



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

**Ajuste Dinâmico de Dificuldade em jogos digitais:
estudo comparativo entre dois algoritmos que
utilizam dados de atividade eletrodérmica**

Vitor Fernandes Dullens
Thiago Veras Machado

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

Orientador
Prof.a Dr.a Carla Denise Castanho

Brasília
2021

Ajuste Dinâmico de Dificuldade em jogos digitais: estudo comparativo entre dois algoritmos que utilizam dados de atividade eletrodérmica

Vitor Fernandes Dullens
Depto. de Ciência da Computação
Universidade de Brasília
Brasília, Brazil
160148260@aluno.unb.br

Thiago Veras Machado
Depto. de Ciência da Computação
Universidade de Brasília
Brasília, Brazil
160146682@aluno.unb.br

Carla Denise Castanho
Depto. de Ciência da Computação
Universidade de Brasília
Brasília, Brazil
carlacastanho@unb.br

Resumo—Tendo em vista o aumento do alcance de jogos digitais, não há dúvida que a experiência de jogo deve ser prazerosa ao mesmo tempo que adequadamente desafiadora. Nesse contexto, a técnica de Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) é utilizada para adaptar o nível de dificuldade em função da habilidade do jogador. Neste trabalho foram utilizados os dados de atividade eletrodérmica (EDA) para inferir os níveis de excitação e estados afetivos de cada jogador, a fim de utilizá-los como entrada na comparação de dois algoritmos de ADD, o *Data Subset Analysis* (DSA) e o *Real-Time Arousal Set*. Foi realizado um experimento prático com 60 participantes com a implementação dos algoritmos em estudo no o jogo *Asteroids: in the 2nd and 1/2th Dimension*.

Index Terms—Ajuste Dinâmico de Dificuldade, ADD, ADD afetivo, jogos digitais, EDA, atividade eletrodérmica

I. INTRODUÇÃO

A indústria dos jogos tem um crescimento constante no entretenimento de pessoas das mais variadas idades e perfis. Atualmente, muito se estuda sobre o balanceamento de dificuldade de jogos [7], já que pessoas com perfis diversos podem jogar um mesmo jogo, fortalecendo a ideia de que é essencial existir mecanismos que ajustem o jogo ao nível de habilidade do jogador.

Levando isso em consideração a técnica de Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) tem como objetivo ajustar a dificuldade de determinado jogo, baseando-se em dados do jogador, podendo ser dados de desempenho ou afetivos. Um ADD por desempenho [7] utiliza apenas os dados que o jogador fornece jogando para ajustar a dificuldade do jogo como, por exemplo, quantas vezes ele morreu para um determinado inimigo. Já o ADD afetivo [7] trata de inferir o estado emocional do jogador a partir de dados fisiológicos, detectando se um jogador está com raiva, entediado, frustrado, e a partir dessas inferências, ajustar o jogo para que o jogador consiga aproveitá-lo da melhor forma.

Trabalhos como o de Imre [7], Aguiar e Fernandes [8] e Rosa [9] não possuem uma consistência clara em como inferir os dados emocionais do jogador na realização do ADD Afetivo. Dito isso, Oliveira [10] propôs um modelo de uso da atividade eletrodérmica (EDA) como meio de inferir o

estado afetivo do jogador, adaptando dois algoritmos distintos de ADD já existentes, o *Data Subset Analysis* (DSA) [11] [12] e o *Real-Time Arousal Set* (RTA) [13], utilizando do EDA como principal dado de entrada, a fim de realizar um estudo comparativo entre eles. Contudo devido a pandemia de Covid-19 o estudo contou com apenas 10 participantes.

Nesse contexto, com o avanço dos protocolos de segurança contra covid-19, uma maior disponibilidade de tempo para realização de um experimento mais abrangente de coleta de dados, este trabalho tem como objetivo complementar o estudo feito por Oliveira [10], ou seja, comparar os algoritmos DSA e RTA para ADDs afetivos, que utilizam dados da atividade eletrodérmica como sinal de entrada para a realização dos cálculos de ajuste. Para tanto, foi conduzido um experimento prático com uma população de 60 participantes.

O restante deste manuscrito está organizado da seguinte forma. Na Seção 2 são apresentados os principais conceitos teóricos envolvidos nesta pesquisa, tais como: emoção e estados afetivos, atividade eletrodérmica, ajuste dinâmico de dificuldade, dentre outros. A Seção 3 detalha a metodologia empregada na realização do Experimento. Os resultados foram compilados e são apresentados na Seção 4. A Conclusão e os Trabalhos Futuros encontram-se nas Seções 4 e 5, respectivamente.

II. REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção apresenta os principais conceitos para a compreensão deste trabalho, tais como Emoção, Atividade Eletrodérmica (EDA), Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD), Algoritmos de ADD e, por fim, o conceito de Zonas.

A. Afeto

Segundo Russell [1] o afeto pode ser descrito pela combinação de duas escalas independentes: a Excitação e a Valência. A Excitação correspondente a intensidade de uma sensação, ou seja, quando a excitação é baixa representa cansaço ou sonolência, enquanto que uma excitação alta representa pânico ou surpresa. A Valência que é dita como a positividade ou negatividade inerente à emoção, sendo



Figura 1. Modelo circunplexo de afeto, proposto por Russell. (Adaptado de [1])

frustração ou tristeza quando a valência é negativa e satisfação ou felicidade quando a valência é positiva.

A partir dessas duas escalas Russell propôs um Modelo Circunplexo de Afeto (Figura 1). Neste modelo é possível representar qualquer afeto de uma forma bidimensional a partir das coordenadas de Excitação, que corresponde ao eixo y do modelo, e Valência correspondente ao eixo x.

O modelo proposto se insere no contexto deste trabalho pois permite estimar o estado afetivo do jogador a partir de duas variáveis, ou seja, níveis de excitação e valência do jogador são coletados e tratados como entrada de algoritmos que os manipulam para adaptar a dificuldade do jogo.

B. Atividade Eletrodérmica (EDA)

Os estados afetivos podem ser perceptíveis para além daqueles que os sentem [4], eles podem ser percebidos através de sinais fisiológicos como batimentos cardíacos, mudança de tom de pele, suor e agitação, dentre outros. Nesse contexto, a Atividade Eletrodérmica (EDA) ou Resposta Galvânica da Pele (GSR) é descrita como a propriedade do corpo humano que causa contínuas variações nas características elétricas da pele, podendo ser captada por meio de sensores que aplicam um potencial elétrico e medem o fluxo de corrente elétrica resultante entre eles.

De acordo Braithwaite [5], existem dois componentes principais que descrevem o EDA: um de nível tônico que se relaciona com mudanças mais lentas e características secundárias do sinal (subida lenta, declive lento, tempo extra), que é medido pelo Nível de Condutância da Pele (NCP); outro de nível fásico, que se refere às mudanças rápidas no sinal, ou seja, a Resposta de Condutância da Pele (RCP) a partir de eventos inesperados, relevantes e aversivos. Evidências recentes sugerem que ambos os componentes são importantes e podem contar com diferentes mecanismos neurais [6].

A partir da atividade eletrodérmica (união dos componentes tônicos e fásicos) é possível inferir o nível de excitação de uma pessoa (eixo x da Figura 1), já que estas propriedades são linearmente proporcionais [5]. Ou seja, com o EDA mede-

se a intensidade da sensação (alta ou baixa) e a utiliza para a entrada de algoritmos de ajuste de dificuldade. Contudo, é importante destacar que não se pode inferir sobre a valência a partir do EDA, isto é, neste caso pânico e surpresa são vistos como estados afetivos equivalentes [7].

C. Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD)

Dificuldade pode ser definida como o que impede ou atrapalha o desenvolvimento de alguma coisa. Para jogos esse conceito não é muito diferente, basicamente, a dificuldade em jogos é a relação entre desafio e habilidade, quanto maior a habilidade necessária para resolver um desafio, maior a dificuldade.

O Ajuste Dinâmico de Dificuldade (ADD) [7] é uma técnica que tem como premissa de alterar a dificuldade de um jogo ao longo do progresso do jogador no decorrer da partida. Essa técnica deve permitir que o jogo sempre analise o desempenho do jogador com o objetivo de fazer que o nível de dificuldade do jogo seja adequado em função da habilidade do jogador.

Para implementar um ADD utilizam-se de três módulos interligados [14], sendo eles:

- Módulo de monitoramento: responsável por gravar métricas do jogador durante a partida, podendo ser número de mortes ou tempo para completar uma fase, por exemplo, ou até mesmo algum dado fisiológico como batimentos cardíacos ou atividade eletrodérmica, dentre outros;
- Módulo de análise: computa as métricas que recebe do módulo de monitoramento, ou seja, interpreta todos os dados e determina qual o ajuste que deve ser feito ao jogo;
- Módulo de controle: realiza os ajustes ditados pelo módulo de análise.

1) *ADD por Desempenho*: essa implementação de ADD leva em consideração apenas dados brutos de performance produzidos pela interação do jogador com o jogo para medir o desempenho [14]. Por exemplo, se um jogador estiver demorando muito tempo para completar um nível ou morrendo muitas vezes, pode-se inferir que o desempenho está baixo e com isso tornar a dificuldade menor, por outro lado se um jogador estiver passando de nível rapidamente e sem mortes, pode-se aumentar a dificuldade já que seu desempenho está alto.

Esse tipo de ajuste não leva em consideração o estado afetivo do jogador a partir dos seus dados fisiológicos, podendo inclusive realizar ajustes de forma equivocada. Um exemplo disso seria a situação na qual o jogador demora para concluir um nível pelo simples motivo de estar explorando-o. Isso normalmente caracteriza um desempenho baixo, porém neste caso exemplificado a dificuldade não deve ser ajustada, já que o jogador não apresenta dificuldade em passar de nível.

2) *ADD Afetivo*: como uma alternativa ao ADD por Desempenho, o ADD Afetivo [7] utiliza de inferências sobre o estado afetivo do jogador para a realização do ajuste. Este tipo de ADD utiliza dados fisiológicos do jogador coletados durante uma partida, tais como batimentos cardíacos, atividade

eletrodérmica da pele (EDA), atividade cerebral, dentre outros, para determinar as mudanças de dificuldade que o jogo deve sofrer para cada jogador.

Um ADD que utiliza de dados de desempenho para inferir o estado emocional de um jogador, ainda é classificado como ADD Afetivo, visto que o desempenho é apenas utilizado com o objetivo de identificar o estado afetivo que jogador se encontra [7].

3) *ADD Híbrido*: a técnica do ADD Híbrido [7] utiliza tanto os dados de desempenho, quanto os dados afetivos do jogador para realizar o ajuste de dificuldade. Ele é a união dos dois tipos de ADD, Afetivo e por Desempenho, e tem como objetivo realizar ajustes no jogo para que estados emocionais indesejados, tais como frustração e tédio, sejam minimizados o máximo possível. Em outras palavras, ele considera dados de desempenho e afetivos para manter o desafio proporcional ao nível de habilidade do jogador.

D. Algoritmos de ADD

Existem vários algoritmos de ADD, sendo eles por Desempenho, Afetivos ou Híbridos que foram empregados em trabalhos anteriores [2], [7], [9], [10]. Dentre eles, este estudo foca em analisar dois algoritmos de ADD Afetivo baseado em EDA: o *Data Subset Analysis* (DSA) [12] que foi posteriormente adaptado por Imre [7] e o *Real-Time Arousal Set* (RTA) [13] posteriormente adaptado por Rosa [9].

1) *Data Subset Analysis (DSA)*: algoritmo com um design simples, porém robusto, baseado no trabalho dos autores Fairclough e Gilleade [11] e Leiner, Fahr e Früh [12]. Ele utiliza apenas as duas últimas medidas de EDA e computa a diferença entre essas duas medições, adicionando o resultado a um montante final. Esse processo é repetido uma certa quantidade de vezes predeterminada e, a partir do resultado final obtido, o algoritmo detecta se alguma alteração no estado de excitação do jogador ocorreu ou não caso ocorra, realiza o ajuste ao jogo.

2) *Real-Time Arousal Set (RTA)*: a partir de processamentos descritos por Dawson [13], o algoritmo RTA utiliza valores mínimos e máximos da condutância da pele, fazendo com que seja possível extrair os componentes tônicos (mudanças lentas) e fásicos (picos) de EDA do usuário. Com esses componentes é possível estabelecer o nível de excitação geral em uma janela entre 0 e 1000; esse processo é repetido ao longo da partida e é salvo depois de um determinado tempo. É feita uma comparação a partir do valor de excitação encontrado com o valor de excitação anteriormente calculado referente ao intervalo prévio e, a partir do resultado, realiza-se algum ajuste.

E. Zonas

A partir da relação entre a quantidade de mortes no jogo e a duração de um nível, Fernandes [2] propôs o conceito de zonas. A partir de experimentações, ele conseguiu observar que a quantidade de mortes e o tempo de duração de cada nível possuem uma relação com o nível de valência do jogador.

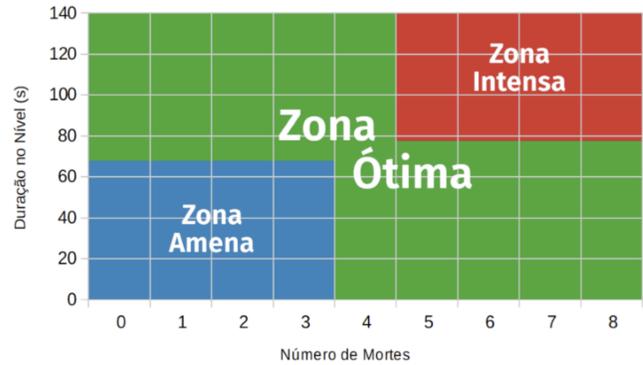


Figura 2. Diferentes zonas em que um jogador pode se encontrar de acordo com o número de mortes e o tempo para completar um nível [2]

Como é possível visualizar na Figura 2, jogadores que morrem 4 vezes ou mais, mas concluem o nível rapidamente (menos de 72 segundos) ou jogadores que demoram mais de 72 segundos e morrem 4 ou menos vezes, se encontram na Zona Ótima, que corresponde a um nível de valência ideal. Jogadores abaixo desses limiares são considerados na Zona Amena (valência negativa) e jogadores que estão acima desses limiares se encontram na Zona Intensa (valência positiva).

III. METODOLOGIA

Este trabalho tem como objetivo dar continuidade ao estudo iniciado por Oliveira [10], no que diz respeito à comparação dos algoritmos RTA e DSA utilizados no Ajuste Dinâmico de Dificuldade em jogos, mais precisamente no Ajuste Afetivo. Aqui o foco consiste na realização de um número maior de experimentos práticos com jogadores, já que Oliveira realizou apenas testes preliminares sugerindo como trabalho futuro uma coleta de dados expressivos que permitisse comparar o desempenho destes dois algoritmos em um ADD Afetivo.

Seguindo trabalhos anteriores [2], [8], [10], para a realização do experimento foi utilizado o jogo *Asteroids: in the 2nd and 1/2th Dimension* (Figura 3). Este jogo que possui licença para uso não comercial e é de código fonte aberto, tornando possível realizar as alterações necessárias para a aplicação dos algoritmos de ADD. Além disso, o jogo possui um objetivo claro – percorrer o nível por completo desviando dos asteroides – e sua dificuldade pode ser alterada apenas com a mudança de velocidade dos asteroides – quanto mais rápidos, mais difícil. O jogador deve atravessar em cada nível uma linha de chegada após cruzar um campo de asteroides, de forma que a nave (controlada pelo jogador) não colida com eles, sendo possível para jogador atirar nos asteroides para destruí-los. A distância do jogador para completar o nível é explicitada em tela, e o jogador inicia o nível com um escudo (possibilidade de chocar com um asteroide sem morrer), caso a nave do jogador choque com um asteroide, ele irá voltar para o início do nível.

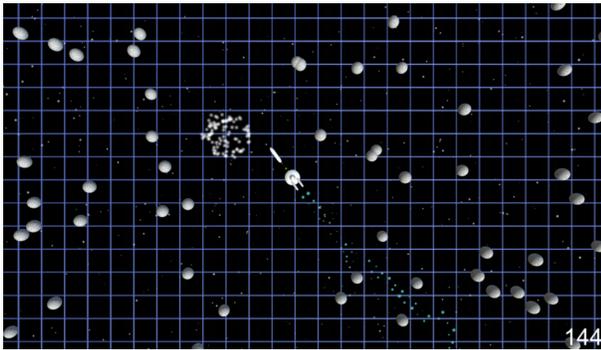


Figura 3. Cena do jogo *Asteroids*



Figura 4. Sensor *Empatica E4 Wristband* para capturar os dados de EDA

A. Experimento

O experimento foi organizado de modo que o participantes foram divididos em três grupos de forma aleatória, sendo eles: os que jogaram o jogos com o ADD baseado no algoritmo RTA; os que jogaram o jogo com o ADD baseado no algoritmo de DSA; e os que jogaram sem nenhum tipo de ADD. Isso foi feito para obtermos uma base do desempenho dos algoritmos em relação a dificuldade padrão do jogo, além de evitar que os resultados fossem enviesados como ocorreu nos trabalhos de Oliveira e Fernandes, no qual os mesmos participantes jogaram o mesmo jogo com diferentes tipos de ADD. Nesses casos, o jogador acaba criando uma certa familiaridade com o jogo e, portanto, interferindo no resultado.

Para atingir os objetivos, foram mantidos os mesmos limiares e alterações no jogo propostas por Oliveira [10], ou seja, os ajustes na dificuldade são feitos em tempo real, durante a execução do jogo, sem a necessidade de aguardar do jogador passar de fase ou morrer e os limiares para as zonas foram mantidos, seguindo a Figura 2. Além disso, os valores utilizados para realização dos cálculos nos algoritmos também foram mantidos.

Para aquisição em tempo real dos dados de EDA (componentes tônicos e fásicos) do jogador foi utilizado o sensor pulseira *Empatica E4* (Figura 4). Com o auxílio de um servidor simples em *PHP* e um banco de dados *MySQL*, foi possível coletar e armazenar os dados da pulseira e repassá-los aos algoritmos de ADD.

	Zona Amena	Zona Ótima	Zona Intensa
EDA crescente	0	0	-0,5
EDA decrescente	+0,5	0	0

Tabela I

VALORES DE VELOCIDADE A SEREM AJUSTADOS - ALGORITMO DSA

	Zona Amena	Zona Ótima	Zona Intensa
Pico de excitação alto	0	0	-0,5
Pico de excitação baixo	+0,5	0	0

Tabela II

VALORES DE VELOCIDADE A SEREM AJUSTADOS - ALGORITMO RTA

Tanto o DSA quanto o RTA utilizam somente os dados do EDA como entrada entretanto, esta medida de forma isolada não é suficiente para inferir o estado emocional de um jogador de forma precisa, como mencionado anteriormente. Para avaliar a valência em que o jogador se encontra, foi utilizado o conceito de Zonas, apresentado na Seção II. Com essas duas medidas, EDA (excitação) e Zona (valência), foi realizado o ajuste de velocidade conforme a Tabela I para o ADD baseado em DSA e Tabela II para o ADD baseado em RTA.

Inicialmente, cada sujeito do experimento recebeu e assinou um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, explicando os objetivos e riscos do experimento, além de um questionário sobre dados demográficos para coletarmos informações a respeito do jogador, como faixa etária e nível de familiaridade com jogos. Feito isso, o participante jogou 6 níveis do jogo *Asteroides*, podendo ser com o ajuste por DSA, RTA ou nenhum ajuste. Após cada nível, o participante foi submetido a um breve questionário (Figura 5) de percepção de dificuldade, tédio, frustração e diversão para aquela fase. Ao fim de cada experimento, um questionário foi realizado para coletar as percepções do participante sobre o *gameplay*.

Para cada participante foram armazenadas, para cada fase, as seguintes variáveis para análise:

- Número de asteroides;
- Velocidade mínima e máxima dos asteroides;

De 1 a 10, quão difícil foi esse nível?

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

De 1 a 5, você achou esse nível:

Não Tedioso 1 2 3 4 5 Muito Tedioso

Não Frustrante 1 2 3 4 5 Muito Frustrante

Muito Chato 1 2 3 4 5 Muito Divertido

Opinião opcional...

Figura 5. Questionário posterior a cada fase

- Tempo inicial e final da fase;
- Duração da fase;
- Tempo médio por vida;
- Se o jogador concluiu a fase;
- Tempo no qual o jogador morreu;
- Momento e a quantidade de ajustes que foram realizados;
- Dados de EDA.

IV. RESULTADOS

Nesta seção, serão apresentadas as análises dos dados coletados durante o experimento. Inicialmente serão apresentados os dados demográficos e de perfil dos participantes do experimento, seguida da análise comparativa dos ajustes de dificuldade baseados nos algoritmos DSA e RTA. Por fim, serão mostrados os resultados do questionário relativo ao gameplay aplicado após cada jogo para cada participante.

A. Participantes

O experimento foi realizado com 60 participantes, cujos dados referentes aos seus perfis demográficos, junto de suas percepções relativas a jogos eletrônicos, foram coletados a partir de um formulário respondido antes de iniciar o experimento. As análises destes dados iniciais são as seguintes:

- Acerca da idade dos participantes, 96% são maiores de idade;
- 72.5% dos participantes se identificam como do sexo masculino, e 27.5% se identificam como do sexo feminino;
- Acerca da experiência do participante com jogos de computadores, em uma escala de 1 a 5, onde 1 é referente a não ter experiência e 5 é referente a ter muita experiência, 64% dos participantes relataram que possuem certa experiência com jogos de computadores (entre 4 e 5), e os outros 36% relataram pouca experiência (entre 1 e 3);
- Acerca da familiaridade com jogos 2D, em escala de 1 a 5, onde 1 representa nenhuma familiaridade e 5 representa extensa familiaridade, as respostas foram heterogêneas, sendo que 19.6% dos participantes escolheu 1, 23.5% escolheu 2, 17.6% escolheu 3, 23.5% escolheu 4 e 15.7% escolheu 5;
- Relativo ao quanto os participantes gostam de jogos 2D, em escala de 1 a 5, onde 1 representa não gostar e 5 representa gostar muito de jogos 2D, 69.7% escolheu entre 1 e 3 na escala;
- Acerca da familiaridade com dispositivos de jogo, 50% dos participantes relataram que possuem uma maior familiaridade em jogar nos dispositivos desktop, 30% em consoles, 15% em celular e 5% em consoles portáteis;
- Acerca da configuração de dificuldade nos jogos, 33.3% dos participantes relataram que quando jogam algum jogo, este normalmente está configurado na dificuldade difícil, 51% no médio e 15.7% no fácil.

Com os dados provenientes do primeiro questionário, temos que o público que participou no experimento é majoritariamente masculino com um nível de experiência em jogos

Média de ajustes por nível

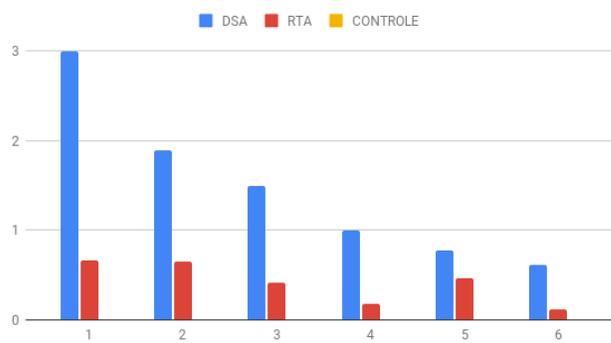


Figura 6. Média de ajustes feitos pelos algoritmos por nível

Dificuldade relatada por nível

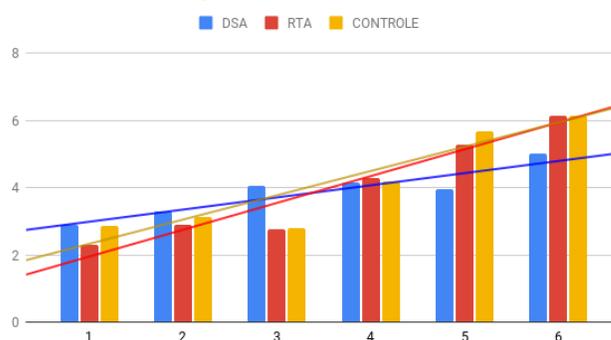


Figura 7. Média de dificuldade relatada por nível

considerado alto. Pode-se observar também que o público é bem disperso em relação à familiaridade com jogos 2D, a maioria não gosta de jogos 2D, e o dispositivo mais utilizado pelos participantes para jogar é o desktop.

B. Análise Comparativa entre os ADDs por DSA e RTA

Nesta seção são apresentados os gráficos e as análises produzidos a partir dos dados coletados durante a realização do experimento. O objetivo destas análises é avaliar comparativamente o uso dos algoritmos DSA e RTA nos ADDs.

A partir do número de ajustes feitos na dificuldade de cada nível por algoritmo, apresentado na Figura 6, observa-se que a quantidade de ajustes executados pelo algoritmo DSA foi superior aos executados pelo algoritmo RTA, o que indica uma melhor percepção do algoritmo DSA quando se depara com níveis de dificuldade incompatíveis com o desempenho e atividade eletrodérmica do jogador, especialmente nos primeiros níveis do jogo onde a baixa dificuldade pode desmotivar o jogador, caso o ajuste não ocorra. Esse comportamento se reflete positivamente na análise da percepção de dificuldade coletados ao final de cada nível, apresentado na Figura 7, onde a linha de tendência do algoritmo DSA se manteve mais constante no eixo de dificuldade quando comparado ao algoritmo RTA e ao grupo de controle, indicando que a

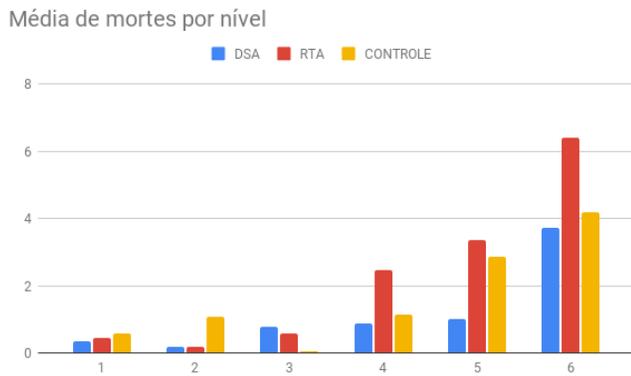


Figura 8. Média da mortes por nível

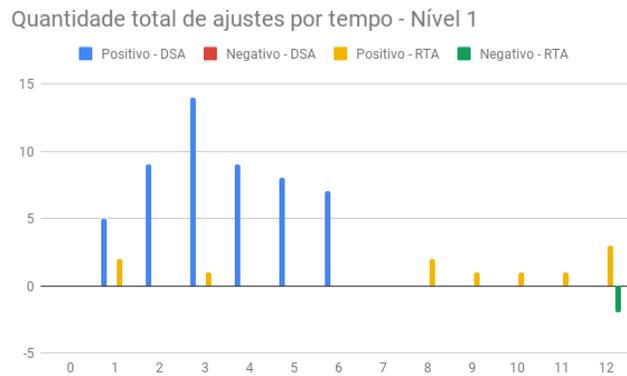


Figura 10. Quantidade total de ajustes por tempo - Nível 1

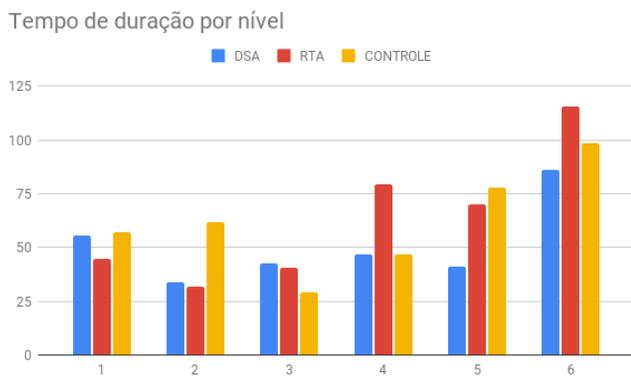


Figura 9. Média da duração da fase dos jogadores por nível (em segundos)

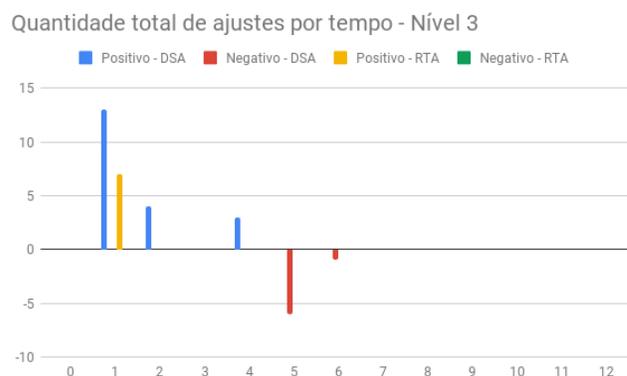


Figura 11. Quantidade total de ajustes por tempo - Nível 3

dificuldade aumentou de forma mais suave quando utilizado o algoritmo DSA para ajustá-la.

Além do que foi citado anteriormente em relação a Figura 6, também é possível analisar o comportamento dos ajustes para o algoritmo DSA. Enquanto no algoritmo RTA não há um padrão com relação a quantidade de ajustes feitos para cada nível, isto é, hora está mais alto, hora está mais baixo que o nível anterior, no algoritmo DSA nota-se uma constante redução no número de ajustes seguindo um padrão de convergência. Isso ocorre pois o algoritmo vai se adequando melhor ao perfil do jogador, precisando assim de menos ajustes ao longo de cada fase concluída.

Considerando os dados referentes às mortes dos jogadores em cada nível, apresentado na Figura 8, temos que os jogadores que foram submetidos ao experimento com o algoritmo RTA exibem uma quantidade de mortes muito superior aos demais, e podemos ver que o algoritmo DSA possui, principalmente nos últimos três níveis, uma média bem inferior em comparação ao grupo de controle e ao algoritmo RTA. Isso nos indica que o algoritmo RTA, como destacado por Oliveira [10], não está realizando ajustes significativos ou adequados quando utilizados os parâmetros propostos por este.

No que diz respeito à média da duração da fase dos

jogadores por nível, na Figura 9 pode-se observar que entre os níveis 1 e 3, analogamente aos níveis 4 e 5, há uma relativa manutenção do tempo médio. Observando novamente a Figura 6 onde os ajustes do ADD por RTA são maiores nos níveis 1, 2, 3 e 5, pode-se afirmar que o RTA teve um desempenho como o esperado nessas situações, mantendo um tempo médio semelhante entre os níveis e realizando um número similar de ajustes. Porém, se olharmos a Figura 9 como um todo, isso não é reproduzido nos níveis 4 e 6, onde, comparados com seus respectivos níveis anteriores, o ADD por RTA apresentou poucos ajustes, como mostrado na Figura 6. Assim, podemos inferir que, com os limiares propostos por Oliveira [10], o algoritmo RTA funciona pontualmente, mas não tem um comportamento constante durante todo o teste, fortalecendo a ideia de que esses limiares devem ser alterados para uma maior consistência dos resultados.

Complementando o que diz a respeito de ajustes, temos os dados dos ajustes por tempo, em Figura 10, Figura 11 e Figura 12, no qual podemos verificar que pelo primeiro nível ser mais fácil, a quantidade de ajustes positivos (aumentam a velocidade dos asteroides) é superior a quantidade de ajustes negativos, principalmente no algoritmo DSA, que realiza uma maior quantidade de incrementos na velocidade. Análogo ao

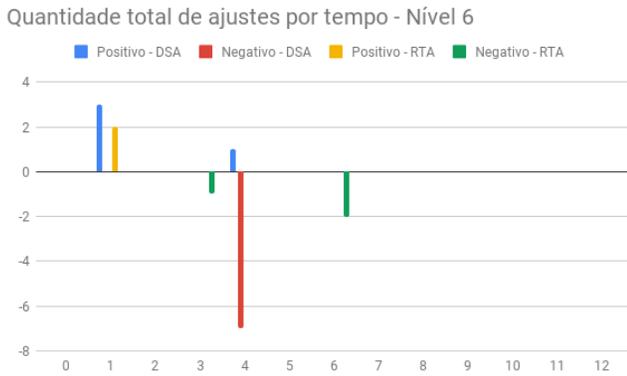


Figura 12. Quantidade total de ajustes por tempo - Nível 6

nível 6, no qual a dificuldade é maior pois, os níveis são construídos com base na velocidade final do nível anterior acrescida de uma velocidade fixa, o algoritmo DSA executa uma quantidade de ajustes negativos (decrementam a velocidade dos asteroides) muito maior que o algoritmo RTA, que além de ter uma quantidade menor de ajustes para reduzir a velocidade dos asteroides, também o realiza de forma tardia.

C. Análise do gameplay geral relatado

A análise do *gameplay* geral consiste em um outro formulário que todos os participantes responderam ao final do jogo. Os tópicos abordados dizem respeito a auto percepção sobre como cada participante desempenhou ao longo do jogo, como percebeu a dificuldade do jogos e também sobre como foi a experiência em jogar o jogo. O resultado dos dados coletados por meio deste último formulário são os seguintes:

- Acerca do desempenho dos participantes, em uma escala de 1 a 5, onde 1 é referente a um desempenho muito baixo e 5 a um desempenho muito alto. Utilizando o algoritmo DSA, 11,4% consideraram o desempenho baixo (nota 2), 17,6% desempenho médio (nota 3), 47% desempenho alto (nota 4) e 24% desempenho muito alto (nota 5). Para o algoritmo RTA 30% considerou seu desempenho baixo, 17,6% desempenho médio, 41% desempenho alto e 11,4% desempenho muito alto;
- Sobre a dificuldade do jogo ser apropriada, também seguindo a mesma lógica escala de 1 a 5, no qual 1 é discordo plenamente e 5 sendo concordo plenamente, temos que para o algoritmo DSA 11,76% discordam plenamente, 11,76% discordam parcialmente, 11,76% não discordam e nem concordam, 29,41% concordam parcialmente e 35,29% do participantes concordam plenamente. Já para o algoritmo RTA 5,88% discordam plenamente, 11,76% discordam parcialmente, 23,53% não discordam e nem concordam, 47,07% concordam parcialmente e 11,76% do participantes concordam plenamente;
- Por último, acerca da experiência em jogar o jogo, em uma escala de 1 a 5, no qual a nota 1 é relacionada ao o participante não gostar da experiência e a nota

5 referente a gostar muito da experiência em jogar o jogo, obtivemos o resultado de que, no algoritmo DSA 11,76% dos participantes relataram nota 1, 11,76% nota 2, 0% nota 3, 11,76% nota 4 e 64,71% dos participantes deram a nota 5. E no algoritmo RTA 0% dos participantes relataram nota 1, 17,65% nota 2, 11,76% nota 3, 47,06% nota 4 e por fim, 23,53% dos participantes deram a nota 5.

V. CONCLUSÃO

Dando continuidade ao estudo iniciado por Oliveira [10], este trabalho teve como objetivo uma análise comparativa entre os algoritmos RTA e DSA para ADDs com foco na realização de experimentos práticos com jogadores. Mais precisamente, foram conduzidos experimentos com 60 participantes com o jogo *Asteroids*. O grupo foi dividido aleatoriamente em 3 subgrupos, sendo um com o emprego de ADD baseado no algoritmo RTA, outro com o ADD baseado no algoritmo DSA e o terceiro sem ADD.

Com base nos dados dos 60 participantes e das análises realizadas, verificou-se que o ADD baseado no algoritmo DSA teve um resultado mais satisfatório se comparado ao ADD baseado em RTA. Os gráficos das Figura 6 e Figura 7 mostraram que o ajuste por DSA realizou um número significativamente maior de ajustes, proporcionando um balanceamento mais adequado do jogo.

Outro ponto em relação as alterações feitas pelo algoritmo DSA, é de que existe uma quantidade decrescente de ajustes, ou seja, para os primeiros níveis o algoritmo acabou ajustando mais a velocidade dos asteroides. Em contrapartida, o algoritmo RTA apresentou uma quantidade muito inferior de alterações na velocidade dos asteroides, e com isso, tanto a dificuldade do jogo quanto a duração por nível acabou sendo um pouco maior em comparação ao DSA.

Portanto pode-se concluir que o algoritmo DSA desempenhou melhor nos testes aplicados para este trabalho. Isso acontece, principalmente, pelo algoritmo DSA conseguir detectar mais adequadamente o nível de excitação do jogador e, assim, realizar os ajustes necessários, além de possuir um comportamento convergente na quantidade de ajustes a cada nível, já que consegue se adaptar melhor ao perfil de cada jogador. O algoritmo RTA utilizando os limiares propostos por Oliveira [10] apresentou inconsistências nos ajustes e alterou a dificuldade de forma irregular para alguns níveis do jogo, ao passo que o *gameplay* dos participantes que testaram o ADD baseado no algoritmo de DSA apresentou-se mais consistente durante todos os níveis.

VI. TRABALHOS FUTUROS

Mesmo com o foco do estudo voltado para uma quantidade significativa de testes, não foi possível realizar os experimentos com o número de pessoas inicialmente desejado, devido aos tempos de pandemia no qual este estudo se encontra. A situação atual acabou impossibilitando a adesão de mais pessoas, pois ainda o avanço da campanha de vacinação da Covid 19 não estava tão adiantada durante o período de

realização dos experimentos. Embora a quantidade de níveis tenha sido aumentada, ainda assim não foi o suficiente, pois não foi possível manter os participantes dentro da sala de coleta por muito tempo.

A seguir são elencados vários trabalhos futuros que podem ser realizados a partir do presente estudo.

- O estudo dos algoritmos em análise neste trabalho foi somente para o jogo *Asteroids*, uma vez que o objetivo era dar continuidade na investigação iniciada por Oliveira [10]. Assim, como um possível trabalho futuro sugere-se investigar a aplicação dos ADDs em outros jogos, tanto do mesmo estilo 2D para verificar se o comportamento dos algoritmos é semelhante, ou até mesmo realizar uma análise em jogos de outros gêneros, como jogos de tiro 3D, FPS, MOBA, etc.
- Um ponto que poderia ser considerado como trabalho futuro é a adaptação do setup proposto por Oliveira [10] para o algoritmo RTA, pois o intervalo de alteração do algoritmo fez com que não obtivesse resultados desejados para o mesmo, fazendo com que a quantidade de ajustes em relação ao DSA fosse muito menor.
- Como o principal objetivo deste estudo foi de conduzir o maior número possível de experimentos com usuários, não foi investigado profundamente a relação da quantidade de alterações propostas pelos algoritmos com a zona respectiva, ou seja, se os algoritmos possuem comportamento diferente com base em jogadores na zona *low* em comparação com a zona *high*.
- Outra possibilidade de investigação futura diz respeito a efetividade dos algoritmos para diferentes configurações do jogo, pois nesse estudo, todos os jogadores tiveram a condição de teste com 1000 instâncias de asteroides, não permitindo a análise do comportamento caso tivesse menos ou mais asteroides.
- Condução de uma análise sobre o tempo no qual os algoritmos executaram os ajustes, pois com isso é possível verificar a existência ou não de um padrão de alteração por parte dos algoritmos testados, assim como se o tempo de ajuste é de fato relevante para a classificação do algoritmo.
- Estudo sobre o tipo do ajuste realizado (aumento ou redução da velocidade) por nível, de modo a verificar se os algoritmos possuem uma tendência de aumento de velocidade nos níveis iniciais e uma diminuição da velocidade nos níveis finais, fazendo com que possamos verificar se de fato o algoritmo atende as expectativas ou não.

REFERÊNCIAS

- [1] Russell, James: "A circumplex model of affect". *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6):1161–1178, ISSN 1939-1315 (ELECTRONIC), 0022-3514 (PRINT), 1980
- [2] Fernandes, Matheus V.: "Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos digitais: um estudo de caso comparativo entre os modelos afetivo e baseado em desempenho". 2019. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Engenharia da Computação)—Universidade de Brasília, Brasília, 2019
- [3] Lindsley, Donald B.: "Emotion. In S. S. Stevens (Ed.) *Handbook of experimental psychology* (pp. 473–516)", volume 1. Wiley, 1951
- [4] Lang, Peter J.: "The emotion probe: Studies of motivation and attention". *American Psychologist*, 50(5):372–385, ISSN 1935-990X (ELECTRONIC), 0003-066X (PRINT), 1995
- [5] Braithwaite, Jason J.; Watson, Derrick G.; Jones, Robert; Rowe, Mickey : "A guide for analysing electrodermal activity (eda) and skin conductance responses (scrs) for psychological experiments". *Psychophysiology*, 49(1):1017–1034, 2013
- [6] Dawson, Michael E.: "The Electrodermal System. In J. T. Cacioppo, L. G. Tassinary, and G. B. Bernston, (Eds) *Handbook of Psychophysiology* (2nd Ed), 200–223", Volume 1. Cambridge Press, Cambridge., 2001
- [7] Imre, Daniel: "Real-time analysis of skin conductance for affective dynamic difficulty adjustment in video games". 2016
- [8] Aguiar, João V. S.; Fernandes, Lucas V.: "Ajuste dinâmico de dificuldade em jogos a partir de variáveis do jogo e do usuário". 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação)—Universidade de Brasília, Brasília, 2017
- [9] Rosa, Marcos P. C.: "Ajuste dinâmico de dificuldade híbrido em um jogo do gênero plataforma". 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação)—Universidade de Brasília, Brasília, 2019
- [10] Oliveira, Rennê R. A.: "Análise de diferentes algoritmos de ajuste dinâmico de dificuldade que utilizam dados de atividade eletrodérmica em jogos digitais". 2021. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Engenharia da Computação)—Universidade de Brasília, Brasília, 2021
- [11] Fairclough, Stephen H.; Gilleade Kiel: "Advances in physiological computing". ISBN 978-1-4471-6391-6., 2014
- [12] Leiner, Dominik J.; Fahr, Andreas; Früh, Hannah: "Eda positive change: A simple algorithm for electrodermal activity to measure general audience arousal during media exposure". *Communication Methods and Measures*, 6:237–250, 2012
- [13] Dawson, Michael; Schell, Anne; Fillion, Diane.: "The electrodermal system". 2007
- [14] Hunnicke, Robin.: "The case for dynamic difficulty adjustment in games." *ACM International Conference Proceeding Series*. 265. 429-433. 2005