 a sua idade? [caixa de texto]
2. Qual o seu sexo? [múltipla escolha]
 - Feminino
 - Masculino
 - Outro
3. Quanto você se considera um jogador dedicado? [escala de 1 a 5]
 - Casual - Dedicado
4. Você está familiarizado com jogos de plataforma (ex: Mario, Sonic)? [escala de 1 a 5]
 - Pouco familiarizado - Muito familiarizado
5. Qual a sua relação com jogos de plataforma? [escala de 1 a 5]

- Não gosta - Gosta muito
6. Em qual dificuldade você prefere jogar? [múltipla escolha]
- Fácil
 - Médio
 - Difícil
7. Com que frequência você joga nos seguintes dispositivos? [grade de escalas de 1 a 5]
- Nunca - Diariamente
- (a) Celular / tablet
- (b) Console de mesa (ex: PlayStation 4, XBOX One, Nintendo Wii)
- (c) Console portátil (ex: Nintendo 3DS, Playstation Vita)
- (d) Computador pessoal (desktop ou laptop)

A.2 Nível

1. Como você descreveria a dificuldade do nível? [escala de 0 a 10]
- Muito fácil - Muito difícil
2. Você considerou a dificuldade mais apropriada para o nível atual ou para o anterior?¹ [múltipla escolha]
- Atual
 - Anterior
3. Você concorda com a seguinte afirmação? [grade de escalas de 1 a 5]
- Discordo muito - Concordo muito
- (a) O nível foi tedioso
- (b) O nível foi divertido
- (c) O nível foi frustrante

¹Aplicado apenas na segunda bateria de testes e com exceção dos primeiros níveis de cada dificuldade (1, 5 e 9)

A.3 Jogo

1. Dentre as opções abaixo, quais foram as ações que considerou mais importantes para influenciar o desempenho que teve?² [marcação]
 - Alcançar o final do nível
 - Coletar chaves
 - Dominar os controles da protagonista
 - Completar a fase o mais rápido possível
 - Derrotar o máximo de inimigos possível
 - Explorar ao máximo o ambiente
 - Evitar sofrer danos
 - Melhorar o desempenho próprio no jogo
2. Como você considera o seu desempenho no jogo? [escala de 1 a 5]
 - Péssimo - Ótimo
3. Você concorda com a seguinte afirmação? [grade de escalas de 1 a 5]
 - 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
 - (d) Eu gostei da experiência de jogar esse jogo
4. Você concorda com a seguinte afirmação? [grade de escalas de 1 a 5]
 - Discordo muito - Concordo muito
 - (a) Minha atenção estava inteiramente focada no jogo
 - (b) Em vários momentos me vi fazendo coisas automaticamente, sem que tivesse que pensar
 - (c) Eu perdi a noção do tempo enquanto jogava o jogo
5. Em relação a cada opção, você concorda com a seguinte afirmação: o jogo se tornou mais desafiador com a presença desta característica?² [grade de escalas de 1 a 5]

²Aplicado apenas na primeira bateria de testes

- Discordo muito - Concordo muito
- (a) Plataformas com maior distância vertical (precisa pular mais alto para alcançar)
 - (b) Plataformas com maior distância horizontal (precisa pular mais longe para alcançar - esquerda ou direita)
 - (c) Tamanho reduzido das plataformas (espaço menor para andar)
6. Em relação a cada opção, você concorda com a seguinte afirmação: o jogo se tornou mais desafiador com a presença deste elemento?² [grade de escalas de 1 a 5]
- Discordo muito - Concordo muito
- (a) Discordo muito - Concordo muito
 - (b) Obstáculos (ex: objetos que pode destruir ou empurrar)
 - (c) Plataformas móveis com movimentação vertical
 - (d) Plataformas móveis com movimentação horizontal
 - (e) *Gap* (buracos que é necessário saltar para ultrapassar)
 - (f) Ácido
 - (g) Espinhos
 - (h) Inimigos com ataque simples
 - (i) Inimigos com ataque à distância