

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL ADAPTATIVA
PARA AJUSTE DINÂMICO DE DIFICULDADE
EM JOGOS DIGITAIS**

MIRNA PAULA SILVA

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL ADAPTATIVA
PARA AJUSTE DINÂMICO DE DIFICULDADE
EM JOGOS DIGITAIS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

ORIENTADOR: LUIZ CHAIMOWICZ

Belo Horizonte
Dezembro de 2015

© 2015, Mirna Paula Silva.
Todos os direitos reservados.

Silva, Mirna Paula

S586i Inteligência Artificial Adaptativa para Ajuste
Dinâmico de Dificuldade em Jogos Digitais / Mirna
Paula Silva. — Belo Horizonte, 2015
xxiii, 75 f. : il. ; 29cm

Dissertação (mestrado) — Universidade Federal de
Minas Gerais

Orientador: Luiz Chaimowicz

1. Computação — Teses. 2. Inteligência artificial —
Teses. 3. Jogos eletrônicos — Teses. I. Orientador.
II. Título.

CDU 519.6*82(043)



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

FOLHA DE APROVAÇÃO

Inteligência artificial adaptativa para ajuste dinâmico de dificuldade
em jogos digitais

MIRNA PAULA SILVA

Dissertação defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Senhores:

PROF. LUIZ CHAIMOWICZ - Orientador
Departamento de Ciência da Computação - UFMG

PROF. GEBER LISBOA RAMALHO
Centro de Informática - UFPE

PROF. RENATO ANTÔNIO CELSO FERREIRA
Departamento de Ciência da Computação - UFMG

Belo Horizonte, 03 de dezembro de 2015.

Para meus grandes amores: mãe, pai, rimãozinho e mô.

Agradecimentos

Ufa! Acabou! Finalmente a sensação de dever cumprido! Esse mestrado foi uma fase muito mais difícil do que eu imaginava, não por sua dificuldade em si (porque isso eu já sabia), mas pelos inúmeros problemas pessoais e motivacionais que enfrentei ao longo do caminho. Pensei em desistir diversas vezes e se não fosse pela minha família incrível, que sempre me apoiou em todas as minhas decisões, eu não teria conseguido colocar um ponto final nesse mestrado. Mãe, pai, “rimãzinho” e vovózinha, obrigada pelo carinho imenso e apoio incondicional. Essa vitória também é de vocês que sofreram junto comigo ao longo de toda essa caminhada. Obrigada por tudo.

Agradeço também ao Thiago, meu grande amor. Obrigada por estar sempre ao meu lado, me apoiando, me incentivando e cuidando de mim. Obrigada por acreditar e sempre me mostrar o melhor que tenho a oferecer. Você apareceu na minha vida de modo inesperado e desde então tem feito meus dias cada vez melhores e mais felizes. Obrigada pelo seu amor. Aproveitando, agradeço aos meus queridos sogros, Juninha e Toninho! Obrigada por me acolherem como filha e por me mandarem ir estudar sempre que eu estava próxima dos meus prazos.

Nem tudo ao longo dessa caminhada foi “dor e sofrimento”, fiz novos amigos e fortaleci laços com antigos amigos. Obrigada a Carol, Diovane, Rafaela e Victor. Vocês de alguma forma deixaram meus dias mais divertidos! Agradeço as risadas, apoio, companheirismo e amizade! Obrigada pelos ombros amigos nos momentos de tristeza e palavras motivacionais nos momentos de desespero. *You guys are f*cking awesome!*

Por fim, porém não menos importante, agradeço ao Professor Luiz Chaimowicz pela excelente orientação e dedicação ao longo desses 3 anos de mestrado. Sempre muito tranquilo e compreensivo, agradeço imensamente pelo incentivo, conselhos e todo o conhecimento que me transferiu ao longo dos estudos. Graças a sua orientação, ficamos entre os “*Best Papers*” da Trilha de Computação do SBGames 2015! *Yes!*

Muito obrigada a todos que diretamente ou indiretamente contribuíram para o sucesso deste trabalho! E agora o tão esperado: meu último ponto final.

*“Fairy tales are more than true: not because they tell us that dragons exist,
but because they tell us that dragons can be beaten.”*

(G.K. Chesterson from *Coraline* by Neil Gaiman)

Resumo

O Ajuste Dinâmico de Dificuldade (DDA) consiste em uma alternativa para o balanceamento estático de dificuldade realizado nos jogos digitais. O DDA é feito durante a execução da partida, acompanhando o desempenho do jogador e ajustando o jogo para que este apresente desafios adequados ao jogador. Esta abordagem tem se mostrado apropriada para aumentar o entretenimento do jogador, uma vez que ela proporciona desafios equilibrados, evitando tédio e/ou frustração durante o jogo. Assim, este trabalho tem como objetivo apresentar um mecanismo que realize o ajuste dinâmico de dificuldade durante uma partida de um jogo MOBA. A ideia principal dessa abordagem é alternar dinamicamente o agente de Inteligência Artificial (IA) do jogo, adaptando-o as habilidades do jogador para que o jogo se apresente menos frustrante para o mesmo. Para que isso fosse possível, foram implementados três agentes diferentes para simular o comportamento de jogadores: iniciante, intermediário e experiente no jogo DEFENSE OF THE ANCIENT (DOTA). Foram realizados uma série de experimentos comparando dois jogadores controlados por diferentes agentes, depois de analisar todos os resultados, o mecanismo apresentado foi capaz de se manter adequado às habilidades do jogador simulado em 85% dos testes. Os 15% restantes não conseguiram atender as necessidades do jogador simulado porque o ajuste não ocorreu no momento certo. Em seguida, testes com usuários foram realizados com o objetivo de avaliar qualitativamente o mecanismo. Podemos concluir que ele se comportou como esperado, mostrando-se capaz de oferecer um adversário consistente para jogadores iniciantes e intermediários. Para jogadores experientes o agente adaptativo apresentou-se não muito desafiador devido a falta de comportamentos estratégicos mais complexos. Porém, em contraste a essa incompatibilidade, todos os usuários informaram que se sentiram desafiados e motivados a cumprir o objetivo do jogo, sem se sentir ansioso ou aborrecido durante o mesmo.

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Jogos Digitais, Ajuste Dinâmico de Dificuldade, Balanceamento de Dificuldade, Jogos MOBA.

Abstract

Dynamic Difficulty Adjustment (DDA) consists in an alternative to the static game balancing performed in game design. DDA is done during execution, tracking the player's performance and adjusting the game to present proper challenges to the player. This approach seems appropriate to increase the player entertainment, since it provides balanced challenges, avoiding boredom and/or frustration during gameplay. Therefore, this paper presents a mechanism to perform the dynamic difficulty adjustment during a match of a MOBA game. The idea is to dynamically change the game Artificial Intelligence (AI), adapting it to the player skills in order to make the player's experience less frustrating. We implemented three different AIs to match player behaviors: beginner, regular and expert in the game DEFENSE OF THE ANCIENT (DOTA), a modification (MOD) of the game WARCRAFT III. We performed a series of experiments with AI versus AI and, after comparing all results, the presented mechanism was able to keep up with the simulated player's abilities on 85% of all experiments. The remaining 15% failed to suit the simulated player's need because the adjustment did not occur on the right moment. Thereafter, user tests were performed aiming to qualitatively evaluate the mechanism. We can conclude that it behaved as expected, being able to offer a consistent opponent for beginner and intermediate players. For expert players the adaptive AI presented itself not very challenging due to the lack of a more complex strategical behavior. But in contrast to this incompatibility, all users have informed to feel challenged and motivated to fulfill the goal of the game, without feeling anxious or bored during the match.

Keywords: Artificial Intelligence, Digital Games, Dynamic Difficulty Adjustment, Dynamic Difficulty Balance, MOBA games.

Lista de Figuras

2.1	Gráfico do canal de fluxo desenvolvido por Csikszentmihalyi [1991].	9
3.1	Mapa geral de jogos MOBA.	19
3.2	Visão geral do mapa do jogo DotA.	20
3.3	Visão geral do posicionamento das construções no mapa do jogo DotA. . .	21
3.4	Torres dos times <i>Sentinel</i> e <i>Scourge</i>	21
3.5	<i>Ancients</i> e suas duas torres de defesa.	22
3.6	Fontes de recuperação de vida dos times <i>Sentinel</i> e <i>Scourge</i>	22
3.7	Personagens não jogáveis dos times <i>Sentinel</i> e <i>Scourge</i>	23
3.8	Captura da tela durante a utilização do <i>world editor</i>	25
3.9	Captura da tela durante uma batalha entre times no jogo MOBA <i>Dota2</i> . .	27
4.1	A verificação realizada pelo mecanismo de ajuste de dificuldade.	34
4.2	Captura da tela do jogo onde o herói é focalizado.	37
4.3	Visão de topo do mapa antes (a) e depois (b) do reposicionamento do time <i>Scourge</i>	38
4.4	Fluxograma do comportamento do agente no modo fácil.	39
4.5	Fluxograma do comportamento do agente no modo médio.	40
4.6	Fluxograma do comportamento do agente no modo difícil.	42
5.1	Gráfico com valores de <i>baseline</i> obtidos em uma partida com agentes de dificuldades estáticas.	45
5.2	Gráfico com a performance acumulativa dos jogadores (P).	45
5.3	Gráfico com as performances (P') dos jogadores Fácil e Dinâmico durante uma das partidas.	48
5.4	Gráfico do ajuste de dificuldade sendo realizado pelo mecanismo durante uma partida do Fácil contra Dinâmico.	48
5.5	Gráfico com as performances (P') dos jogadores Médio e Dinâmico durante uma das partidas.	49

5.6	Gráfico do ajuste de dificuldade sendo realizado pelo mecanismo durante uma partida do jogador Médio contra Dinâmico.	49
5.7	Gráfico com as performances (P') dos jogadores Difícil e Dinâmico durante uma das partidas.	51
5.8	Gráfico do ajuste de dificuldade sendo realizado pelo mecanismo durante uma partida do jogador Difícil contra Dinâmico.	51
5.9	Os gêneros de jogos mais populares entre os voluntários.	55
5.10	Os dispositivos mais populares entre os voluntários.	55
5.11	Afirmativas que abordam aspectos relacionados a imersão do jogador durante a partida.	56
5.12	Afirmativas que abordam o desafio do jogo fornecido pelo agente durante a partida.	57
5.13	Afirmativas que abordam o divertimento do jogador durante a partida.	58
A.1	Formulário de consentimento preenchido pelos participantes antes de se iniciar os testes.	63
A.2	Questionário pré-teste.	64
A.3	Continuação do questionário pré-teste.	65
A.4	Questionário pós-teste: Questões sobre a imersão no jogo.	66
A.5	Questionário pós-teste: Questões sobre o nível de desafio do jogo.	67
A.6	Questionário pós-teste: Questões sobre a habilidade/competência do jogador durante o jogo.	68
A.7	Questionário pós-teste: Questões sobre o divertimento do jogador durante o jogo.	69
A.8	Questionário pós-teste: Questões sobre o nível do adversário e as percepções durante o jogo.	70

Lista de Tabelas

4.1	Resumo das estratégias implementadas para cada dificuldade.	32
5.1	Resultados das partidas de validação das do agente de IA dinâmicos. . . .	44
5.2	Resultado final das partidas executadas nos experimentos.	52

Sumário

Agradecimentos	ix
Resumo	xiii
Abstract	xv
Lista de Figuras	xvii
Lista de Tabelas	xix
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos	3
1.3 Contribuições	4
1.4 Organização	4
2 Balanceamento Dinâmico de Dificuldade	7
2.1 Aspectos Envolvidos na Percepção de Dificuldade	7
2.2 Medição do Nível de Dificuldade	10
2.3 Aspectos Balanceáveis	11
2.3.1 Ajuste de Parâmetros	12
2.3.2 <i>Level Design</i>	12
2.3.3 Inteligência Artificial	13
2.3.4 Discussão	15
3 Defense of the Ancients	17
3.1 Jogabilidade	18
3.2 Mapa	18
3.3 Construções	20
3.4 Personagens Não Jogáveis (NPCs)	22

3.5	Modos de Jogo	23
3.6	<i>Warcraft III World Editor</i>	25
3.7	Desafios de se Desenvolver um Agente MOBA	26
4	Metodologia	29
4.1	Agente de Inteligência Artificial	29
4.1.1	Modo Fácil	30
4.1.2	Modo Médio	30
4.1.3	Modo Difícil	31
4.2	Processo de Avaliação da Dificuldade do Jogo	31
4.2.1	Características do jogo	32
4.2.2	Processo de Avaliação da Dificuldade	33
4.3	Mecanismo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade	34
4.4	Integração com o jogo DotA	36
4.4.1	Adaptações do jogo	36
4.4.2	Mapa	36
4.4.3	Implementação dos Agentes	38
4.4.4	Manipulação dos Dados Coletados	40
5	Experimentos e Resultados	43
5.1	Validação dos Agentes	43
5.2	<i>Baseline</i>	44
5.3	Testes de Agente contra Agente	46
5.3.1	Agente Fácil x Agente Dinâmico	47
5.3.2	Agente Médio x Agente Dinâmico	48
5.3.3	Agente Difícil x Agente Dinâmico	50
5.3.4	Discussão	52
5.4	Testes de Agente contra Usuários	53
5.4.1	Questionários	54
5.4.2	Resultados dos Questionários	54
5.4.3	Discussão	59
6	Conclusões e Trabalhos Futuros	61
6.1	Conclusões	61
6.2	Trabalhos Futuros	62
A	Questionários dos Testes com Usuário	63

Capítulo 1

Introdução

Os jogos digitais integram a maior indústria de entretenimento a nível mundial, gerando receitas maiores que a indústria cinematográfica e a da música [Thompson et al., 2015]. Por serem considerados grandes fontes de entretenimento [Nareyek, 2004], a indústria de jogos tem realizado investimentos cada vez maiores no desenvolvimento, fazendo uma combinação de elementos gráficos, histórias envolventes e inteligência artificial (IA) que os aproximam cada vez mais da realidade [Machado et al., 2011b; Smith et al., 2011a].

O desenvolvimento de jogos realísticos colabora para o aumento da imersão de seus jogadores, ampliando os níveis de satisfação dos mesmos [Bowman & McMahan, 2007]. No entanto, essa não é a única forma de deixá-los mais atrativos. De acordo com Yannakakis [2008], os fatores psicológicos do jogador influenciam diretamente sobre essa atratividade, tornando necessário mantê-lo constantemente interessado no jogo para que este seja divertido. Uma forma de motivar o interesse do jogador é manter os desafios do jogo compatíveis com suas habilidades [de Araujo & Feijó, 2013]. Essa adaptação do jogo pode ser realizada por meio do ajuste dinâmico de dificuldade (DDA).

Níveis de dificuldade são considerados relativamente estáticos, o que pode resultar em incoerências entre as habilidades do jogador e os desafios do jogo [Hunicke, 2005]. Desse modo, os jogadores tendem a vivenciar situações de frustração (caso o jogo esteja muito difícil) ou situações de tédio (caso o jogo esteja muito fácil). O ajuste dinâmico de dificuldade consiste em uma alternativa para a definição do nível de dificuldade do jogo. Esse ajuste é realizado dinamicamente, adequando-se à evolução das habilidades de um determinado jogador durante a execução o jogo [Jennings-Teats et al., 2010]. Nas seções a seguir, será apresentada a motivação para a realização deste trabalho, os objetivos propostos, as contribuições e a organização deste trabalho.

1.1 Motivação

Durante muitos anos a indústria de jogos investiu principalmente em elementos de computação gráfica, almejando aumentar o nível de imersão de seus jogos. Porém, com os avanços arquiteturais dos consoles e com uma crescente demanda de jogos cada vez mais realísticos, é possível observar uma maior preocupação da indústria com a inteligência artificial de seus jogos [Machado et al., 2011a; Smith et al., 2011b].

Para que os jogos alcancem um alto nível de entretenimento, é necessário que seus jogadores se sintam imersos nesse ambiente digital. Uma das melhores formas de se obter isso é com a geração de situações desafiadoras que instiguem o jogador e o façam querer continuar jogando [Machado et al., 2011c]. Gerar situações desafiadoras para os jogadores é um assunto que tem ganhado a atenção da comunidade acadêmica [Machado et al., 2011b], uma vez que jogadores de diferentes perfis e preferências tendem a discordar sobre os mesmos aspectos de jogabilidade e dificuldade. Conhecer o perfil dos seus jogadores é um aspecto importante durante o desenvolvimento de um jogo, e realizar esse estudo é uma maneira de tentar garantir que o jogo agrade o seu público alvo [Bartle, 2004].

No entanto, nem sempre essa generalização de público é confiável. Jogadores podem possuir perfis semelhantes, no entanto, suas habilidades podem não ser as mesmas. Desse modo, um único jogo pode não agradar jogadores com habilidades e preferências distintas. Enquanto um jogador joga as fases mais avançadas de um jogo com facilidade, outro pode estar com dificuldade ainda nas fases iniciais. Esse tipo de situação exige que a dificuldade do jogo seja ajustada dinamicamente, de acordo com cada jogador. Assim, estuda-se maneiras de adaptar o jogo automaticamente, levando em consideração aspectos do jogador, como por exemplo, seu conhecimento, suas preferências, suas habilidades, sua satisfação durante o jogo, entre outros.

Alguns estudos já foram realizados sobre o ajuste dinâmico de dificuldade [Stanley et al., 2005; Hunicke, 2005; Spronck et al., 2006; Togelius et al., 2007; Bakkes et al., 2009; Missura & Gärtner, 2009; Jennings-Teats et al., 2010; Wheat et al., 2015], no entanto, essa é uma área ainda muito promissora, já que o conceito de dificuldade ainda é muito subjetivo. Alguns estudos relacionam o conceito de dificuldade ao reconhecimento de emoções, onde é possível identificar os momentos em que a pessoa está lidando com alguma dificuldade quando são detectados sinais fisiológicos de ansiedade e concentração [Chanel et al., 2008]. No entanto, as abordagens mais utilizadas pela indústria se baseiam em máquinas de estados, métricas e heurísticas de medição que definem quando e como a dificuldade deve ser balanceada [Andrade et al., 2005; Demasi & Adriano, 2003].

Embora existem diversos gêneros de jogos nos quais utilizam mecanismos de ajuste dinâmico de dificuldade, alguns ainda são pouco explorados por essa abordagem, como por exemplo os jogos MOBA. O MOBA (*Multiplayer Online Battle Arena*), ou ARTS (*Action Real-Time Strategy*), é um subgênero de jogos de estratégia em tempo real (RTS). No entanto, diferentemente de jogos RTS tradicionais, esses jogos não possuem elementos como gerência de base, coleta de recursos e criação de exército, focando a ação do jogador em um único personagem chamado herói ou campeão. Além disso, os jogos MOBA estão se tornando cada vez mais populares, chegando a contabilizar cerca de 30% do *gameplay* online¹. Outro fator motivacional para a realização deste trabalho é que os jogos MOBA (ou ARTS), tendem a apresentar um baixo nível de imersão aos seus jogadores, além de oferecer menos autonomia, mais frustração e mais desafios [Johnson et al., 2015]. Esses fatores são resultantes de sua própria jogabilidade, onde o foco é a competição entre jogadores e as tomadas de decisões são relativamente mais restritas. De modo análogo, os altos níveis de frustração vivenciados podem estar relacionados à maneira como o jogador lida com o desempenho dos outros participantes, uma vez que o foco desses jogos é a competição e cooperação entre jogadores. Diante dessas características, a aplicação de um mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade se torna uma alternativa viável e adequada para tentar minimizar as frustrações vivenciadas pelos jogadores de MOBA.

1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo apresentar um mecanismo de para realizar o ajuste dinâmico de dificuldade durante a execução de um jogo do gênero MOBA, de forma a torná-lo mais atrativo e menos frustrante para os jogadores. Para atingir este objetivo, foi identificado empiricamente o comportamento de três tipos diferentes de jogador (iniciante, médio e experiente) e em seguida, desenvolveu-se técnicas de inteligência artificial para simular o comportamento de cada um deles. A ideia principal deste trabalho é apresentar um adversário que seja suficientemente desafiador para o jogador, sem se tornar muito fácil ou muito difícil. Para isso, foi estabelecido um processo de avaliação para indicar, durante o jogo, os momentos em que o jogador está progredindo/regredindo em sua performance. A partir disso, desenvolveu-se um mecanismo de ajuste dinâmico que modifica o nível de dificuldade de um agente de inteligência artificial de acordo com a performance do jogador a fim de evitar momentos de desbalanceamento. O agente só é modificado caso o mecanismo detecte que é necessário

¹<http://goo.gl/zgKjJL>

realizar o ajuste em determinado momento.

Além disso, este trabalho tem como objetivo secundário trabalhar com jogos MOBA, dado que esse tipo de jogo tende a apresentar um baixo nível de imersão aos seus jogadores, oferecendo mais frustração e mais desafios. Também, por ser um jogo de alta competitividade, os jogadores iniciantes têm uma maior dificuldade em se adaptar ao ritmo do jogo, chegando ao ponto de serem expulsos das partidas por jogadores mais experientes.

Desse modo, o jogo selecionado como *test-bed* para as implementações deste trabalho é o jogo MOBA: DEFENSE OF THE ANCIENT (DotA). Nesse jogo, o jogador controla apenas uma unidade denominada herói e o seu objetivo é destruir a construção principal localizada na base inimiga.

1.3 Contribuições

Acredita-se que este trabalho resultou em uma importante contribuição ao unir o tema ajuste dinâmico de dificuldade aos jogos MOBA. Esses jogos possuem uma crescente popularidade, e uma vasta gama de aspectos a serem estudados, no entanto ainda existem poucos trabalhos acadêmicos que os abordam.

Outra contribuição é o auxílio que o mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade proporciona aos jogadores iniciantes. Por meio desse, os jogadores passam a conhecer e a se ambientar melhor no jogo DotA, enfrentando inimigos de inteligência artificial competitivos, sem se tornarem frustrantes, permitindo uma curva de aprendizado. Assim, essas partidas com ajuste dinâmico de dificuldade auxiliam os jogadores a praticarem e se prepararem para enfrentar adversários humanos mais experientes.

Por fim, este trabalho também resultou na publicação do artigo científico “*Dynamic Difficulty Adjustment Through an Adaptive AI*” no XIV Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames 2015) [Silva et al., 2015], sendo agraciado com o terceiro lugar entre os *Best Papers* da Trilha de Computação do simpósio. Nesse artigo foram abordados os temas aqui tratados e os experimentos apresentados se encontraram em fases iniciais, sendo este trabalho uma extensão mais aprofundada do mencionado artigo.

1.4 Organização

Esta dissertação encontra-se dividida em 6 capítulos. O Capítulo 2 traz a revisão bibliográfica desse trabalho, tendo como tema principal o balanceamento dinâmico de

níveis de dificuldade. No Capítulo 3 é apresentada uma introdução ao jogo DEFENSE OF THE ANCIENT e as dificuldades de se implementar um agente em jogos MOBA. O Capítulo 4 possui a descrição da metodologia utilizada para atingir o objetivo proposto. No Capítulo 5 temos os experimentos realizados neste trabalho e uma discussão sobre os resultados obtidos. Por fim, no Capítulo 6 é apresentada a conclusão deste trabalho e os trabalhos futuros.

Capítulo 2

Balanceamento Dinâmico de Dificuldade

O balanceamento de dificuldade, ou ajuste de dificuldade, consiste em alterar parâmetros, cenários e/ou comportamentos do jogo visando evitar que o jogador se sinta frustrado com um jogo muito difícil, ou fique entediado com um jogo muito fácil [Koster, 2010]. De acordo com Mateas [2002] e Hunicke [2005], utilizando os algoritmos corretos, é possível ajustar diversos fatores, desde a estrutura da narrativa de um jogo, até o *layout* físico dos mapas e fases, enquanto o jogo está sendo jogado. Isso faz com que seja possível adaptar dinamicamente o jogo ao seu jogador. No entanto, antes de realizar essa adaptação, é necessário entender qual é o conceito que o termo dificuldade engloba e em que consiste o ajuste dinâmico de dificuldade.

Ao longo deste capítulo serão abordados temas relacionados ao balanceamento dinâmico de dificuldade. Dentre esses temas, tem-se: a definição conceitual do termo “dificuldade”, a medição do nível de dificuldade, os requisitos básicos para a realização do balanceamento e as técnicas mais utilizadas no ajuste dinâmico de dificuldade. Esses temas serão explorados a seguir.

2.1 Aspectos Envolvidos na Percepção de Dificuldade

A definição de dificuldade é subjetiva e diversos aspectos podem ser levados em consideração para avaliá-la e medi-la. Por exemplo, pode-se considerar características de *level design* [Bartle, 2004], quantidade de recursos e inimigos [Hunicke, 2005], total de vitórias e derrotas, entre outros. No entanto, o ajuste de dificuldade não é tão simples quanto disponibilizar itens que recuperem a saúde/vida do jogador quando ele estiver enfrentando uma situação qualquer. Este é um problema que envolve estimar quando

e como intervir, já que manter o jogador desafiado e interessado é uma tarefa complexa em contextos iterativos [Hunicke, 2005].

Uma extensa gama de tipos de tarefas e níveis de desafio pode ser encontrada nos jogos digitais. Por exemplo, tarefas que exigem destreza e sincronismo nos comandos (jogos em primeira pessoa), tarefas que demandam raciocínio lógico e resolução de problemas (jogos de quebra-cabeça), tarefas relacionadas ao planejamento estratégico (jogos de estratégia), entre outras [Klimmt et al., 2009]. De acordo com Klimmt et al. [2009], existem evidências de que completar tarefas e superar desafios está diretamente relacionado com os níveis de satisfação e diversão proporcionados pelo jogo. Yannakakis [2008] desenvolveu um estudo sobre as abordagens mais utilizadas para modelar a satisfação percebida por usuários durante sua interação com sistemas de entretenimento.

Para avaliar a satisfação do jogador é necessário observar seus estágios psicológicos durante o jogo, associando-os às abordagens psicológicas propostas por Malone [1981] e Csikszentmihalyi [1991]. Segundo Yannakakis [2008], grande parte das abordagens qualitativas propostas para modelar o entretenimento do jogador tendem a fundamentar-se nas definições conceituais propostas por Malone [1981] e Csikszentmihalyi [1991].

Durante a década de 80, Malone [1981] destacou a necessidade de uma motivação específica ao longo do jogo para que o mesmo fosse capaz de entreter o jogador. Os elementos necessários para alcançar essa motivação são: *fantasia*, *controle*, *desafio* e *curiosidade*. A utilização da *fantasia* como parte do universo do jogo pode aumentar a motivação do jogador, criando objetos, cenários ou situações nas quais o jogador pode explorar. O *controle* é a sensação que o jogador tem de estar inserido na parte controladora do jogo. Dada a natureza de interatividade dos jogos, todos eles fazem com que os jogadores sintam-se no controle da situação, variando apenas o nível de controle oferecido a eles. O elemento *desafio* propõe que o jogo deve possuir tarefas e/ou objetivos em um nível de dificuldade adequado, de modo que o jogador se sinta pressionado até o limite de suas capacidades. A incerteza de se conquistar tarefas e/ou objetivos gerados pela mecânica do jogo estimulam a motivação do jogador. Por fim, o elemento *curiosidade* sugere que as informações do jogo devem ser complexas e desconhecidas para encorajar a exploração e reorganização das mesmas pelo jogador. Os jogos devem procurar ter situações e/ou cenários paralelos ao enredo principal para estimular o jogador a explorar o desconhecido [Malone, 1981; Egenfeldt-Nielsen et al., 2013].

Já a abordagem qualitativa desenvolvida por Csikszentmihalyi [1991] é denominada *teoria do fluxo* ou *modelo de fluxo*. De acordo com o autor, fluxo é um estado mental de execução no qual a pessoa que está executando uma atividade está total-

mente imersa nela, sentindo-se focada, completamente envolvida e satisfeita durante o processo dessa atividade. Assim, esse modelo leva em consideração as etapas psicológicas que o jogador atinge ao jogar o jogo, de modo que o objetivo principal é controlar os níveis dos desafios para mantê-lo no canal de fluxo, evitando que ele atinja o estado psicológico em que o jogo é considerado muito fácil (entediante) ou muito difícil (frustrante). A Figura 2.1 exibe o gráfico do canal de fluxo [Csikszentmihalyi, 1991].



Figura 2.1. Gráfico do canal de fluxo desenvolvido por Csikszentmihalyi [1991].

O gráfico do canal de fluxo mostra como a dificuldade de uma tarefa influencia diretamente a percepção de quem está executando-a. O canal de fluxo tem como objetivo ilustrar que a dificuldade pode ser aumentada progressivamente, desde que exista um tempo hábil para que a pessoa aprenda ou aprimore suas habilidades para poder superar esta etapa [Csikszentmihalyi, 2000]. Assim, evita-se a frustração de situações muito difíceis ou o tédio resultante de situações muito fáceis. Posteriormente, Csikszentmihalyi & Nakamura [2010] foram além do canal de fluxo e estabeleceram que a proporção entre os desafios e habilidades deve ser cerca de 50/50, a fim de produzir experiências agradáveis.

Em contrapartida, existem estudos que questionam a proporção estabelecida entre desafios e habilidades e se essa relação pode ser realmente usada na medição do fluxo. Løvoll & Vittersø [2014], por exemplo, apresentam um trabalho com evidências empíricas que contestam essa ideia de que o fluxo é produzido quando os desafios e habilidades estão harmonizados. De acordo com os autores, a interação entre desafios e habilidades, considerando-as como variáveis independentes, não deu nenhum apoio a relação habilidades/desafios proposta por Csikszentmihalyi & Nakamura.

De modo geral, se conseguirmos equilibrar os elementos *fantasia*, *controle*, *desafio* e *curiosidade* propostos por Malone [1981], e em conjunto desenvolver progressivamente

a dificuldade dos desafios seguindo o *modelo de fluxo* proposto por Csikszentmihalyi [1991], é possível que o jogo resultante alcance altos níveis de entretenimento dados os elementos motivacionais mencionados. No entanto, apenas com esses elementos não é possível saber por completo se a dificuldade apresentada está compatível com os jogadores de diferentes habilidades. Assim, faz-se necessário a utilização de métodos de medição para definir quando e como a dificuldade deve ser balanceada.

2.2 Medição do Nível de Dificuldade

De acordo com Andrade et al. [2005], existem diversas abordagens para balancear o nível de dificuldade de um jogo de forma dinâmica. Porém, em todas elas é necessário medir, implicitamente ou explicitamente, o nível de dificuldade que o jogador está enfrentando em determinado momento. Definir o nível de dificuldade em que o jogador se encontra é importante para que o jogo avalie se é necessário aumentá-la ou diminuí-la. Essa medição pode ser realizada por funções heurísticas, dentre elas, avaliar a taxa de sucesso de tiros ou golpes, a quantidade de peças que foram conquistadas ou perdidas, o tempo de execução para completar a tarefa, ou qualquer outra métrica que seja utilizada para calcular a pontuação do jogador no jogo. Já os autores Demasi & Adriano [2003] desenvolveram uma função heurística denominada Função de Desafio, a qual é responsável por mapear o estado atual do jogo, dizendo o quão fácil ou difícil o jogador está achando o jogo em determinado momento.

Outra forma de medir o nível de dificuldade é por meio da avaliação de expressões corporais. Van Den Hoogen et al. [2008] mencionam que as expressões corporais de um jogador podem estar associadas às suas experiências durante o jogo. Ainda de acordo com os autores, evidências mostram que certos movimentos posturais, expressões faciais, movimentos oculares, pressão exercida sobre o mouse/teclado/controle, entre outros, podem indicar experiências como interesse, excitação, frustração e tédio. Para avaliar a experiência do jogador, os autores prepararam um ambiente de monitoramento, onde foram colocados sensores de pressão na cadeira e no mouse, e câmeras foram posicionadas para capturar movimentos e expressões faciais. Os resultados desse monitoramento sugerem que os comportamentos observados estão relacionados ao nível de excitação e ao nível de dominância sentida durante o jogo. Já os autores Nacke & Lindley [2008], além de utilizarem câmeras para captar as reações físicas, também utilizaram aparelhos de eletroencefalograma para captar as reações mentais dos jogadores durante uma partida de um jogo de tiro em primeira pessoa (*First-Person Shooter*). Os resultados obtidos durante o monitoramento dos jogadores foram embasados no modelo

de fluxo proposto por Csikszentmihalyi [1991], assim, os autores puderam observar se os jogadores seguiram o fluxo, se ficaram ansiosos ou se ficaram entediados durante o jogo.

Embora a medição explícita (com monitoramento externo) do nível de dificuldade possa trazer resultados mais precisos com relação à adequação da dificuldade do jogo ao jogador, ela se torna inviável para ser aplicada ao balanceamento dinâmico de dificuldade. Isso ocorre pois, além dos jogadores não possuírem toda a aparelhagem necessária em suas casas para realizar essa medição, utilizar esses equipamentos e saber que está sendo monitorado pode gerar uma sensação de desconforto para os jogadores. Já as abordagens implícitas (utilização de métricas e heurísticas) não necessitam de nenhum equipamento externo e por isso são as mais aplicadas pelos desenvolvedores de jogos. Além disso, as abordagens implícitas favorecem a condição de que o jogador não perceba que a dificuldade está sendo balanceada durante o andamento do jogo, o que pode ser um fator interessante para a imersão no jogo.

2.3 Aspectos Balanceáveis

De acordo com Andrade et al. [2005], o balanceamento dinâmico de dificuldade consiste em alterar parâmetros, cenários e/ou comportamentos durante o jogo de modo que o jogador se mantenha interessado em jogar do começo ao fim. Para que isso seja possível, esse processo de balanceamento dinâmico deve atender pelo menos três requisitos básicos. Primeiramente, o jogo deve identificar automaticamente o nível de habilidade que o jogador possui e se adaptar a ele o mais rápido possível. O segundo requisito consiste em acompanhar de perto as evoluções e regressões no desempenho do jogador, pois o jogo deve se manter sempre adequado a ele. E por fim, ao se adaptar, o comportamento do jogo deve se manter coerente ao estado anterior, já que a ideia principal desse processo é fazer com que o jogador não perceba que alterações na dificuldade estão sendo realizadas em tempo real.

O balanceamento dinâmico de dificuldade pode ser realizado por meio de diversas abordagens, desde que sejam respeitados os pré-requisitos mencionados anteriormente. Embora o objetivo principal de todas elas seja adequar o jogo ao seu jogador, essa tarefa pode ser realizada por meio de muitos artifícios, sejam eles adaptar certos parâmetros do jogo, ajustar a inteligência artificial dos *Non-Player Characters* (NPCs) ou até mesmo modificar fases e cenários do jogo enquanto ele ainda está sendo jogado (*level design*). Os aspectos balanceáveis mencionados serão descritos a seguir.

2.3.1 Ajuste de Parâmetros

Balancear dinamicamente um jogo por meio de ajuste de parâmetros básicos (ou *features*) consiste em realizar modificações na quantidade e tipo de recursos disponibilizados pelo jogo. Por exemplo, itens de saúde, vidas, armas, munições, NPCs inimigos, entre outros. Missura & Gärtner [2009]; Hunicke & Chapman [2004] desenvolveram mecanismos que controlam essas configurações do ambiente do jogo visando aumentar ou reduzir a dificuldade dos desafios propostos. Em suas respectivas abordagens, caso o jogo fique muito difícil, mais recursos começam a ser disponibilizados para o jogador. Do mesmo modo, caso o jogo fique muito fácil, surgem mais inimigos e a quantidade de recursos disponíveis é reduzida. Embora, essa abordagem seja efetiva, sua aplicação está restrita a jogos em que seja possível realizar essa manipulação dos parâmetros do ambiente [Andrade et al., 2005].

2.3.2 Level Design

Realizar o balanceamento dinâmico de dificuldade por meio de alterações no *level design* consiste em efetuar modificações físicas nas fases, mapas e/ou cenários do jogo enquanto ele está sendo jogado pelo jogador. Embora as técnicas focadas no ajuste de parâmetros básicos sejam as mais utilizadas, existem muitos jogos nos quais sua dificuldade está associada a aspectos de *level design*, o que os torna mais complexos de se ajustar dinamicamente [Jennings-Teats et al., 2010; Wheat et al., 2015].

Embora maioria das técnicas de balanceamento dinâmico de dificuldade tem se preocupado em adaptar e aprimorar a inteligência artificial dos *Non-Player Characters* (NPCs), é possível encontrar trabalhos que estão começando a explorar a adaptação dinâmica de fases, cenários, mapas e/ou mundos por meio de técnicas de algoritmos evolucionários [Lopes & Bidarra, 2011]. Togelius et al. [2007] propuseram uma abordagem de geração de fase em tempo real para um jogo de corrida. O principal objetivo dessa abordagem é gerar pistas de corrida nas quais o jogador se sinta envolvido, aumentando sua satisfação durante o jogo. Embora o foco ainda seja pistas de corrida 2D, os autores mostraram resultados promissores relacionados a utilização da modelagem de jogador para gerar um conteúdo adaptado de jogo. Já Jennings-Teats et al. [2010] desenvolveram uma abordagem denominada *Polymorph*. Essa abordagem emprega técnicas de geração de fase e aprendizado de máquina para compreender a dificuldade atual do jogo e as habilidades do jogador e em seguida, um jogo de plataforma 2D é construído dinamicamente, sempre mantendo o nível de dificuldade e desafio adequados ao jogador. Utilizando também jogos de plataforma 2D, Wheat et al. [2015] desenvolveram um algoritmo de geração procedural de *level* por meio de computação

evolucionária, onde agentes inteligentes foram introduzidos no ciclo evolutivo para jogar nos níveis gerados no lugar do jogador. Além disso, o comportamento dos agentes foram baseados em características de jogo de jogadores reais, o que providenciou meios mais práticos para avaliar e evoluir os níveis de jogos adaptados às habilidades de um jogador em particular.

A aplicação de máquinas de estados finitos é uma técnica que pode ser encontrada tanto na adaptação de *level design*, como no ajuste de parâmetros de jogo e também no aprimoramento de *Non-Player Characters* (NPCs) [Lopes & Bidarra, 2011]. Os autores Kazmi & Palmer [2010] apresentam um protótipo de ambiente adaptável para um jogo de tiro em primeira pessoa (*First-Person Shooter*). As ações do jogador são reconhecidas por meio de uma máquina de estados finitos, pela qual é extraído o nível de habilidade do jogador. Os mecanismos de adaptação tentam tornar o jogo mais difícil para jogadores identificados como especialistas e mais fácil para os iniciantes. Além disso, por meio de outras máquinas de estados finitos, os autores também implementaram outros tipos de adaptações no jogo. Por exemplo, a geometria do mapa, ajustes no comportamento dos NPCs, mecânica de armas, ofertas de itens de recursos para o jogador, entre outros. Ao implementar o mecanismo responsável por modificar dinamicamente a geometria do jogo, os autores concluíram que isso faz com que os jogadores tenham mais dificuldade em navegar no mapa com segurança, apresentando uma maior eficácia para balanceamento de dificuldade.

2.3.3 Inteligência Artificial

Ajustar dinamicamente a dificuldade de um jogo por meio de modificações de inteligência artificial consiste em desenvolver *Non-Player Characters* (NPCs) que possuam habilidades e/ou técnicas compatíveis com o jogador. Demasi & Adriano [2003] construíram agentes inteligentes aplicando algoritmos genéticos, de modo que eram mantidos vivos apenas os agentes que melhor se enquadravam ao nível do jogador. Modelos pré-definidos de agentes com boas funcionalidades em sua genética eram utilizados para auxiliar no aprendizado e na evolução, de modo que a evolução tende à favor do NPC. Porém, Andrade et al. [2005] ressaltam que ao utilizar modelos pré-definidos, o aprendizado dos agentes se torna restrito a esses modelos, colocando em risco a aplicação da técnica para jogadores mais qualificados ou com comportamento incomum durante o jogo. Outra desvantagem apresentada por essa técnica é que caso o jogador regreda com suas habilidades, o agente não é capaz de também regredir para igualar ao nível do jogador.

É comum encontrar nos jogos técnicas de aprendizado por reforço sendo utiliza-

das na adaptação e aperfeiçoamento de agentes de inteligência artificial ou *Non-Player Characters* (NPCs), de modo que os mesmos se mantenham compatíveis com as habilidades do jogador [Lopes & Bidarra, 2011]. Um exemplo disso, é o trabalho de Bakkes et al. [2009]. Os autores focaram na adaptação dos NPCs de um jogo de estratégia. Essa adaptação é realizada em tempo real, onde o NPC aprende com os próprios erros táticos e passa a agir de modo mais eficiente. Essa abordagem observa e coleta todo o conhecimento obtido ao longo do jogo e constrói uma compilação de soluções para problemas anteriores. Em seguida, essa compilação é comparada com observações de jogos anteriores, buscando comportamentos e situações que podem ser aperfeiçoadas.

Em algumas abordagens, os comportamentos dos *Non-Player Characters* (NPCs) costumam ser definidos por *scripts* estáticos, onde não importa quantas vezes o jogador encontre e explore as fraquezas do NPC, elas nunca são corrigidas. Assim, a aplicação de redes neurais artificiais na área de balanceamento de níveis de dificuldade é feita exatamente para evitar esse aspecto, auxiliando os NPCs a aperfeiçoarem seus comportamentos a fim de deixar o jogo mais interessante. Stanley et al. [2005] desenvolveram um método chamado *real-time NeuroEvolution of Augmenting Topologies* (rtNEAT), que é responsável por evoluir crescentemente redes neurais artificiais complexas em tempo real, durante a execução do jogo. Assim, o jogador treina o agente NPC durante uma série de exercícios de treinamento personalizados e o mesmo continua a evoluir durante as partidas seguintes. Os autores Olesen et al. [2008] também utilizaram a metodologia rtNEAT para treinar de forma *offline* os agentes controlados por redes neurais artificiais. No entanto, para que o comportamento dos agentes se mantivesse desafiador para os jogadores, foi desenvolvido uma fórmula empírica de medição de desafios, baseada na quantificação de todos os fatores desafiadores observados no jogo. Essa métrica é utilizada para auxiliar no equilíbrio do nível de desafio inserido no agente resultante da rtNEAT. Embora essa abordagem seja capaz de atingir níveis equivalentes à habilidade de um agente de inteligência artificial para jogos de *real-time strategy* (RTS), ela se mostrou mais indicada para jogos que incorporam uma maior interação entre o jogador e os oponentes, por exemplo, *first person shooter* (FPS), lutas ou jogos de ação 2D.

A utilização de *scripts* dinâmicos também é uma técnica muito comum para a adaptação da inteligência artificial dos jogos. A maneira tradicional de se implementar essas modificações é por meio da definição de regras de comportamento nas quais o agente deverá executar dada uma determinada situação. Os trabalhos de Spronck et al. [2004, 2006] implementam um conjunto de regras de comportamento que com o auxílio de *scripting* dinâmico são utilizadas para tornar o comportamento do NPC mais desafiador para o jogador. No entanto, de acordo com Andrade et al. [2005], utilizar

regras de comportamento é uma abordagem demorada e suscetível a erros, já que todas as regras devem ser desenvolvidas manualmente e nem todos os comportamentos são abordados pelo *script*.

2.3.4 Discussão

Seguindo a discussão proposta por Lopes & Bidarra [2011], as pesquisas atuais mostram que grande parte dos trabalhos propostos se preocupam, principalmente, em ajustar os níveis de dificuldade com base em modificações e aprimoramentos de inteligência artificial nos jogos. No entanto, recentemente alguns trabalhos têm focado na adaptabilidade dinâmica de fases, cenários, mapas e/ou mundos para balancear a dificuldade do jogo. Trabalhos como o de Kazmi & Palmer [2010] mostram que mesmo ao utilizar mecanismos simples de modificação estrutural do ambiente, pode-se obter altos impactos positivos no jogo. Essa abordagem deixa evidente o potencial que as pesquisas na área de adaptação dinâmica de *level design* têm para o balanceamento de dificuldade.

Embora seja uma área promissora, modificações de *level design* devem ser realizadas com cautela, pois caso tenham uma proporção muito grande (por exemplo, modificações no mundo do jogo) os desafios para se obter sucesso se tornam muito maiores. Afinal, é necessário manter uma coerência estrutural e comportamental para que o jogador não detecte que as modificações realizadas no jogo em tempo real. O mesmo se aplica para abordagens focadas na adaptação de NPCs e inteligência artificial.

Além disso, manter o desempenho e a escalabilidade do jogo ainda é um desafio importante no balanceamento dinâmico de dificuldade. Assim, recomenda-se estudar as técnicas que melhor se adequam aos objetivos do jogo e do balanceamento, para que esse tipo de adaptabilidade não prejudique a experiência do jogador.

Desse modo, temos que o objetivo deste trabalho é apresentar um mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade em um jogo MOBA visando torná-lo mais atrativo e menos frustrante para os jogadores. Optamos por escolher um mecanismo baseado na alteração do comportamento do agente, onde para isso, foram desenvolvidos três agentes com níveis de dificuldade distintos. Acredita-se que a partir da utilização desse mecanismo, jogadores iniciantes poderão aprimorar suas técnicas e estratégias ao enfrentar agentes adversários adequadamente competitivos, uma vez que esse mecanismo se baseia em métricas obtidas durante o jogo. Por fim, espera-se colaborar com a propagação de trabalhos acadêmicos utilizando jogos MOBA, uma vez que esse gênero de jogo além de ser um dos mais populares entre a comunidade de jogadores da atualidade, oferece uma vasta quantidade de tópicos que podem ser explorados.

Capítulo 3

Defense of the Ancients

Nos últimos anos, foi criado um subgênero de jogos de estratégia em tempo real (RTS), denominados MOBA (*Multiplayer Online Battle Arena*) ou ARTS (*Action Real-Time Strategy*) que obteve muito sucesso e hoje estão entre os gêneros mais jogados online. Diferentemente de jogos de estratégia em tempo real (RTS) tradicionais, esses jogos não possuem elementos como gerência de base, coleta de recursos e criação de exército, focando a ação do jogador em um único personagem chamado herói ou campeão. Essa característica é denominada de micro-gerenciamento e o objetivo principal do jogador passa a ser defender a sua base e destruir a construção principal do inimigo para derrotá-lo e vencer a partida.

De acordo com Johnson et al. [2015] e Kwak et al. [2015], os jogos MOBA, dentre eles o DEFENSE OF THE ANCIENTS, tendem a apresentar um baixo nível de imersão aos seus jogadores, além de oferecer menos autonomia, mais frustração e mais desafios. Esses fatores são resultantes da própria jogabilidade desses jogos, onde o foco é a competição entre jogadores e as tomadas de decisões são relativamente mais restritas. De modo semelhante, os altos níveis de frustração vivenciados podem estar relacionados à maneira como o jogador lida com o desempenho dos outros jogadores, uma vez que o foco desses jogos é a competição e cooperação entre jogadores. Diante dessas características, a aplicação de um mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade se torna uma alternativa viável e adequada para tentar minimizar as frustrações vivenciadas pelos jogadores. Desse forma, escolheu-se o jogo DEFENSE OF THE ANCIENTS (DotA) como *test-bed* deste trabalho.

O jogo DEFENSE OF THE ANCIENTS, também conhecido como DotA, foi desenvolvido a partir da adaptação (MOD) de um mapa do jogo WARCRAFT III: REIGN OF CHAOS. O jogo foi desenvolvido por fãs de WARCRAFT III e em pouco tempo se popularizou entre a comunidade de jogadores de jogos MOBA.

3.1 Jogabilidade

O DotA consiste em dois times batalhando um contra o outro, denominados: *Sentinel* (representado pela raça *Night Elf*) e *Scourge* (representado pela raça *Undead*). Os jogadores do time *Sentinel* possuem uma base no sudoeste do mapa, e os do time *Scourge* possuem uma no canto nordeste. Cada base é defendida por torres e ondas de unidades (denominadas *creeps*) que guardam as passagens principais que levam a suas bases. Ao centro de cada base está o *Ancient*, uma construção principal que deve ser destruída pelo time adversário para que este ganhe o jogo.

Cada jogador controla um herói, uma unidade poderosa com habilidades únicas. Em DotA, cada jogador de cada time pode escolher um entre cerca de 110 heróis, cada um com diferentes habilidades e vantagens táticas sobre outros. O jogo é altamente orientado à estratégia em equipe e é muito difícil que um jogador sozinho carregue o time à vitória. O DotA permite que até dez jogadores participem ao mesmo tempo num formato de jogo cinco-contra-cinco e duas vagas adicionais para observadores.

O herói controlado pelo jogador ganha pontos de experiência e ouro sempre que consegue destruir unidades inimigas. O acúmulo de pontos de experiência faz com que ele evolua para o próximo nível, melhorando seus atributos e habilidades. Já o ouro adquirido permite que o jogador compre itens consumíveis ou que melhoram as habilidades de seu herói. Matar heróis do time adversário tende a ser bem recompensado com muitos pontos de experiência e ouro. Do mesmo modo, morrer para um jogador adversário pode ser custoso ao time, pois quando um herói morre, este tem que esperar um determinado tempo até reviver novamente em sua base.

3.2 Mapa

O mapa do jogo DotA possui três caminhos abertos que ligam as bases inimigas, chamados *lanes* ou faixas. Essas faixas são divididas em topo, meio e baixo, e é nelas que ficam as torres de defesa dos times e por onde se movimentam as tropas controladas por computador (*creeps*). Todos os jogos MOBA seguem essa estrutura. A Figura 3.1 dá uma ideia geral desse ambiente MOBA, ilustrando o posicionamento dos caminhos, times e bases no mapa.

A área do mapa que fica fora das faixas é denominada *jungle*, ou selva. Ao se movimentar pela selva o jogador pode encontrar inimigos neutros de diferentes níveis e/ou itens mágicos. Os inimigos neutros são personagens não jogáveis (NPCs) que irão atacar qualquer outro personagem do mapa, independente do seu time. Desbravar a

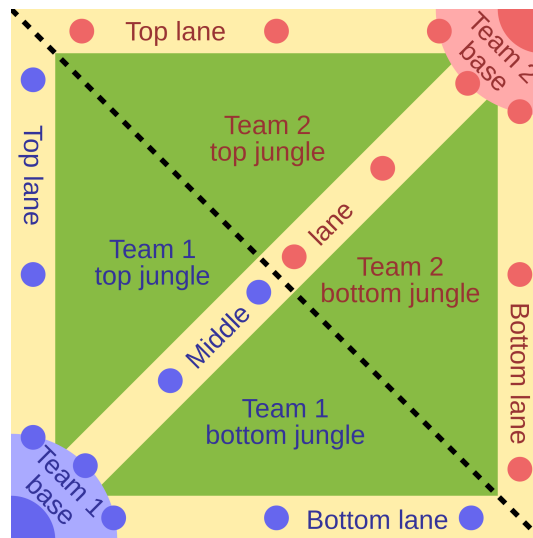


Figura 3.1. Mapa geral de jogos MOBA.

selva pode ser uma alternativa interessante para aqueles jogadores que querem treinar seus heróis e ganhar mais pontos de experiência.

Já os círculos posicionados ao longo das faixas (Figura 3.1) representam as torres de cada time. Inicialmente, o jogador deve destruir as torres inimigas de nível 1, que são aquelas que estão localizadas próximo a fronteira entre os dois time. Uma vez destruída a torre de nível 1, o jogador tem acesso à torre de nível seguinte localizada na mesma faixa. O time só poderá atacar a base inimiga, e conseqüentemente, o *Ancient* inimigo após destruir todas as torres existentes em um caminho.

A Figura 3.2 é uma visão de topo do mapa do jogo DotA, que segue as diretrizes do gênero MOBA mencionadas. Nessa figura, é possível observar o posicionamento das construções de ambos os times, sendo o time *Sentinel* dono do território inferior e o time *Scourge* dono do território superior. Já as torres estão localizadas ao longo das faixas (*lanes*), conforme ilustrado na mapa e o *Ancient* (construção principal) de cada time se encontra ao centro de sua respectiva base, ou seja, no canto inferior esquerdo (*Ancient Sentinel*) e no canto superior direito (*Ancient Scourge*).



Figura 3.2. Visão geral do mapa do jogo DotA.

3.3 Construções

As construções são unidades especiais no jogo que variam de objetivo conforme o seu tipo, podendo ser unidades de ataque, de regeneração, de produção/invocação de NPCs, entre outros. A Figura 3.3 fornece uma visão geral das torres espalhadas por todo o mapa e da localização dos *Ancients* de ambos os times, chamados *The World Tree* e *The Frozen Throne*.

Torres: Essas construções são imunes a quase todas as magias lançadas pelos heróis, o que as torna muito fortes no início do jogo. Cada time tem um total de onze torres e em cada caminho há três torres que ficam progressivamente mais fortes a medida que se aproxima da sua base. Cada torre é invulnerável (não recebe nenhum dano) até que você destrua a torre anterior a ela, de modo que as torres mais próximas da fronteira do território inimigo devem ser destruídas primeiro para que a torre seguinte possa ser atacada. Além disso, para que seja possível derrotar o *Ancient* do adversário, o jogador deverá destruir as duas torres que o defendem, para que o mesmo perca sua invulnerabilidade. Isso significa que o time deverá destruir no mínimo cinco torres, além do *Ancient*, para conseguir ganhar o jogo. A Figura 3.4 identifica essas torres.



Figura 3.3. Visão geral do posicionamento das construções no mapa do jogo DotA.



Figura 3.4. Torres dos times *Sentinel* e *Scourge*.

Ancients: Essas construções são o objetivo principal do jogo, uma vez que a partida só é ganha se o *Ancient* do adversário for destruído. Assim, cada time possui exatamente uma construção dessa categoria e ela só perde a sua invulnerabilidade (capacidade de não receber dano ao ser atacada) se as duas torres que a defendem forem destruídas. O *Ancient* do time *Sentinel* é denominado *The World Tree* e o do time *Scourge* é chamado de *The Frozen Throne*. A Figura 3.5 identifica os *Ancients* de ambos os times.

Fontes de Vida: As fontes são construções responsáveis pela recuperação dos pontos de saúde do herói. Elas estão localizadas na área de *respawn* de cada time, que fica

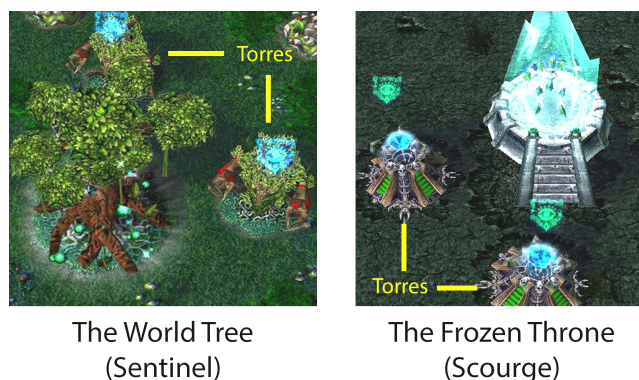


Figura 3.5. *Ancients* e suas duas torres de defesa.

no fundo de cada base. Nenhum adversário pode ter acesso a essa área, de modo que, caso ele tente invadir a área de *respawn* inimiga, ele morrerá imediatamente. Cada time possui apenas uma construção dessa categoria, sendo denominadas *Well Of Life (Sentinel)* e *Defiled Fountain of Life (Scourge)*. A Figura 3.6 identifica as fontes de ambos os times.



Figura 3.6. Fontes de recuperação de vida dos times *Sentinel* e *Scourge*.

3.4 Personagens Não Jogáveis (NPCs)

Em DotA existem diversos personagens não jogáveis (NPCs) chamados *creeps*, com diferentes níveis e habilidades, podendo pertencer a um dos times ou ser neutro. No entanto, todos eles fornecem pontos de experiência e ouro para o herói que os matar. Abaixo serão abordadas as características distintas dos *creeps* de diferentes origens.

Creeps: dentre esses personagens não jogáveis, temos unidades de ataque de curto alcance (combate corpo-a-corpo) e unidades de ataque de longo alcance. Os dois times inicialmente possuem a mesma quantidade de personagens de ambas as categorias de

ataque e ao longo da partida, de acordo com a evolução dos times, os *creeps* começam a ser invocados (produzidos) com mais frequência e se tornar mais fortes. A Figura 3.7 mostra os personagens de ambos os times.

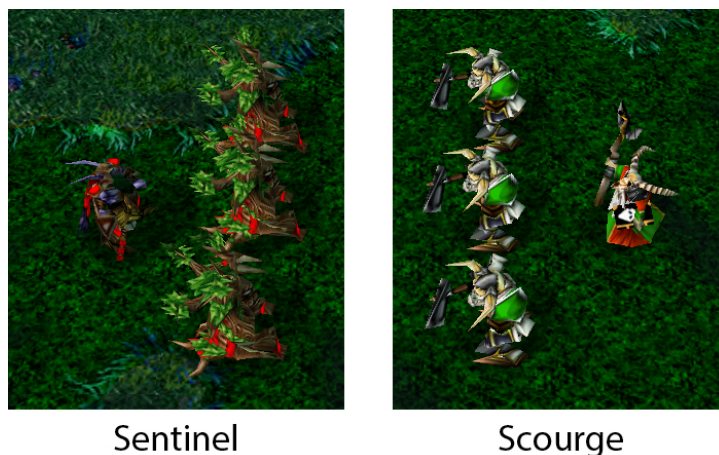


Figura 3.7. Personagens não jogáveis dos times *Sentinel* e *Scourge*.

Creeps Neutros: os NPCs neutros são personagens que não pertencem a nenhum dos times e dessa forma, eles atacam qualquer unidade que se aproxime deles. Eles ficam posicionados na área de selva e só se deslocam no mapa quando um personagem não-neutro se aproxima deles. O principal objetivo dos NPCs neutros é oferecer aos jogadores possibilidades de aperfeiçoamento das habilidades de seus heróis, onde o jogador pode focar em derrotar diversos NPCs neutros para acumular ouro e pontos de experiência, e conseqüentemente comprar novos itens e aumentar de nível.

3.5 Modos de Jogo

Os modos de jogo são opções pré-definidas que determinam algumas regras e/ou jogabilidade da partida. Por exemplo, como será feita a divisão dos jogadores entre os times, ou como será feita a seleção dos heróis, entre outros. O DotA permite que o jogador que criou a partida (*host*) escolha os modos de jogo da partida que será iniciada. É permitido fazer uma combinação de regras em uma mesma partida, desde que elas não se contradigam, por exemplo: se o modo “*all pick*” for ativado, o modo normal não poderá coexistir com ele. Caso o jogador não escolha nenhum modo, o modo normal será iniciado, uma vez que ele é a definição padrão do jogo. A seguir serão listados os modos de jogo existentes e uma breve descrição dos mesmos.

- **Normal Mode** - Os heróis estarão divididos entre os dois times, jogadores do *Sentinel* não poderão escolher os heróis dos *Scourge* e vice-versa;
- **AP (All Pick)** - Todos os heróis estarão disponíveis para serem selecionados por ambos os times;
- **AR (All Random)** - Os heróis serão selecionados aleatoriamente para os jogadores;
- **SP (Shuffle Players)** - Os jogadores dos times serão sorteados entre os times do *Sentinel* e do *Scourge* antes de selecionar os heróis;
- **EM (Easy Mode)** - É o “modo fácil” do jogo, onde as torres dão menos dano e os *creeps* dão mais experiência que no modo normal;
- **SC (Super Creeps)** - Neste modo, aparecerão NPCs especiais denominados *super creeps*. Eles são mais fortes que os *creeps* normais e causam mais dano;
- **OM (Only MID)** - Os *creeps* serão invocados e caminharão somente na faixa no meio. As torres de topo e baixo estarão invulneráveis, ou seja, não sofrerão nenhum dano, mas continuam atacando os adversários que estejam ao seu alcance;
- **NB (No Bottom)** - Os *creeps* não serão invocados na parte de baixo do mapa e as torres de baixo estarão invulneráveis, ou seja, elas não sofrerão nenhum dano, mas continuam atacando os adversários que estiverem ao seu alcance;
- **NT (No Top)** - Os *creeps* não serão invocados na parte do topo do mapa e as torres do topo estarão invulneráveis, ou seja, elas não sofrerão nenhum dano, mas continuam atacando os adversários que estiverem ao seu alcance;
- **CM (Captain Mode)** - Nesse modo, um dos jogadores é definido como o capitão do time e é ele que irá escolher os heróis do seu time (*Sentinel* ou *Scourge*). O capitão também banirá heróis do time adversário, ou seja, ele selecionará os heróis que o time adversário não poderá escolher;
- **DU (Duplicate Mode)** - O mesmo herói pode ser escolhido mais de uma vez;
- **NS (No Swap)** - Não se pode trocar de herói com um aliado, caso não deseje jogar com o herói sorteado/escolhido para o jogador;
- **MO (Meele Only)** - Apenas heróis que possuam ataques de curto alcance (*meele*) podem ser escolhidos;



Figura 3.8. Captura da tela durante a utilização do *world editor*.

- **RO (Range Only)** - Apenas heróis que possuam ataques de longo alcance (*range*) podem ser escolhidos.

3.6 Warcraft III World Editor

O *Warcraft III World Editor* é um construtor gráfico de fases e mapas do jogo **WARCRAFT III: REIGN OF CHAOS** e sua expansão **WARCRAFT III: THE FROZEN THRONE**. Essa ferramenta incorpora as principais funcionalidades do editor de níveis previamente desenvolvido pela *Blizzard Entertainment* para o jogo de estratégia **STARCRAFT**, permitindo que o usuário crie e personalize seu próprio mapa com uma certa flexibilidade. O editor possui algumas funcionalidades mais avançadas que permitem que o usuário crie *cut scenes*, importe modelos, ícones, *tilesets*, entre outros. Além disso, ele também dá suporte a linguagem de script da *Blizzard* para a criação de ações mais complexas que não são possíveis de serem realizadas pela interface gráfica. A Figura 3.8 mostra a aparência do editor bem como a criação de um mapa em andamento.

A partir da utilização do editor de mapas do **WARCRAFT III** torna-se possível editar um mapa disponibilizado pelo seu desenvolvedor, ou criar um mapa desde o começo, e integrar a ele as funcionalidades desejadas para se obter o jogo esperado. Neste trabalho optou-se por utilizar um mapa público elaborado por terceiros com a implementação do jogo **DotA** e a partir dele, inserir os algoritmos desenvolvidos neste trabalho.

3.7 Desafios de se Desenvolver um Agente MOBA

Desenvolver agentes capazes de derrotar jogadores humanos competitivos em jogos MOBA continua sendo um grande desafio acadêmico. De acordo com Buro [2003] e Weber et al. [2010], melhorar as capacidades dos oponentes de computador iria aumentar a experiência de jogo do jogador e fornecer várias questões interessantes para a comunidade acadêmica da área de inteligência artificial. No entanto, desenvolver um agente inteligente para jogar jogos MOBA não é uma tarefa simples [Silva & Chai-mowicz, 2015]. Embora existam agentes de inteligência artificial para as diversas distribuições MOBA, nenhum deles atua tão bem quanto jogadores humanos experientes. Uma das razões que pode-se atribuir isso, é devido a incapacidade dos sistemas de inteligência artificial em aprender com a experiência. Jogadores humanos só precisam de algumas partidas para identificar pontos fracos dos adversários e usá-los a seu favor nas próximas partidas e embora existem diversas técnicas de aprendizado de máquina nessa área, elas ainda não são boas o suficiente quando comparadas com as habilidades de humanos especialistas [Buro, 2003; Weber et al., 2011]. Ainda de acordo com Buro [2004], alguns agentes inteligentes comerciais podem até conseguir superar jogadores humanos e apresentar desafios à altura, porém eles não apresentam contribuições significativas a área de criação de sistemas inteligentes uma vez que eles utilizam técnicas que burlam as regras do jogo justamente para compensar na sua falta de sofisticação, por exemplo, têm acesso a visão completa do mapa, aceleram a sua coleta de recursos, entre outros.

Conforme mencionado no início desse capítulo, os jogos MOBA são originados dos jogos de estratégia em tempo real (RTS), de modo que alguns dos desafios que englobam o desenvolvimento de agentes de IA para jogos RTS também podem ser aplicados aos jogos MOBA. Um estudo de caso sobre os problemas relacionados a agentes de IA em tempo real, no contexto de jogos RTS, pode ser encontrado em [Buro, 2003, 2004; Buro & Furtak, 2004].

Jogos MOBA oferecem ambientes complexos, de modo que suas características fazem com que o jogo se torne mais dinâmico que o seu precursor RTS. Batalhas, duelos e diversas outras ações ocorrem simultaneamente em um curto espaço de tempo, exigindo o cálculo de algoritmos complexos para analisar o cenário e raciocinar sobre ele. Por exemplo, as batalhas entre os times normalmente duram alguns segundos, fazendo com que o agente execute cálculos massivos em um curto espaço de tempo, analisando seus aliados, inimigos e estratégias. Até mesmo para jogadores humanos, é difícil manter o controle total da situação durante estas lutas. A Figura 3.9 ilustra uma batalha entre diversos personagens no jogo *Dota2*.



Figura 3.9. Captura da tela durante uma batalha entre times no jogo MOBA *Dota2*.

Embora os jogos MOBA não tenham o macro-gerenciamento existente no RTS, suas partidas exigem que o jogador pondere sobre diversas combinações de magias e itens. A ordem de evolução das magias, a compra de itens e a ordem em que os itens são equipados são importantes e fazem toda a diferença durante a partida, pois cada magia e cada item possuem a sua própria característica, fazendo com que o herói adquira uma habilidade especial que lhe trará vantagens ainda no começo da partida. Para obter resultados impactantes na partida, essas combinações devem levar em consideração o personagem inimigo no qual o agente está enfrentando, o time adversário, os itens e combinações de seu próprio time, entre diversas outras variáveis do jogo. Além disso, nem sempre essas variáveis são claras e exatas o suficiente para serem transpostas para uma linguagem facilmente entendível para o agente, pois muitas vezes elas exigem conhecimentos que vão além do jogo propriamente dito.

Por ser um gênero de jogo comercial, os jogos MOBA fornecem um rico conjunto de heróis, permitindo ao jogador escolher entre centenas de personagens. A elaboração de combinações de heróis na sua equipe pode levar ao sucesso ou a derrota do time mesmo ainda na fase de escolha de personagens. Selecionar o herói certo para jogar contra outro herói, ou escolher o conjunto certo de heróis para enfrentar o time inimigo é uma tarefa difícil. Essa escolha exige conhecimento sobre os heróis dos jogadores aliados, a curva de desenvolvimento do personagem, a classificação do herói e uma

tentativa de prever a estratégia do time adversário. Além disso, nos jogos MOBA cada herói é designado com uma função, ou seja, esse personagem irá se desenvolver melhor e gerar impactos positivos para seu time durante a partida se ele jogar usando as estratégias que foram estabelecidas para ele. Escolher o herói correto para assumir determinada função exige conhecimentos que vão além do escopo do jogo, o que faz com que essa seja uma tarefa extremamente difícil para um agente de IA. Por exemplo, em uma situação em que um time é composto por cinco heróis fracos que infligem pouco dano, contra um time composto por cinco heróis fortes que infligem muito dano, não há dúvidas de que o primeiro time está em desvantagem e irá ter grandes dificuldades durante as batalhas contra seu oponente.

Por fim, os jogos MOBA, assim como os jogos RTS, fornecem um ambiente parcialmente observável. Lidar com a incerteza dessa situação é uma tarefa difícil para a maioria dos agentes, pois requer algoritmos de planejamento sofisticados, para que a análise e a tomada de decisões seja realizada em tempo real sobre o ambiente em que o agente está inserido. Existem alguns jogos MOBA que integraram o conceito de “moita” no seu cenário, proporcionando áreas onde o jogador não pode ser visto caso seu herói está dentro de uma dessas moitas. Isso permite que os jogadores ampliem a sua gama de jogadas táticas. Tomar decisões diante dessas jogadas rápidas não é uma tarefa trivial, pois requer diversas previsões e esforços computacionais de pesquisa.

Capítulo 4

Metodologia

Para aumentar a satisfação de um jogador durante um jogo, é necessário apresentar desafios que se adequem às suas habilidades. Neste trabalho, foi estudado o ajuste dinâmico de dificuldade como uma forma de fornecer tais desafios durante o jogo. Para isso, foram desenvolvidos três agentes de IA com diferentes níveis de dificuldade, visando simular jogadores iniciantes, intermediários e experientes. Em seguida, foram observadas quais características do jogo podem representar o desempenho dos jogadores e como usar corretamente os valores dessas variáveis no mecanismo, para avaliar se o oponente controlado pelo agente está adequado ao jogador. As variáveis analisadas são: nível do herói, número de mortes do herói e quantidade de torres inimigas destruídas. Após a coleta dessas informações, foi estabelecido um processo de avaliação da dificuldade do jogo, no qual indica quando a dificuldade do oponente não está adequada à habilidade do jogador e assim, o mecanismo realiza o ajuste da dificuldade.

Ao longo dessa seção, será abordado o agente de inteligência artificial desenvolvido e seus três níveis de dificuldade, as variáveis observadas no jogo, o processo de avaliação do nível de dificuldade juntamente com mecanismo que realiza o ajuste dinamicamente durante o jogo, e por fim, as adaptações realizadas para que fosse possível implementar a abordagem proposta neste trabalho no jogo DotA.

4.1 Agente de Inteligência Artificial

Objetivando desenvolver um adversário que seja compatível com jogadores de diferentes níveis de experiência, o agente de inteligência artificial deve ser implementado levando em consideração diversos níveis de habilidades. Ou seja, ao implementar conjuntos de ações de diferentes complexidades, espera-se conseguir simular os principais comportamentos dos jogadores. Uma vez que os jogadores controlam apenas os heróis do jogo,

o algoritmo desenvolvido implementará ações e comportamentos apenas para o mesmo tipo de personagem.

O comportamento do herói pode ser classificado entre três categorias: modo fácil, modo médio e modo difícil. Cada uma dessas categorias possuem aspectos singulares que visam se adequar a jogadores com diferentes habilidades. As categorias serão detalhadas a seguir.

4.1.1 Modo Fácil

No modo fácil, o herói executa ataques normais cada vez que um inimigo entra em seu raio de ataque. Quando uma torre aliada está sendo atacada, o herói detecta a necessidade de defesa e se movimenta em direção a essa torre aliada a fim de protegê-la. Outra estratégia adotada nessa categoria é a maneira como o herói escolhe qual torre inimiga será seu principal alvo de ataque. Toda vez que o herói inicia a sua movimentação pelo mapa, ele analisa qual das torres inimigas sofreu maior dano. Uma vez encontrada qual torre está mais perto de ser destruída, o herói a define como alvo principal e parte em sua direção para atacá-la. É importante mencionar que no modo fácil, todas as ações de ataque realizadas pelo herói são comandos de ataque básico.

Além do ataque, foi implementada a ação de recuar como uma estratégia de defesa simples. Desse modo, quando os pontos de vida do herói atingem o nível de 30%, ele inicia a ação de recuar, fugindo em direção a base aliada onde ele pode recuperar todos os seus pontos de vida quando conseguir alcançar uma construção específica de recuperação (fonte de vida).

O modo fácil foi criado com o intuito de caracterizar de modo geral os jogadores iniciantes e menos experientes, onde as estratégias implementadas não são muito complexas e não há nenhuma manipulação de itens ou habilidades especiais do personagem.

4.1.2 Modo Médio

No modo médio, ou regular, além das estratégias implementadas no modo fácil, o herói também passa a manipular itens. A manipulação de itens é bastante útil para melhorar os atributos do herói, bem como recuperar atributos que foram penalizados, como por exemplo, itens para recuperação de pontos de vida ou mana. Do mesmo modo, também existem itens que bonificam atributos como força, velocidade, inteligência, pontos de dano, entre outros.

Como parte da estratégia de defesa, se os pontos de vida do herói atingirem uma quantidade de 30% ou menos, ele inicialmente irá utilizar as poções de vida de seu

inventário para se recuperar. Caso as poções acabem, o herói executa a mesma ação implementada no modo fácil e começa a recuar em direção a sua base.

O modo médio foi desenvolvido visando caracterizar de modo geral os jogadores que já possuem uma certa experiência com o jogo DotA. Normalmente esses jogadores conhecem algumas estratégias e sabem utilizar algumas funcionalidades do jogo a seu favor, porém ainda não se consideram *experts*.

4.1.3 Modo Difícil

O modo difícil possui todas as estratégias implementadas nos dois modos anteriores, além de suas ações específicas. Nessa categoria o herói vai além da manipulação de itens e começa a aprender, evoluir e lançar magias. Essas magias são habilidades únicas que cada herói possui. Dentre elas é possível causar mais dano nos inimigos, aumentar a recuperação de seus próprios atributos (como pontos de vida ou mana), causar algum tipo de vantagem para as unidades aliadas (como por exemplo, congelar os inimigos), entre diversas outras possibilidades.

Sempre que um herói ganha um novo nível, ele também ganha um ponto de atributo para distribuir entre suas magias. Desse modo, além do ataque básico implementado, o herói passa a lançar magias para atacar os inimigos e/ou defender os aliados. Além disso também foi implementada uma estratégia para combate jogador-versus-jogador. Visando evitar perder combates diretos contra outros heróis, o algoritmo de inteligência artificial monitora constantemente um raio a partir do herói. Assim, se um herói inimigo entrar no raio monitorado, a inteligência artificial irá tirar vantagem sobre isso e começará a atacá-lo.

As estratégias de defesa de torres aliadas e de recuar permanecem as mesmas implementadas no modo médio. O modo difícil foi desenvolvido na tentativa de gerar um comportamento semelhante ao de um jogador mais experiente no jogo DotA, que sabe utilizar as funcionalidades do jogo a seu favor durante uma partida. Esse tipo de jogador pode ser representado por jogadores *experts* ou por jogadores de rápido aprendizado. A Tabela 4.1 resume as estratégias implementadas em cada modo de dificuldade.

4.2 Processo de Avaliação da Dificuldade do Jogo

O processo de avaliação da dificuldade foi elaborado para ser realizado durante o jogo e indicar quando a dificuldade do jogo não está adequada à habilidade do jogador. Para isso, foi necessário observar quais características do jogo devem ser analisadas e como

		Inteligência Artificial		
		Modo Fácil	Modo Médio	Modo Difícil
Estratégia de Defesa	Defender Torres Aliadas	X	X	X
	Recuar	X	X	X
	Manipulação de Itens		X	X
Estratégia de Ataque	Ataque Principal	X	X	X
	Seleção de Alvo	X	X	X
	Rastrear Herói Inimigo			X
	Lançar Magia			X

Tabela 4.1. Resumo das estratégias implementadas para cada dificuldade.

usar corretamente as informações de cada uma delas. As características analisadas e o processo de avaliação será descrito abaixo.

4.2.1 Características do jogo

Para avaliar uma partida do jogo DotA é crucial identificar quais variáveis podem representar o desempenho dos jogadores e devem ser consideradas relevantes para essa avaliação. Em nosso *test-bed* identificamos três características importantes que podem ilustrar o comportamento do jogador durante uma partida de DotA. Elas são: nível do herói, mortes do herói e torres destruídas. Cada uma dessas variáveis será descrita abaixo:

Nível do Herói: Essa variável representa a evolução do jogador durante uma partida: quanto maior é o valor do nível, mais forte é o personagem. Embora essa variável represente a evolução, ela não deve ser o único aspecto analisado, pois é possível que o jogador aumente o nível de seu herói sem realmente aumentar suas habilidades. Por exemplo, o jogador pode manter o herói mais perto de batalhas sem se engajar em qualquer luta. Fazendo isso, ele irá ganhar os pontos de experiência que serão compartilhados entre os aliados que estão próximos à batalha e isso irá fazer com que ao longo do tempo o herói evolua seu nível. Desse modo, mesmo que todos os jogadores possuam heróis com níveis equivalentes, essa variável sozinha não dá uma noção real sobre o balanceamento do jogo.

Número de Mortes do Herói: A variável morte do herói é responsável por mostrar quantas vezes o herói morreu durante uma partida de DotA. Diferentemente das ou-

tras variáveis, a morte do herói pode representar com mais precisão o desempenho do jogador e do nível de dificuldade que ele está enfrentando no momento. Por exemplo, mesmo que um jogador possua um herói com nível elevado, se ele for inexperiente, é possível que ele possua uma alta taxa de mortalidade. Esse alto índice de mortes pode ser causado devido ao jogador não saber como usar de modo mais adequado as características e peculiaridades de seu personagem, bem como uma possível falta de estratégias de jogo. Desse modo, esse número parece representar com mais precisão o quão bem o jogador está enfrentando os desafios do jogo.

Torres Inimigas Destruídas: Essa variável está relacionada com a quantidade de torres inimigas destruídas pelo time aliado. Este valor representa a expansão do time e o seu domínio sobre o mapa. Embora este recurso não esteja diretamente relacionado com o desempenho do jogador, uma vez que outros aliados também podem destruir torres, ele nos dará uma boa noção do progresso do jogo e da expansão dos times sobre o mapa. Portanto, se um time está progredindo rapidamente sobre o mapa, isso pode representar que o jogo está desequilibrado.

4.2.2 Processo de Avaliação da Dificuldade

Visando realizar o ajuste dinâmico de dificuldade, faz-se necessário avaliar o jogo constantemente para verificar se o mesmo está apresentando desafios adequados ao desempenho do jogador. Se o jogador está tendo um mal desempenho, o jogo deve ser capaz de identificar essa situação e reduzir a sua dificuldade. Da mesma forma, se o jogador evolui mais rápido do que os desafios apresentados, o jogo deve aumentar a sua dificuldade.

Após definir quais variáveis do jogo deverão ser analisadas, o processo de avaliação pode ser resumido na criação de uma função que irá acompanhar o desempenho do jogador e informar quando é necessário ajustar a dificuldade. Esta função será o nosso método de avaliação durante o jogo e deste momento em diante, a chamaremos de função de avaliação. Assim, considerando as variáveis mencionadas anteriormente e o impacto que cada uma representa na performance do jogador, definimos a função de avaliação como:

$$P(x_t) = H_l - H_d + T_d, \quad (4.1)$$

onde $P(x_t)$ é a função de performance do jogador x no tempo t , H_l é o nível do herói, H_d é o número de mortes do herói e T_d é a quantidade de torres inimigas destruídas. É importante mencionar que os valores dessas variáveis estão relacionados ao jogador e ao seu herói de maneira acumulativa. Portanto, para ter uma real noção do desempenho

atual do jogador dado o seu estado anterior, é necessário fazer a diferença entre os estados $t = i$ e $t = i - 1$ de sua performance. Após ter ambos os valores calculados, é possível obter a evolução atual do jogador, como mostrado na equação abaixo:

$$P'(x_t) = P(x_t) - P(x_{t-1}). \quad (4.2)$$

Uma vez que a função de performance é calculada para ambos os jogadores (x e y), o valor final da função de avaliação pode ser obtido por meio de:

$$\alpha = P'(x_t) - P'(y_t), \quad (4.3)$$

onde α é a diferença entre as performances de ambos os jogadores em um certo momento do jogo. Vale mencionar que o jogador x é o que estamos analisando e que o jogador y é aquele controlado pelo sistema de inteligência artificial. Por conseguinte, o jogador y é o que irá ter a sua dificuldade ajustada durante o jogo.

4.3 Mecanismo de Ajuste Dinâmico de Dificuldade

O mecanismo proposto é a peça principal para fazer o ajuste de dificuldade funcionar corretamente durante o jogo. Até o momento, apenas verificamos se a performance do jogador está coerente com o adversário apresentado. Desse modo, a principal tarefa do mecanismo implementado é analisar e interpretar o valor α , e em seguida executar, ou não, o ajuste de dificuldade no momento t do jogo.

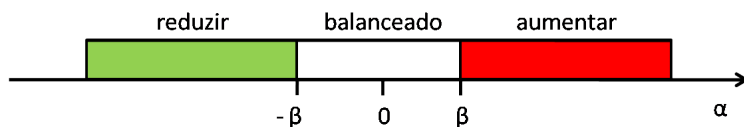


Figura 4.1. A verificação realizada pelo mecanismo de ajuste de dificuldade.

O mecanismo funciona da seguinte maneira: ele realiza a análise da variável α e constantemente verifica se esta variável está dentro do intervalo de $[-\beta, \beta]$, onde β representa o valor limite da função de avaliação. Ou seja, este limiar significa quão melhor pode ser a performance de um jogador quando comparado ao seu oponente sem que o jogo seja considerado desequilibrado.

Desse modo, se o valor de $|\beta|$ é um número grande, então o ajuste irá ocorrer com menos frequência, uma vez que pode demorar mais tempo para $|\alpha|$ superar $|\beta|$. Ou seja, o ajuste de dificuldade só irá ocorrer quando a diferença entre as performances dos jogadores ($|\alpha|$) for maior que o valor de $|\beta|$, o que pode demorar para acontecer durante a partida.

Da mesma forma, se $|\beta|$ é um número pequeno, então o ajuste irá ocorrer mais frequentemente, uma vez que $|\alpha|$ irá ultrapassar o limiar mais facilmente. Ou seja, a

diferença entre as performances dos jogadores ($|\alpha|$) poderá ser pequena e sempre que esse valor superar o limiar $|\beta|$ durante a partida, o ajuste de dificuldade será realizado.

Se $|\alpha|$ permanecer dentro dos limites de valores de $-\beta$ e β , isso significa que ambos os jogadores estão tendo um desempenho semelhante e, portanto, o jogo atualmente está balanceado. A Figura 4.1 ilustra essa análise dos valores de $|\beta|$.

Conforme mencionado anteriormente, para verificar se é necessário ajustar a dificuldade do adversário em dado momento, é preciso possuir os valores das performances dos jogadores. A partir desses valores, podemos calcular α (diferença entre as performances) e em seguida compará-lo com $|\beta|$ para concluir se é necessário realizar o ajuste nesse momento e como o ajuste deve ser feito. O Algoritmo 1 mostra como são calculados esses valores e comandado o ajuste.

Algorithm 1 Algoritmo da função de avaliação das performances dos jogadores.

```

1  function AdjustAI (float beta)
2      // Player1 = Human (global variable)
3      player1.Performance = player1.HeroLevel - player1.HeroDeaths + player1.TowersDestroyed;
4      // Player2 = Artificial Intelligence (global variable)
5      player2.Performance = player2.HeroLevel - player2.HeroDeaths + player2.TowersDestroyed;
6      // Calculate the real performance of both players
7      player1.RealPerformance = player1.Performance - player1.PastPerformance;
8      player2.RealPerformance = player2.Performance - player2.PastPerformance;
9      // Store the past performance of both players
10     player1.PastPerformance = player1.Performance;
11     player2.PastPerformance = player2.Performance;
12
13     // Evaluation value
14     alpha = player1.RealPerformance - player2.RealPerformance;
15
16     if alpha < -beta then
17         AI.decreaseDifficulty;
18     else if alpha > beta then
19         AI.increaseDifficulty;
20     end
21 end

```

4.4 Integração com o jogo DotA

Para que seja possível testar o mecanismo propriamente dito, é necessário implantá-lo no jogo. O modo encontrado para realizar tal integração foi através da ferramenta *World Editor*, disponibilizada juntamente com o jogo WARCRAFT III.

4.4.1 Adaptações do jogo

Visando utilizar o jogo DotA como *test-bed* deste trabalho, foi necessário realizar algumas adaptações a fim de reduzir o escopo de aplicação. Conforme mencionado anteriormente, o jogo original permite que o jogador escolha seu personagem entre cerca de 110 opções de heróis. No entanto, para essa abordagem optou-se por reduzir essa quantidade para 10 heróis, igualmente divididos entre os dois times.

Dado que cada herói possui características, comportamentos e habilidades distintos, optou-se por escolher apenas um deles para que suas peculiaridades pudessem ser estudadas com mais propriedade. Dentre os 10 heróis disponibilizados, escolheu-se o personagem *Lion - The Demon Witch* para ser controlado pela inteligência artificial. Essa escolha foi realizada de maneira aleatória e a partir dela, torna-se possível classificar quais habilidades e comportamentos deverão ser implementados para que a inteligência artificial se comporte de maneira bem estruturada durante o jogo. A Figura 4.2 mostra o personagem *Lion - The Demon Witch* em uma captura de tela durante a partida do jogo.

4.4.2 Mapa

Inicialmente, buscou-se maneiras de se realizar modificações no mapa oficial do jogo DEFENSE OF THE ANCIENTS. No entanto, o mapa oficial não é disponibilizado com permissões de edição, tornando inviável utilizá-lo neste trabalho. A alternativa encontrada foi a utilização de um mapa não-oficial desenvolvido por fãs do DotA que conseguiram recriar o jogo. Esse mapa não-oficial foi disponibilizado nos fóruns sobre DotA e permite que seu conteúdo seja modificado por terceiros sem que direitos autorais sejam infligidos.

Uma vez de posse do mapa que será utilizado neste trabalho, foi necessário realizar uma validação para verificar se esse mapa não-oficial estava de acordo com as regras do jogo e sua estrutura gráfica semelhante ao mapa oficial. Além disso, também foi necessário verificar se o mapa era imparcial e não beneficiava apenas um time. Para essa validação inicial, foram executadas 40 partidas sem a inserção de heróis no jogo, ou seja, o jogo foi conduzido apenas pelas unidades *creeps* (NPCs). Após concluir



Figura 4.2. Captura da tela do jogo onde o herói é focalizado.

todas as partidas, observou-se que o mapa estava desbalanceado, uma vez que o time *Sentinel* ganhou 25 vezes contra 15 vitórias do time *Scourge*.

Todos os mecanismos do jogo foram re-analisados e descobriu-se que a causa do desbalanceamento era o posicionamento das bases dos times. O posicionamento da base *Scourge* não estava simétrica à do time *Sentinel*. As construções do *Scourge* estavam mais espaçadas, facilitando a mobilidade do time inimigo durante uma invasão. Enquanto na base *Sentinel*, as construções estavam mais próximas, dificultando a mobilidade do time inimigo durante uma invasão. Além disso, as torres *Sentinel* estavam posicionadas mais próximas de si mesmas na base, de modo que as unidades *Scourge* entravam no raio de alcance dessas torres com mais frequência e com isso, eram mortas por elas.

Para corrigir esse problema de modo eficaz, a base do time *Scourge* foi totalmente reposicionada, de modo que a localização de cada construção foi cuidadosamente analisada, tentando se aproximar simetricamente da base *Sentinel*. A Figura 4.3 mostra o mapa antes da correção (a) e após o reposicionamento das construções *Scourge* (b). No mapa corrigido, as construções que estão indicadas pelos círculos vermelhos são aquelas que foram reposicionadas. Após uma nova bateria de testes, viu-se que com o posicionamento atual da base *Scourge* as partidas se tornaram mais equilibradas,

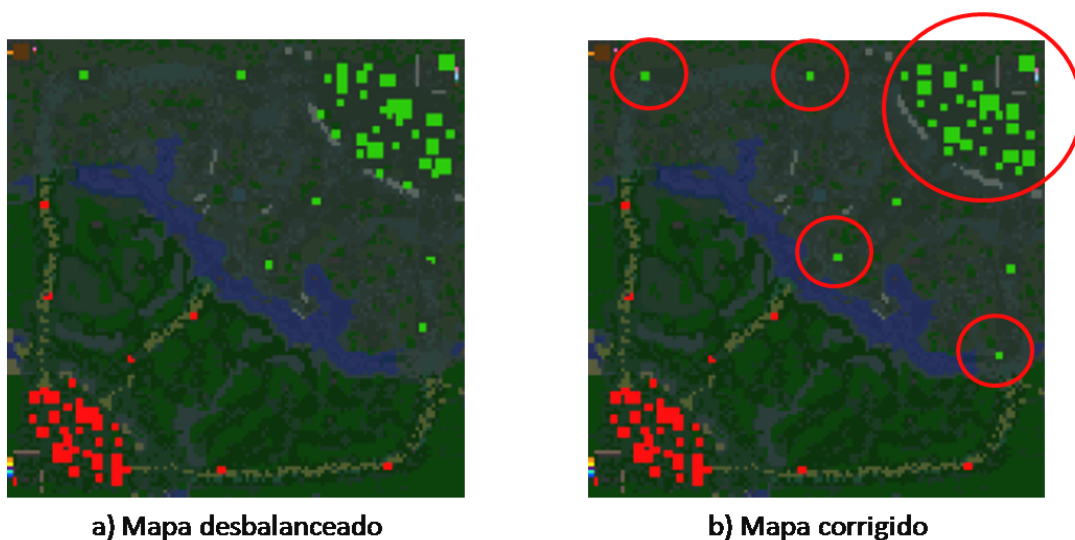


Figura 4.3. Visão de topo do mapa antes (a) e depois (b) do reposicionamento do time *Scourge*.

de modo que o resultado final foi 21 vitórias para o time *Scourge* contra 19 do time *Sentinel*.

4.4.3 Implementação dos Agentes

Antes de iniciar a implementação das técnicas de inteligência artificial, estudou-se o *loop* do jogo a fim de compreender o seu funcionamento. O editor de mapas utilizado interpreta a linguagem de *script* denominada JASS. Essa linguagem foi criada pela *Blizzard Entertainment* e possui uma API orientada a eventos, sendo amplamente usada nos jogos WARCRAFT III e STARCRAFT.

Dessa forma, sempre que o jogo dispara um novo evento, o algoritmo do agente de inteligência artificial interpreta como o personagem deve se comportar diante de tal ocorrência e executa a ação resultante para o mesmo, enviando o comando para o herói. Assim, o fluxo de execução do agente passa a ser controlado por um algoritmo desenvolvido para cobrir os possíveis comportamentos do herói. Por se tratar de um algoritmo orientado a eventos, é importante mencionar que os eventos e as ações resultantes são executados de modo assíncrono, onde um evento disparado não é obrigatoriamente dependente e/ou relacionado a outro.

A Figura 4.4 ilustra o comportamento do agente no modo fácil através de um fluxograma. As ações representadas pelo fluxograma seguem a descrição do comportamento do agente na Seção 4.1.1. Já o fluxograma da Figura 4.5 mostra o comportamento do agente de inteligência artificial no modo médio de acordo com o que foi

descrito na Seção 4.1.2. Por fim, o fluxograma contido na Figura 4.6 demonstra as ações do agente no modo difícil, conforme discutido na Seção 4.1.3.

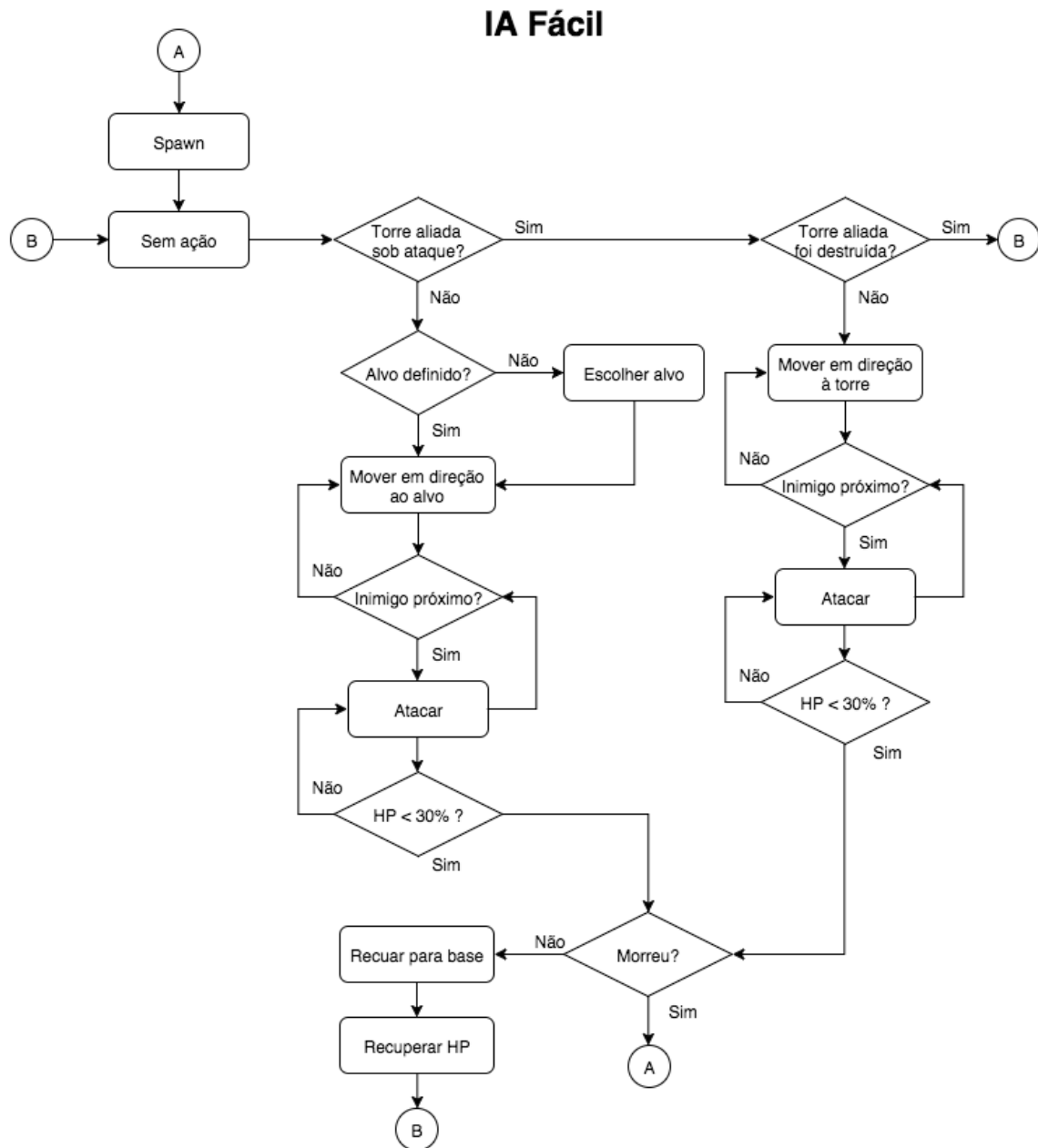


Figura 4.4. Fluxograma do comportamento do agente no modo fácil.

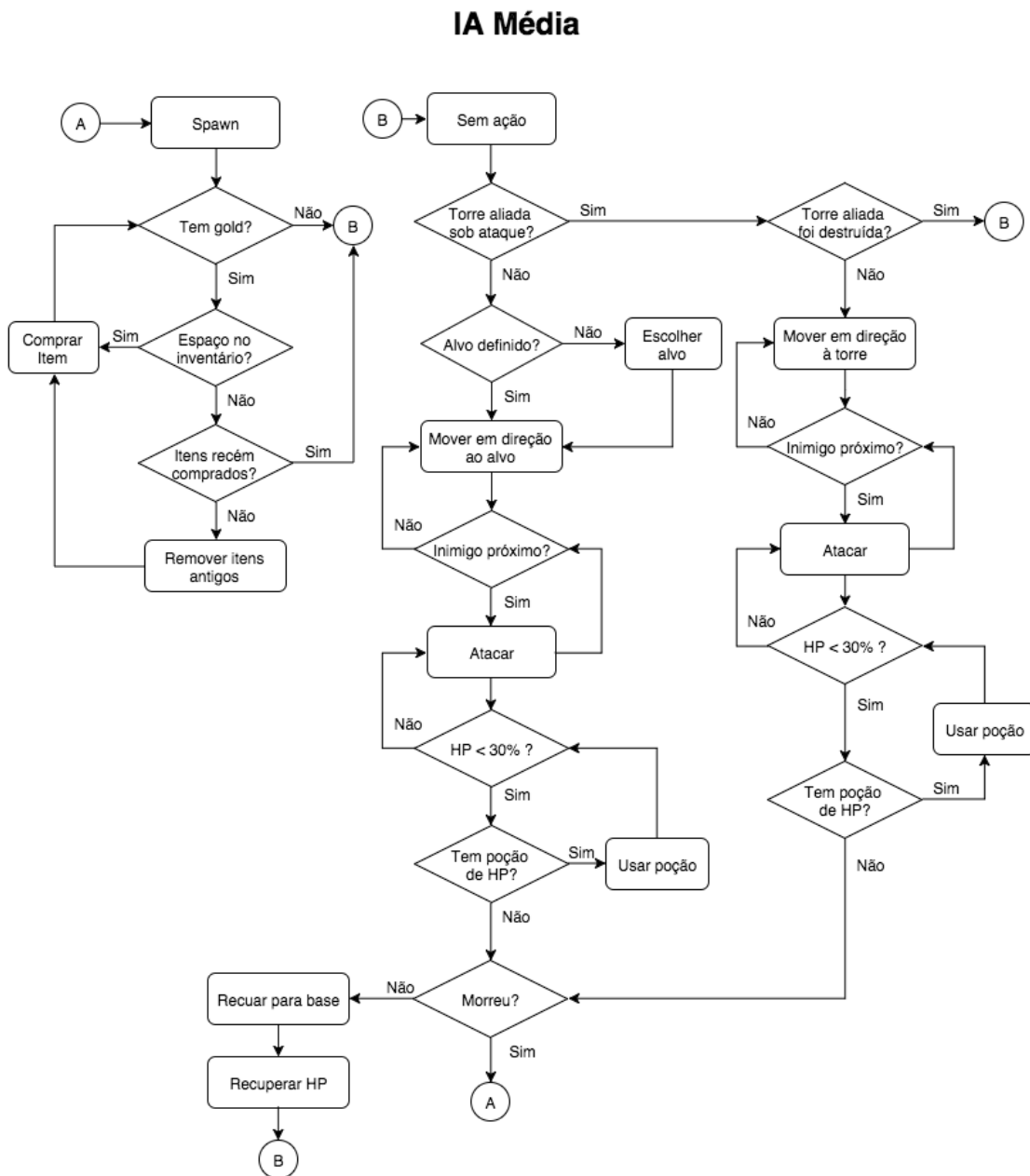


Figura 4.5. Fluxograma do comportamento do agente no modo médio.

4.4.4 Manipulação dos Dados Coletados

Durante a execução de uma partida, várias informações são coletadas e armazenadas em um arquivo denominado *gamelog*. A partir desse arquivo torna-se possível observar o andamento do jogo, e analisar o comportamento do agente de inteligência artificial e do mecanismo de balanceamento.

Inicialmente, após encerrada a partida, o jogo WARCRAFT III gera um arquivo de log de extensão própria (.w3v). Para ser possível abrir esse tipo de arquivo, foi

necessária a utilização de um conversor denominado *CacheConverter* para realizar a conversão para uma extensão que pode ser aberta por softwares gerenciadores de planilhas (.slk). No entanto, por se tratar de um grande volume de arquivos a serem analisados, tornou-se necessário encontrar uma forma automatizada de melhor organizar os dados apresentados a fim de facilitar o trabalho de análise de resultados. Para isso, optou-se por converter mais uma vez os arquivos de log para uma extensão mais popular de planilhas de texto (.xlsx) por meio do software de conversão *ssconvert* que é nativo na maioria dos sistemas operacionais. De posse de uma extensão mais popular, foi desenvolvido um *script* em Java para ler o log gerado e organizar melhor os dados coletados, facilitando a etapa seguinte, onde esses logs serão analisados manualmente a fim de compreender os resultados obtidos.

IA Difícil

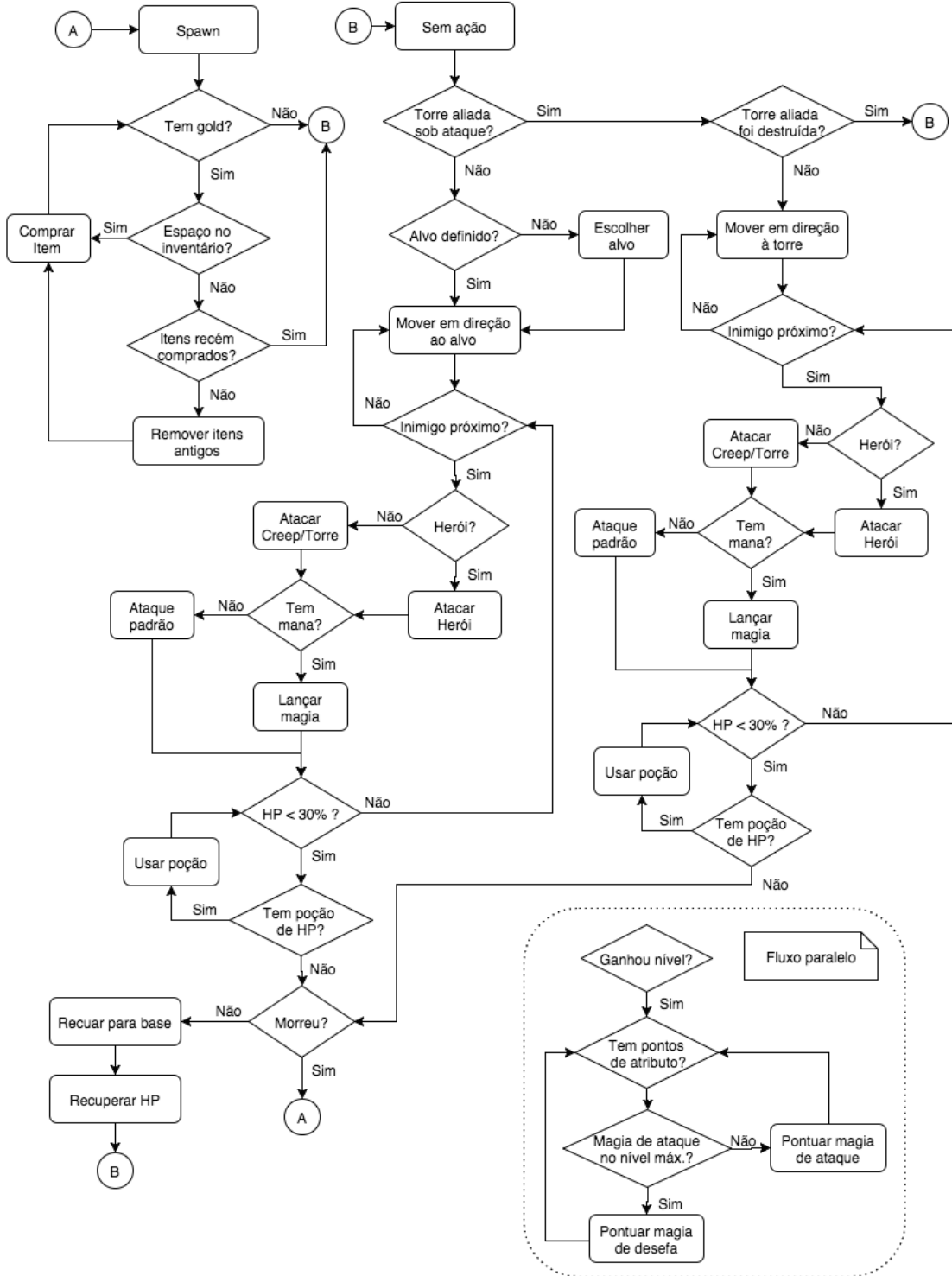


Figura 4.6. Fluxograma do comportamento do agente no modo difícil.

Capítulo 5

Experimentos e Resultados

A fim de verificar a eficácia do mecanismo proposto, diversos experimentos foram realizados entre agentes e entre humanos e agentes. Este capítulo apresenta os experimentos executados neste trabalho e os resultados obtidos nos mesmos. O desempenho dos jogadores foi analisado juntamente com o comportamento de seus heróis. Além disso, também observou-se o mecanismo de ajuste dinâmico, bem como as suas variações e o impacto causado nas partidas.

Primeiramente foi feita uma validação dos agentes de do agente dinâmico implementados, com uma série de partidas entre eles. Essa validação serviu para verificar que os agentes não estavam tendenciosos favorecendo apenas um dos times e que existe uma diferença de dificuldade entre eles. Em seguida, o mecanismo do agente dinâmico foi testado e os grupos de experimentos foram divididos em: Agente Fácil x Agente Dinâmico; Agente Médio x Agente Dinâmico; e Agente Difícil x Agente Dinâmico. Após a coleta dos resultados, uma discussão sobre o assunto é apresentada. Em seguida, testes qualitativos com usuários foram realizados e uma discussão é apresentada sobre a análise dos dados coletados. As seções a seguir abordam esses tópicos mencionados.

5.1 Validação dos Agentes

Para verificar a consistência das inteligências artificiais implementadas, foi necessário realizar testes de validação. Nesses testes, os agentes competiram entre si nos três modos estáticos de dificuldade, sendo que para cada validação foram executadas dez partidas.

O objetivo principal desses testes era certificar de que nenhum dos modos estava tendencioso para um dos times, e que as dificuldades estão verdadeiramente progres-

sivas. Ou seja, o modo médio é mais difícil que o modo fácil, e o modo difícil possui uma dificuldade maior do que os dois modos anteriores.

		Time Scourge		
		IA Fácil	IA Média	IA Difícil
Time Sentinel	IA Fácil	5 x 5	0 x 10	0 x 10
	IA Média	10 x 0	5 x 5	2 x 8
	IA Difícil	10 x 0	7 x 3	5 x 5

Tabela 5.1. Resultados das partidas de validação das do agente de IA dinâmicos.

A Tabela 5.1 mostra os resultados das partidas de validação dos agentes implementados, onde os valores em vermelho representam o placar do time *Sentinel* e os valores na cor verde representa o placar do time *Scourge*. É possível observar empates quando os agentes de mesmo nível se enfrentam, mostrando equilíbrio e imparcialidade entre os times. Outro aspecto interessante, é o fato de que o Agente Fácil sempre perde para agentes de nível mais elevado, confirmando que suas estratégias de jogo são mais simples e menos eficazes que as dos outros modos. Já no confronto entre agente médio e agente difícil, o agente médio perde para o adversário na maioria das vezes, no entanto, há algumas exceções onde ele conseguiu vencer do agente difícil. Acredita-se que essas vitórias ocorreram graças as semelhanças estratégicas de ambos os modos, já que foram poucos, e talvez não tão impactantes, os comportamentos implementados exclusivamente no agente difícil.

5.2 Baseline

Primeiramente, foi realizada uma partida desequilibrada, a fim de estipular uma base de comparação para os resultados obtidos nos próximos três grupos de experimentos. Esta partida de *baseline* é definida por dois agentes de inteligência artificial com comportamento estático e diferentes níveis de dificuldade. Um deles é o modo fácil, no qual representa um jogador sem experiência, e o segundo é o modo difícil, no qual representa um jogador muito experiente. Os resultados da partida mencionada são apresentados na Figura 5.1, onde a diferença entre os comportamentos pode ser observada.

O desempenho ($P'(x_t)$) do jogador é medido considerando seu estado atual durante a partida. No gráfico da Figura 5.1, os picos positivos representam os momentos nos quais o jogador melhorou suas habilidades quando comparado com seu estado anterior. Da mesma forma, picos negativos significam que o jogador teve uma regressão na

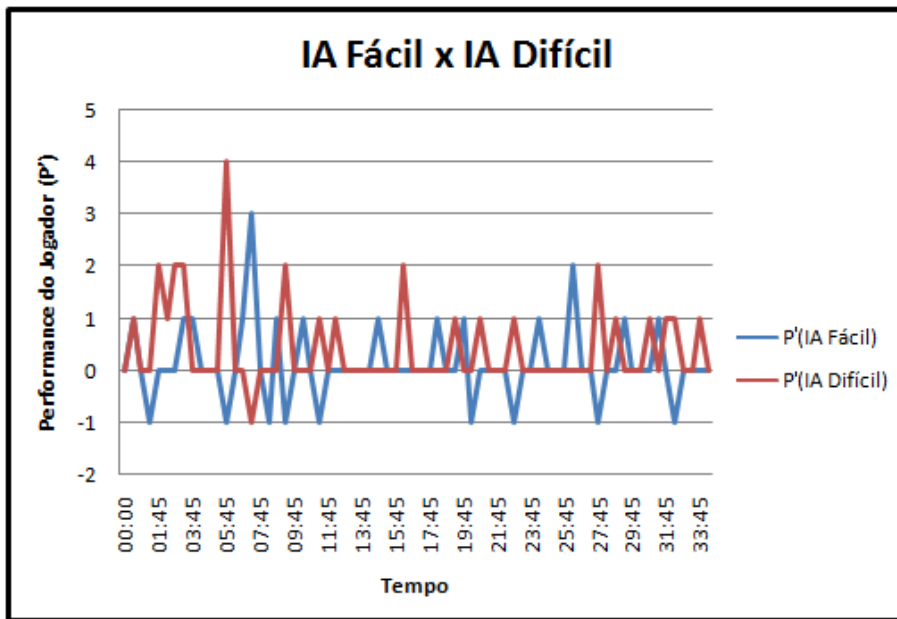


Figura 5.1. Gráfico com valores de *baseline* obtidos em uma partida com agentes de dificuldades estáticas.

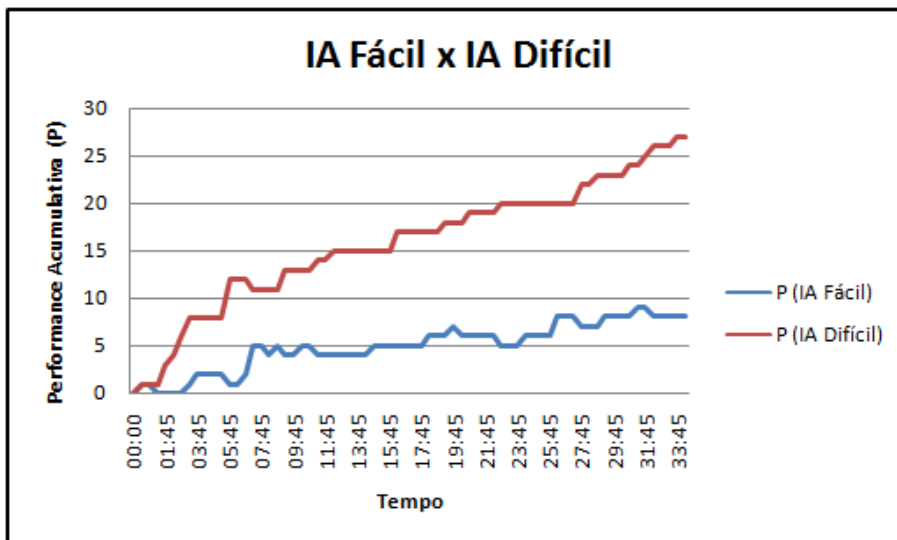


Figura 5.2. Gráfico com a performance acumulativa dos jogadores (P).

sua performance com base no seu estado anterior no jogo. Convertendo para situações de jogo, quando um herói ganha um nível ou a equipe consegue destruir uma torre, o impacto desse acontecimento será positivo em seu desenvolvimento, aumentando o desempenho atual do jogador. Da mesma forma, se o herói morre isso irá resultar em um impacto negativo em seu desenvolvimento, diminuindo o desempenho atual do jogador.

Durante esta partida, o jogador do modo difícil manteve evoluindo sua performance, apresentando apenas um momento de regressão em seu desenvolvimento. Enquanto isso, a performance do jogador do modo fácil se mostrou muito instável, apresentando diversos momentos de regressão ao longo de seu desenvolvimento. Portanto, podemos considerar que a partida será equilibrada se a diferença entre a performance dos jogadores não for tão divergente. Assim, ao analisarmos novamente o gráfico, é possível observar que cada pico de performance mostra-se como um momento adequado para executar o balanceamento de dificuldade, a fim de manter o desempenho dos jogadores cada vez mais próximo.

A Figura 5.2 mostra o valor acumulado do desempenho de cada jogador durante esta partida em específico. Neste gráfico, torna-se claro que o jogador do modo difícil evolui muito mais rápido do que o jogador do modo fácil. Essa maior evolução de desempenho pode ser relacionada ao fato de que o herói aumenta o seu nível mais rapidamente e tem uma baixa quantidade de mortes. Diferentemente do jogador do agente fácil que, embora seu herói tenha aumentado seu nível, a quantidade de mortes foi também elevada, resultando em um baixo desempenho quando comparado ao jogador do agente difícil. Dessa forma, devido a diferença de performance entre eles, o ajuste de dificuldade parece ser necessário, a fim de minimizar essa disparidade entre os seus comportamentos, apresentando um jogo justo e mais competitivo.

5.3 Testes de Agente contra Agente

Em cada experimento de Agente contra Agente, executou-se o jogo com um agente de comportamento estático controlando o herói de um time contra um agente de comportamento dinâmico controlando o herói do time adversário. Foram realizados um conjunto de 20 partidas para cada experimento e após observar os resultados contidos no *gamelog* de várias partidas preliminares de validação, definimos que os valores limites de β devem ser -1 e 1 para que a dificuldade seja ajustada nos momentos adequados. A escolha desses valores se deu depois de uma série de testes onde percebemos que nas partidas em que definimos limites maiores, o ajuste estava demorando muito para ocorrer e o jogo estava permanecendo desbalanceado por muito tempo. Portanto, toda vez que a diferença entre as performances (α) excede os limites β , a dificuldade do agente dinâmico deve ser alterada. Os grupos de experimentos foram divididos em: Agente Fácil x Agente Dinâmico; Agente Médio x Agente Dinâmico; e Agente Difícil x Agente Dinâmico.

5.3.1 Agente Fácil x Agente Dinâmico

Os experimentos foram realizados usando o agente de inteligência artificial desenvolvido para controlar os heróis, um de cada time. Para o jogador A, decidimos usar um agente de inteligência artificial estático para simular o comportamento de um jogador humano. Para o jogador B foi aplicado o mecanismo proposto, onde esse jogador deve manter suas habilidades adequadas para o jogador A e, para isso, deve efetuar um ajuste dinâmico de dificuldade. No primeiro conjunto de experimentos, conseguimos simular um jogador novato com jogador A. O jogador B começou no modo normal e durante o jogo deveria ser equilibrado para melhor enfrentar as habilidades do jogador A. A Figura 5.3 mostra o desempenho de ambos os jogadores durante esta partida (P'), enquanto a Figura 5.4 mostra os resultados da função de avaliação (α) e os ajustes de dificuldade feitos durante o jogo.

Como mencionado anteriormente, o desempenho do jogador é medido levando em consideração o seu estado atual durante a partida. Os picos positivos representam momentos onde o jogador obteve melhora e os picos negativos significam que o jogador regrediu quando comparado ao seu estado anterior de jogo. Figura 5.3 mostra que o agente inteligente dinâmico (jogador B) conseguiu manter seu desempenho semelhante ao seu adversário, o jogador do agente fácil (A).

Na Figura 5.4 podemos acompanhar o quão bem o jogador dinâmico (jogador B) consegue ser compatível com o jogador A durante a partida. Quando a função de avaliação mostra picos negativos, isso significa que a dificuldade deve ser ajustada e reduzida em um nível. Da mesma forma, se houver picos positivos resultantes do processo de avaliação, significa que a dificuldade do jogador adaptativo deve ser aumentada em um nível. Nos momentos em que a função de avaliação se mantém constante (igual a 0) significa que o desempenho de ambos os jogadores são muito semelhantes e, devido a isso nenhum ajuste é necessário neste momento. Portanto, a dificuldade pode ser mantida.

É importante mencionar que o ajuste de dificuldade é realizado pelo aumento, ou diminuição, de um nível de cada vez. Com esta abordagem nós minimizamos a possibilidade do jogador adversário perceber a mudança de comportamento realizada. Depois de analisar este conjunto de experimentos e estudar os *gamelogs* coletados, observou-se que, em 85% das partidas o jogador adaptativo B conseguiu manter o jogo equilibrado e, como resultado dos jogos, o jogador A ganhou 60% das partidas enquanto o jogador B ganhou 40%.

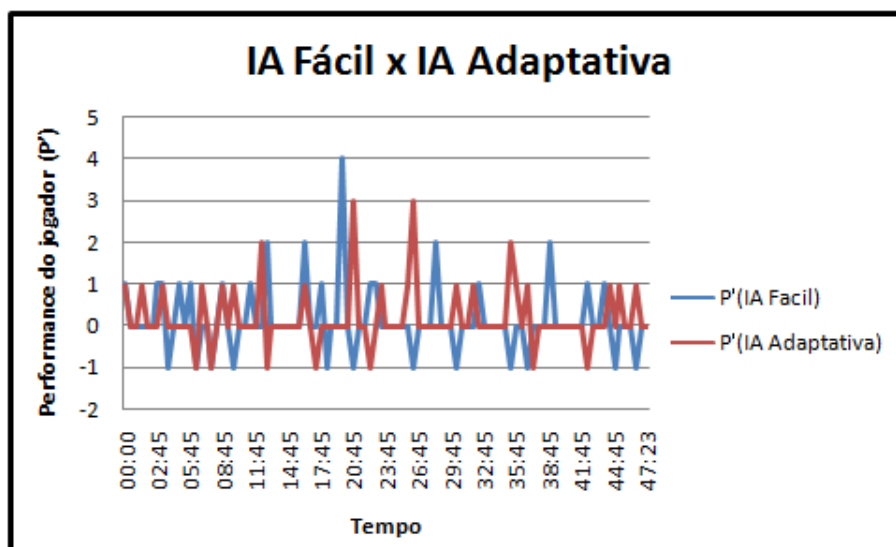


Figura 5.3. Gráfico com as performances (P') dos jogadores Fácil e Dinâmico durante uma das partidas.

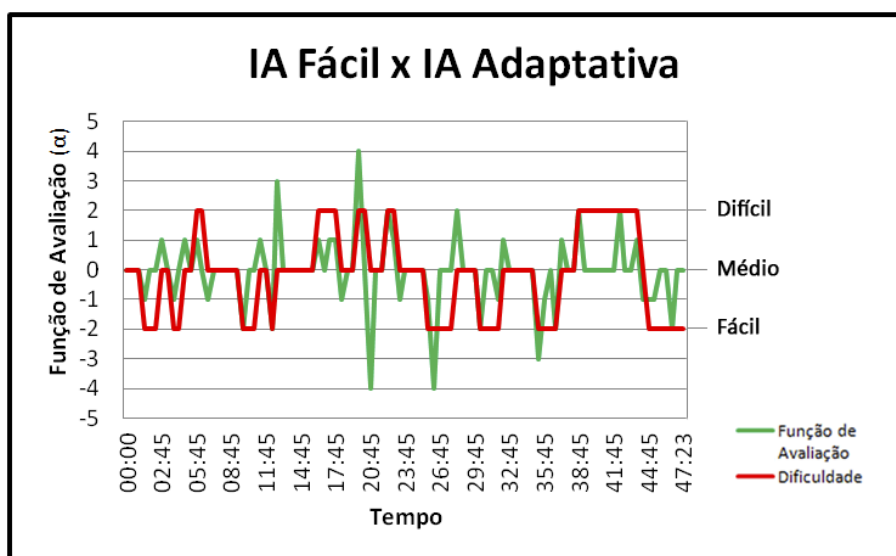


Figura 5.4. Gráfico do ajuste de dificuldade sendo realizado pelo mecanismo durante uma partida do Fácil contra Dinâmico.

5.3.2 Agente Médio x Agente Dinâmico

No segundo conjunto de experimentos, mantivemos a utilização do agente de inteligência artificial desenvolvido para controlar os dois jogadores, um de cada time. Assim, conseguimos simular um jogador intermediário com o jogador A, usando o agente estático no modo médio. Para o jogador B foi aplicado o mecanismo proposto, iniciando-o no modo de dificuldade média. Durante a partida ele deve manter o jogo

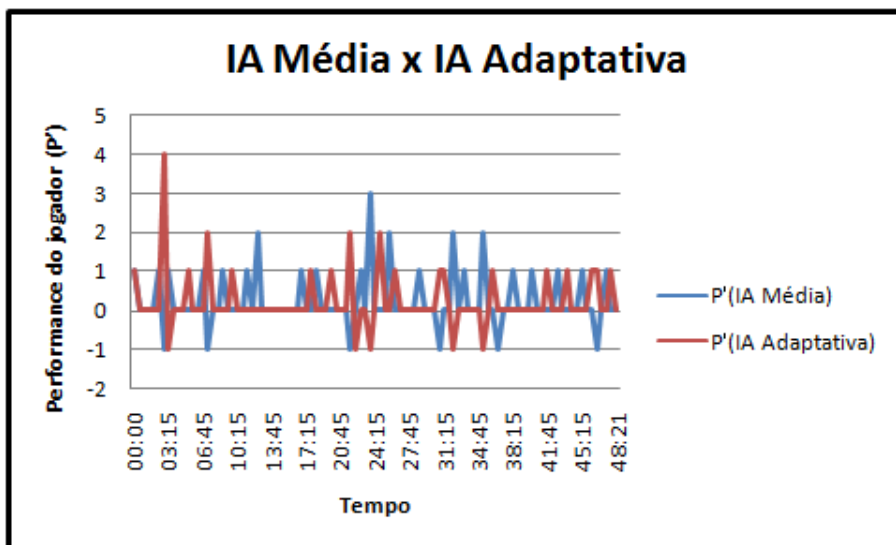


Figura 5.5. Gráfico com as performances (P') dos jogadores Médio e Dinâmico durante uma das partidas.

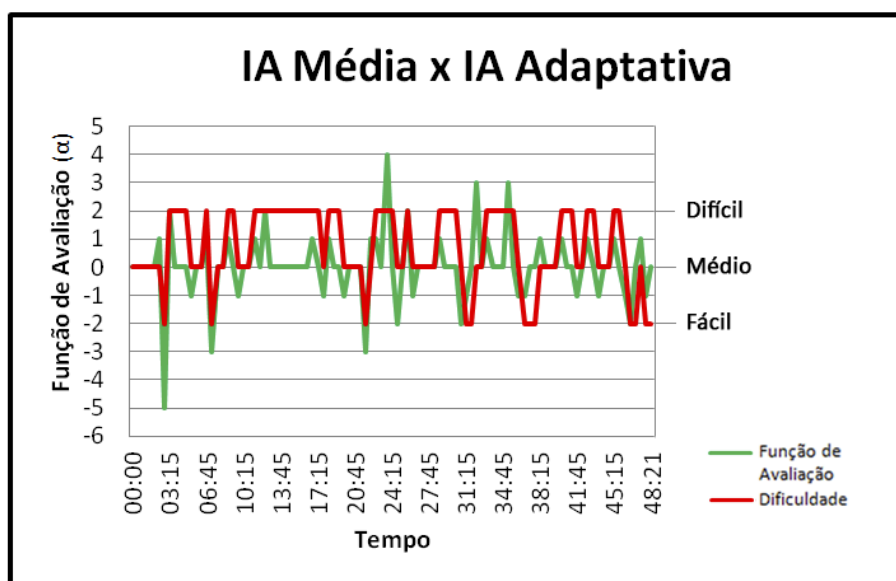


Figura 5.6. Gráfico do ajuste de dificuldade sendo realizado pelo mecanismo durante uma partida do jogador Médio contra Dinâmico.

equilibrado, ajustando-se sempre que julgar necessário. A figura 5.5 mostra o desempenho de ambos os jogadores (P') durante um jogo. Da mesma forma, a Figura 5.6 mostra os resultados da função de avaliação (α) durante o jogo e os ajustes de dificuldade feitos ao longo do jogo.

A análise realizada neste conjunto de experimentos é bastante semelhante a ante-

rior. Os picos positivos representam momentos onde o jogador tinha melhorado o seu desempenho e os picos negativos significam que o jogador regrediu no seu desempenho. Na Figura 5.5 pode-se observar que o agente inteligente dinâmico (jogador B) tentou seguir o desempenho de seu oponente (jogador A) apresentando picos em momentos semelhantes ao do oponente.

Na Figura 5.6 pode-se acompanhar todos os ajustes realizados durante a partida. O jogador adaptativo passou a maior parte de seu tempo alternando entre o modo médio e o modo difícil. Esta variação pode ser entendida como momentos onde o jogador B teve um desenvolvimento fraco quando comparado ao do jogador A, e assim detectou-se a necessidade de aumentar a sua dificuldade. Da mesma forma, a necessidade de reduzir a dificuldade também pode ser vista quando o comportamento do jogador B se destacou muito. O gráfico também mostra que o jogador B permaneceu balanceado durante alguns momentos do jogo. Além disso, depois de analisar este segundo conjunto de experimentos e estudar todos *gamelogs* coletados, observou-se que os jogadores obtiveram um desempenho compatível em 90% das partidas. Os resultados das partidas foram divididos em 50% de vitórias para cada jogador.

5.3.3 Agente Difícil x Agente Dinâmico

No último conjunto de experimentos, foi simulado um jogador experiente (jogador A) contra o jogador adaptativo desenvolvido nesse trabalho (jogador B). Como mencionado anteriormente, o jogador adaptativo foi iniciado em modo médio e mudou seu comportamento durante a partida, a fim de manter o jogo equilibrado. A Figura 5.7 mostra o desempenho (P') de ambos os jogadores durante uma partida. Da mesma forma, a Figura 5.8 mostra os resultados da função de avaliação (α) durante o jogo e os ajustes de dificuldade feitos ao longo da partida.

Analisando os resultados da Figura 5.7, o jogador adaptativo começou a apresentar um desempenho melhor que o do jogador A no início da partida. Portanto, detectou-se que a dificuldade deveria ser reduzida, a fim de manter o equilíbrio da partida (Figura 5.8). Depois disso, os jogadores mantiveram suas performances muito próximas e a dificuldade se manteve alternando entre o modo fácil e o modo médio até que o jogador A pôde apresentar-se melhor que o jogador B. O oposto também pode ser visto, quando o jogador B se mantém alternando entre o modo médio e modo difícil, a fim de alcançar a performance do jogador A.

Além disso, depois de analisar os *gamelogs* coletados de cada jogo, observamos que o jogador adaptativo (jogador B) alterou a sua dificuldade e obteve sucesso ao manter o jogo equilibrado em 80% dos experimentos. Já o resultado geral das batalhas, o

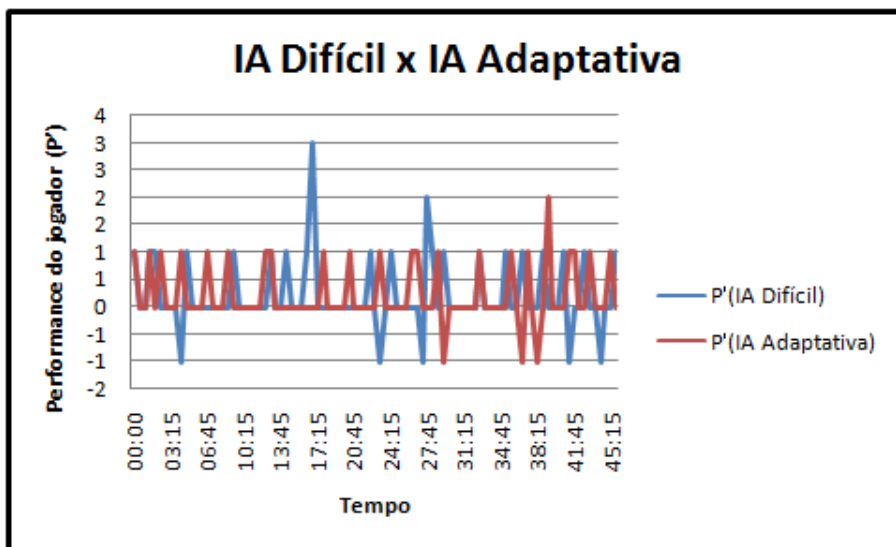


Figura 5.7. Gráfico com as performances (P') dos jogadores Difícil e Dinâmico durante uma das partidas.

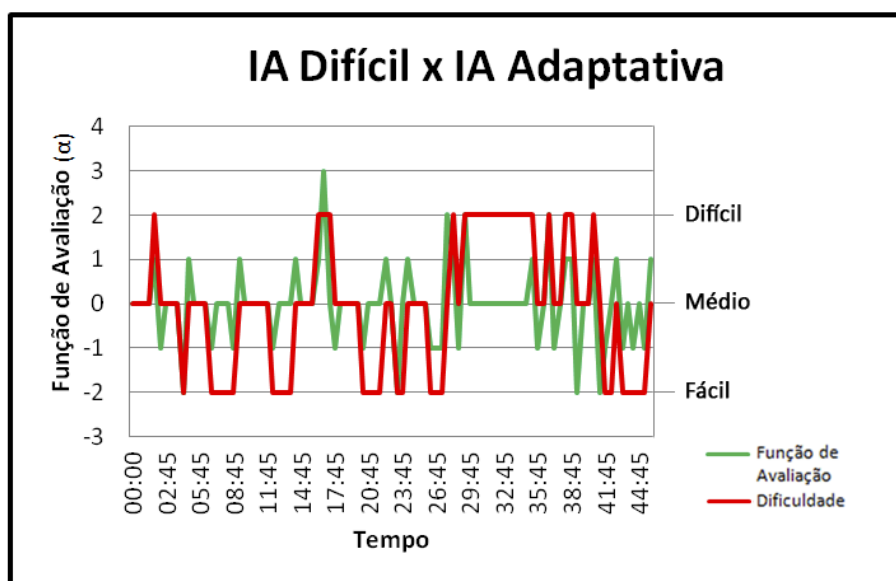


Figura 5.8. Gráfico do ajuste de dificuldade sendo realizado pelo mecanismo durante uma partida do jogador Difícil contra Dinâmico.

jogador A ganhou 45% das partidas.

5.3.4 Discussão

Nem todos os casos apresentaram resultados esperados, o que resultou em partidas desbalanceadas. Para chegar a esta conclusão, foram observadas todas as partidas realizadas e todos os *gamelogs* coletados foram analisados. Esses *gamelogs* monitoraram o jogo a cada 15 segundos, registrando a situação atual de ambos os times, as características relacionadas, seus valores, entre outras informações. Assim que o jogo foi finalizado, começou-se a traduzir as informações coletadas, comparando os valores de ambos os heróis e fazendo os pressupostos necessários.

Considerando todos os experimentos realizados, temos que 10% deles estavam desbalanceados porque o mecanismo demorou muito tempo para realizar cada ajuste, levando a uma grande diferença entre o desempenho dos jogadores. Assim, quando o desempenho dos jogadores estava próximo de um equilíbrio, a partida terminou. De modo contrário, 5% dos experimentos executados ficaram desbalanceados devido a um excesso de ajustes. Nesses cenários, os ajustes foram sendo realizadas muito rapidamente, levando o jogador B a não evoluir corretamente durante a partida, resultando um jogo fácil para o jogador A.

	IA Adaptativa	
	Vitórias	Derrotas
IA Fácil	8	12
IA Média	10	10
IA Difícil	11	9

Tabela 5.2. Resultado final das partidas executadas nos experimentos.

Após a realização de todos os experimentos foi possível resumir os resultados finais obtidos a partir dos resultados do jogo. Figura 5.2 mostra a quantidade de vitórias e derrotas do agente dinâmico contra os modos fácil, médio e difícil. De acordo com esses valores, podemos observar que o jogo se manteve imparcial uma vez que ambos os jogadores obtiveram resultados muito próximos. Isso mostra que existe a possibilidade do jogador humano vencer ou perder o jogo, de modo que esse resultado dependerá apenas de suas habilidades.

5.4 Testes de Agente contra Usuários

Testes com usuários foram realizados a fim de avaliar, qualitativamente, a eficácia do mecanismo implementado. Assim, o objetivo dos testes consiste em verificar, de acordo com a percepção do jogador, se o mecanismo consegue manter a dificuldade do jogo balanceada frente às suas habilidades e se essa abordagem estimula o seu entretenimento. Para tornar os testes mais objetivos, foram selecionados apenas usuários que já jogaram o DEFENSE OF THE ANCIENTS (DotA) pelo menos uma vez, a fim de evitar dificuldades de compreensão de elementos de interface e/ou do objetivo principal do jogo.

O teste consistiu em submeter o usuário a duas partidas do jogo DEFENSE OF THE ANCIENTS (DotA), onde seu objetivo principal era derrotar o time adversário. No entanto, foi explicado aos usuários que o resultado da partida não é crucial para o experimento, uma vez que estamos mais interessados nas questões comportamentais geradas pelo jogo. No total, onze usuários participaram dos testes. Todos os testes seguiram o seguinte roteiro:

1. O participante foi instruído sobre como o teste transcorreria;
2. Foi realizada uma rápida apresentação da mecânica do jogo, bem como suas regras, a fim de evitar que algum usuário não recordasse sobre o funcionamento do mesmo;
3. O participante foi orientado a preencher o formulário de consentimento (Figura A.1) e o questionário pré-teste (Figuras A.2 e A.3);
4. O participante jogou uma partida do jogo DotA contendo as configurações mencionadas anteriormente;
5. O participante foi orientado a preencher o questionário pós-teste (Figuras A.4, A.5, A.6, A.7 e A.8) e o teste foi encerrado.

Para a realização dos testes, foram fornecidos dois tipos de mapas. No mapa A, os usuários enfrentaram o agente dinâmico como adversário e no mapa B enfrentaram um agente estático. Com estes dois tipos de mapa avaliamos se o ajuste de dificuldade pode ser percebido durante a partida e se este ajuste dinâmico pode realmente impactar no entretenimento jogador.

No início de cada teste, o usuário escolheu o time no qual gostaria de jogar (*Scourge* ou *Sentinel*) e um herói de sua preferência (dentre os disponibilizados no mapa do jogo). Em seguida, iniciou-se a partida no modo normal de jogo e ao longo

de toda sua execução foram coletadas informações no *gamelog*. As partidas tiveram duração entre 20 e 40 minutos.

5.4.1 Questionários

Durante a execução dos testes, os usuários foram instruídos a responder uma sequência de perguntas para que fosse possível traçar perfis de acordo com seus hábitos e experiências. Inicialmente, os voluntários preencheram o formulário de consentimento (Figura A.1) no qual contém informações sobre como o experimento transcorreria, quais dados poderiam ser coletados e a garantia de total anonimato dos participantes.

Em seguida, os voluntários foram orientados a preencher o questionário pré-teste, que contém questões sobre a faixa etária do usuário, seu grau de escolaridade, seus hábitos e familiaridades com jogos digitais. Essas perguntas tem o objetivo de tentar traçar perfis dentre os voluntários, a fim de tentar encontrar similaridades durante os experimentos. As Figuras A.2 e A.3 ilustram o questionário pré-teste.

Por fim, o questionário pós-teste apresentado possui itens sobre variados aspectos dos parâmetros do modelo de avaliação. As questões relacionadas à experiência e imersão do usuário durante a partida vieram de uma seleção de questionários sobre *user experience* em jogos [Takatalo et al., 2015; Fox & Brockmyer, 2013; Jennett et al., 2008; IJsselsteijn et al., 2007]. Elas foram apresentadas na forma de afirmações para que os usuários indiquem o quanto concordam com elas de acordo com a escala *Likert* [Norman, 2010] de 5 pontos. A pontuação varia entre: 1 - “discordo totalmente”; 2 - “discordo parcialmente”; 3 - “indiferente”; 4 - “concordo parcialmente”; e 5 - “concordo totalmente”. As Figuras A.4, A.5, A.6, A.7 e A.8 ilustram o formulário pós-teste aplicado durante os experimentos.

5.4.2 Resultados dos Questionários

Após realizados todos os experimentos, analisou-se os questionários respondidos pelos usuários e os *gamelogs* coletados durante cada partida. As perguntas contidas no questionário pré-teste abordaram aspectos sobre os hábitos e o perfil dos voluntários.

Um total de onze usuários do sexo masculino participaram nos experimentos. Entre eles, um tem menos que 18 anos de idade, dois tem de 18 a 21 anos, quatro tem de 22 a 25 anos e os quatro últimos estão entre 26 e 29 anos. Quanto ao seu grau de escolaridade, um ainda está no ensino médio, sete estão estudando ou já concluíram o ensino superior e um possui pós-graduação.

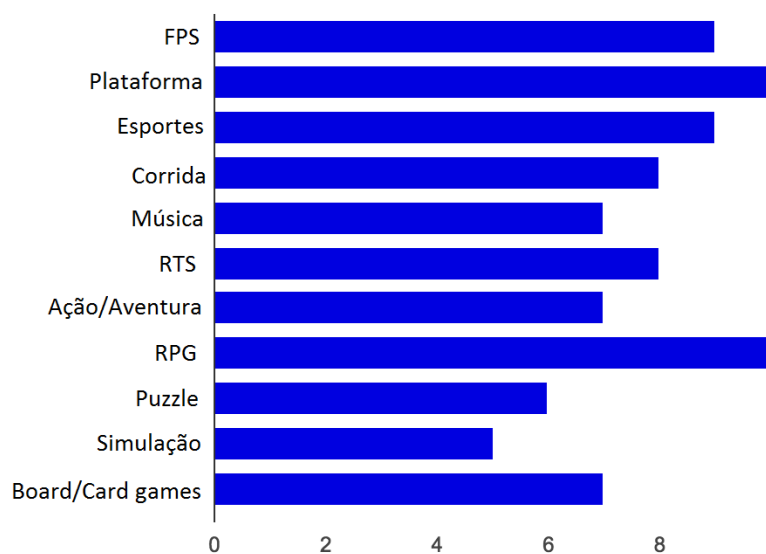


Figura 5.9. Os gêneros de jogos mais populares entre os voluntários.

Para verificar a sua experiência com jogos digitais, foi perguntado aos usuários quais são os gêneros de jogos que eles jogam com mais frequência. Os gêneros mais populares eram jogos de plataforma e RPG selecionados por 90,9% dos voluntários, seguido por jogos em primeira pessoa (FPS) e jogos esportivos com 81,8% dos usuários e em terceiro lugar, os jogos de estratégia em tempo real (RTS) e de corrida com 72,2%. A Figura 5.9 mostra todos os gêneros selecionados pelos voluntários.

Em relação à frequência em que eles jogam, 63,6% dos usuários jogam todos os dias e 36,4% de 1 a 3 vezes por semana. Os jogadores também foram questionados sobre quais dispositivos eles estão jogando atualmente. 81,8% dos voluntários responderam que jogam no computador enquanto 36,4% joga nos consoles. A Figura 5.10 apresenta o gráfico com os dispositivos mais populares entre eles.

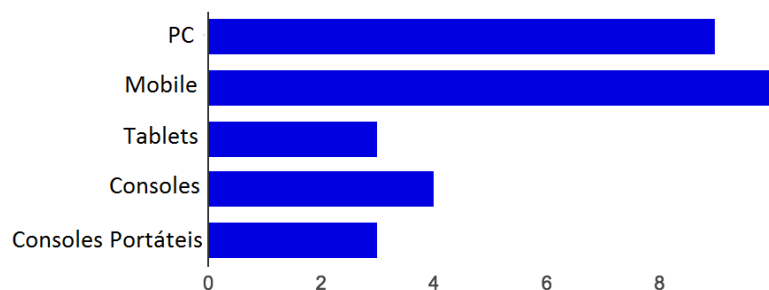


Figura 5.10. Os dispositivos mais populares entre os voluntários.

Agora, conduzindo a entrevista para jogos MOBA, todos os usuários afirmaram

ter jogado DotA pelo menos uma vez, onde cinco dos voluntários se classificaram como iniciantes, quatro jogadores como intermediários e dois como *experts*. Entre os onze voluntários, apenas oito disseram já ter jogado um outro jogo MOBA onde 100% deles jogam *League of Legends* e 37,5% jogam *Heroes of Newerth*. Sobre suas experiências em jogos MOBA no geral, 25% dos jogadores se classificaram como iniciantes, 37,5% como jogadores intermediários e 37,5% como jogadores experientes.

Depois de responder a todas as questões do pré-teste, os participantes foram convidados a jogar duas partidas contra os nossos agentes. Para isso, criamos dois mapas diferentes (A e B) e solicitamos que o voluntário para jogasse duas partidas em apenas um dos mapas. Ambos os mapas contêm a mesma estrutura de jogo e que os difere é que o mapa A hospeda o agente de inteligência artificial dinâmica enquanto mapa B hospeda o agente de inteligência artificial estática. Os agentes mencionados são os mesmos utilizados no experimento anterior. Entre os participantes, seis deles jogou no mapa A e cinco deles jogou no mapa B.

Uma vez concluída as partidas jogadas pelo usuário, o mesmo foi orientado a responder o questionário pós-teste, utilizando a classificação de *Likert*. O primeiro conjunto de afirmativas abordam aspectos da imersão do jogador durante o jogo. Dentre os voluntários, 55% deles se descreveram como indiferentes quando questionados sobre não perceber o passar do tempo enquanto jogavam e 73% deles concordam totalmente que eles se esforçaram muito para obter bons resultados no jogo. Quando perguntados se havia momentos em que eles queriam desistir do jogo, 73% discordam fortemente com esta afirmativa. Isso pode sugerir que, embora metade dos voluntários disse que eles eram indiferentes em relação ao lapso de tempo de jogo, a maioria afirmou que se esforçou para cumprir o objetivo principal da partida e por isso eles não queriam parar de jogar (Figura 5.11). Desse modo, podemos assumir que o jogo foi capaz de oferecer um nível considerável de imersão para o jogador.

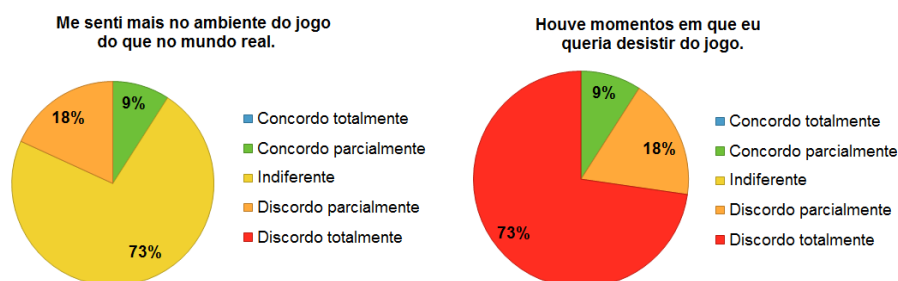


Figura 5.11. Afirmativas que abordam aspectos relacionados a imersão do jogador durante a partida.

O próximo conjunto de afirmativas aborda o desafio do jogo fornecido pelo agente

durante a partida. Quando perguntado se o jogo os manteve motivados a continuar jogando, 18% concordam fortemente e 46% concordam parcialmente. Agora, quanto à dificuldade, 27% concordam fortemente que o jogo é muito difícil para eles, enquanto 18% concordam fortemente que o jogo é adequadamente desafiador para eles. Finalmente, 36% disseram que o jogo não é um desafio a todos (Figura 5.12). Essas opiniões divergentes podem ser observadas devido ao diferente nível de conhecimento de cada jogador. Aqueles que se consideram iniciantes em DotA ou MOBA em geral, afirmaram que o jogo foi muito difícil para eles. Usando a mesma análise, aqueles que se consideram especialistas afirmaram que o jogo foi muito fácil, pois eles sabem estratégias avançadas que vão muito além do algoritmo do agente.

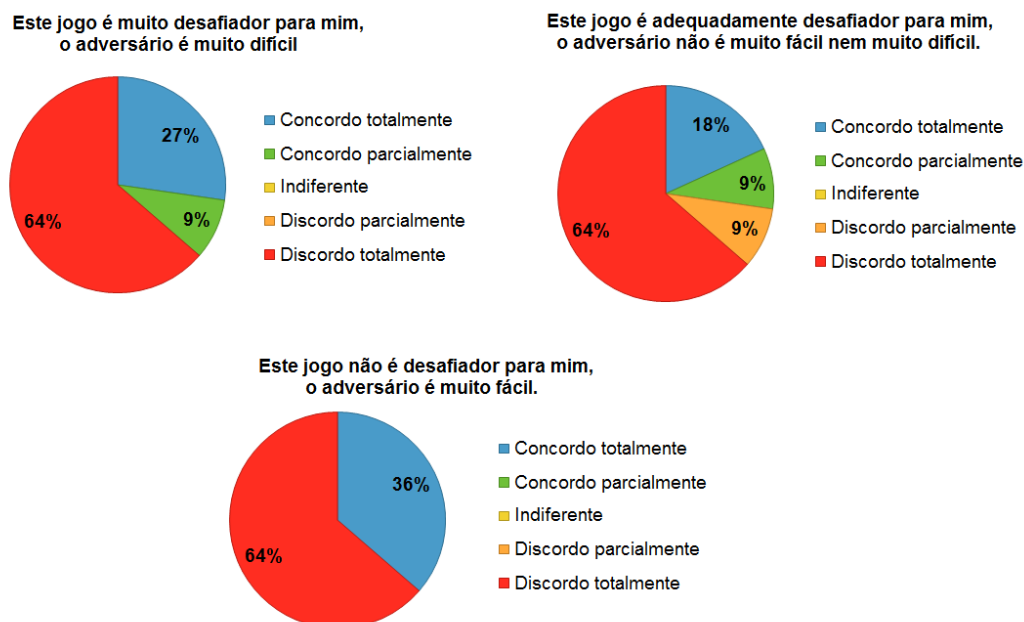


Figura 5.12. Afirmativas que abordam o desafio do jogo fornecido pelo agente durante a partida.

O conjunto seguinte de afirmativas abordaram a capacidade/competência do jogador ao longo da partida. 64% dos jogadores afirmaram se sentir bem sucedidos no final do jogo e venceram a partida. Além disso, 82% concordam que eles estavam tendo progresso durante o curso do jogo. Sobre o divertimento do jogador durante o jogo, 73% gostaram de jogar contra o nosso agente e recomendariam esse jogo para outras pessoas. E 64% dos voluntários disseram que jogariam esse jogo novamente (Figura 5.13). Portanto, embora o agente não fosse muito desafiador para todos os jogadores, podemos considerar que a maioria deles gostou de jogar contra ele.

O último conjunto de afirmativas aborda o nível do agente adversário. Aqui, todas

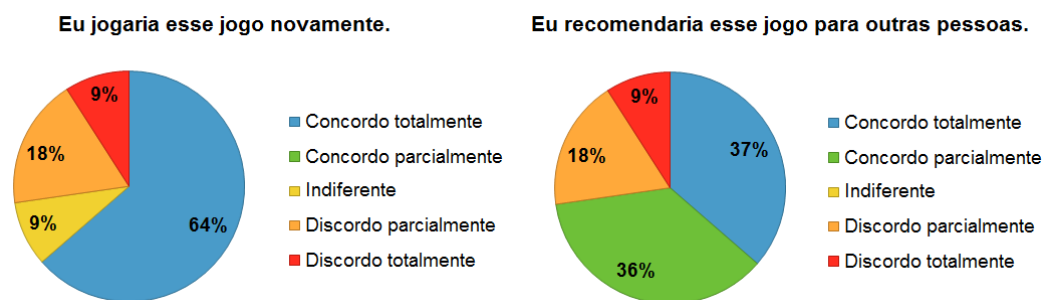


Figura 5.13. Afirmativas que abordam o divertimento do jogador durante a partida.

as opiniões se dividiram, onde temos que 27,3% concordam fortemente e 9,1% concordam parcialmente sobre o adversário jogar muito melhor do que eles. Esse parecer foi dado provavelmente por iniciantes, uma vez que eles podem ter tido que se esforçar demais para tentar ganhar o jogo. Já sobre o oponente jogar no mesmo nível que os jogadores, 27,3% concordam fortemente com esta afirmação, o que pode indicar que esses jogadores são intermediários ou talvez iniciantes que conseguiram vencer a partida. Finalmente, temos que 36,4% dos jogadores concordam que o adversário joga muito pior do que eles. Esta resposta foi dada por jogadores especialistas e intermediários que conseguiram vencer a partida, sem colocar muito esforço nessa realização. Desse modo, podemos observar que a opinião do jogador sobre o adversário reflete diretamente em seu nível de experiência, onde o agente com o mesmo comportamento pode ser muito difícil para alguns e muito fácil para os outros.

Para analisar a percepção do jogador durante o jogo, foram feitas algumas perguntas sobre eles terem, ou não, notado qualquer alteração no comportamento do agente durante o jogo. Essas perguntas foram feitas a todos os jogadores, independentemente do mapa onde eles jogaram. Todos eles disseram que não notaram o adversário ficando mais difícil ou mais fácil. Eles também mencionaram não ter percebido o agente se adaptar ao seu comportamento, a fim de ser mais adequado para eles. Portanto, com base nessas respostas, podemos assumir que o mecanismo foi bem sucedido em, pelo menos, um dos seus objetivos, ao executar alterações no seu comportamento sem torná-lo perceptível para o jogador. Essa é a primeira premissa do ajuste dinâmico de dificuldade que tenta garantir que o jogador não vai se sentir enganado ou decepcionado durante o jogo.

5.4.3 Discussão

O principal objetivo desses experimentos foram avaliar qualitativamente a eficácia do mecanismo implementado, verificando se ele pode manter a dificuldade do jogo balanceada em relação a cada jogador, e se isso pode realmente ter impacto sobre o entretenimento jogador. Portanto, foi fornecido dois tipos de mapa, um com o agente dinâmico e outro com o agente estático.

Depois de analisar os resultados de todos os jogadores, pedimos informalmente para ambos os jogadores especialistas para jogar também no outro mapa, para que pudessemos ouvir suas percepções sobre os dois agentes. Depois de comparar a experiência que tiveram em cada mapa, os jogadores disseram que o adversário do mapa A (agente dinâmico) apresentou um comportamento mais fluido e eles preferiram jogar contra ele. Esses jogadores também afirmaram que ambos os mapas não eram muito desafiadores para eles e talvez eles poderia ser mais adequados para jogadores com pouca experiência. Com esse *feedback*, acreditamos que no estado atual, o nosso agente tem habilidades suficientes para jogar de modo competitivo contra jogadores novatos. Assim, os jogadores novatos podem se divertir enquanto aprendem e melhoram suas estratégias de jogo.

Ao observar os dados referentes as questões sobre a imersão do jogador, podemos considerar que o jogo proporcionou um nível satisfatório de imersão, uma vez que nenhum dos jogadores afirmaram ter vontade de desistir da partida ou achá-la longa demais. Da mesma forma, foram as questões relacionadas com o prazer do jogador durante a partida, embora os agentes não eram sempre muito desafiadores contra todos os usuários, podemos supor que a maioria deles gostou de jogar contra ele e que recomendariam o jogo para outras pessoas. Além disso, nenhum dos participantes afirmaram achar o jogo monótono. Sendo assim, acredita-se que o mecanismo foi capaz de proporcionar um nível adequado de diversão aos seus usuários.

No entanto, vistas as respostas relacionadas ao desafio jogo, observou-se que para os especialistas, o agente de inteligência artificial desenvolvido acabou por ser fraco e não muito desafiador. Acredita-se que isso ocorreu devido à ausência de estratégias mais complexas durante o seu desenvolvimento, uma vez que não é uma tarefa simples desenvolver tais agentes. Como mencionado na Seção 3.7, o desenvolvimento de agentes capazes de derrotar jogadores humanos competitivos em MOBA continua a ser um desafio de pesquisa em aberto. Assim, podemos atribuir as falhas dos agentes aqui desenvolvidos a essa deficiência acadêmica. Alguns dos jogadores intermediários também acharam que os agentes não foram muito difíceis de derrotar. Já os jogadores de nível de iniciante, afirmaram que eles acharam os adversários muito desafiadores.

Essa percepção se deve ao fato de que embora o agente tivesse mantido o mesmo ritmo que eles, provavelmente esses jogadores ainda tiveram que se esforçar muito para tentar ganhar o jogo.

Além disso, os participantes acreditaram ter tido um bom progresso ao longo da partida e alegaram que em nenhum momento se sentiram ansiosos ou entediados. Essas afirmações se tornam importantes pois demonstram que o mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade proporciona partidas que tentam respeitar as diretrizes definidas pela teoria do canal de fluxo, mencionada no Capítulo 2 deste trabalho. Onde para prover um melhor entretenimento para o jogador, o mesmo deve ser constantemente desafiado, sem se sentir ansioso ou entediado pelos níveis dos desafios.

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

6.1 Conclusões

Neste trabalho foi apresentado um mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade para jogos MOBA (*Multiplayer Online Battle Arena*), com o objetivo de tornar a experiência do jogador mais divertida e menos frustrante ao oferecer um adversário adequadamente desafiador. O mecanismo consiste em alternar entre três agentes com diferentes níveis de dificuldade toda vez que o mesmo detectar momentos em que o jogo está desbalanceado. Para isso, ele realiza o monitoramento de toda a partida e diante da análise das variáveis *nível do herói*, *mortes do herói* e *torres inimigas destruídas* é determinado se o jogo está balanceado ou não. O MOBA DEFENSE OF THE ANCIENTS (DotA) foi escolhido como *test-bed* deste trabalho e nele foi implementado o mecanismo e os três níveis de IA.

Através da realização de experimentos entre os agentes estáticos e o agente dinâmico, onde os agentes estáticos simularam os três principais níveis de jogador (iniciante, intermediário e experiente), foi possível verificar que o mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade foi capaz de manter-se compatível com as habilidades do jogador simulado em 85% dos experimentos. Nos experimentos restantes que falharam em se adequar às habilidades do jogador simulado, 10% ocorre porque o mecanismo de ajuste demorou muito tempo para realizar cada ajuste necessário, resultando em uma grande diferença entre o desempenho dos jogadores. Já os 5% devido a um excesso de ajustes que foram realizados muito rapidamente, sem dar tempo suficiente para que o jogo para evoluísse adequadamente.

Os testes com usuários desempenharam um papel importante para a determinação dos pontos positivos e negativos dessa abordagem. Diante dos resultados apresentados, podemos concluir que o mecanismo proposto se comportou de forma esperada,

mostrando-se capaz de oferecer um adversário compatível com jogadores de nível iniciante e intermediário. Entretanto, para jogadores de nível *expert* o agente adaptativo não se mostrou muito desafiador. Acredita-se que essa incompatibilidade com jogadores experientes se dê devido a ausência de estratégias mais complexas, visando que desenvolver um agente de MOBA que seja competitivo ainda é desafio acadêmico em aberto. Porém, em contrapartida a essa incompatibilidade, todos os usuários se manifestaram desafiados e motivados a cumprirem o objetivo do jogo, sem se sentir ansioso ou entediado ao longo da partida.

Além disso, depois de observar todos os resultados obtidos, tanto nos experimentos realizados entre agentes, quanto nos experimentos com usuários, foi possível perceber que essa abordagem gerou resultados positivos. A necessidade de manter o jogador entretido é uma preocupação real da indústria e esse mecanismo, se for aprimorado, possui um grande potencial para evitar o tédio e frustração dos mesmos.

6.2 Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros, tem-se a necessidade de aprimorar o mecanismo de ajuste dinâmico de dificuldade, a fim de diminuir a quantidade de casos em que a adaptação não funcionou corretamente. Uma forma de se realizar esse aprimoramento, seria por meio do estudo de possíveis novas variáveis a serem monitoradas durante a partida. Além disso, o desenvolvimento de um modelo de avaliação mais robusto certamente ocasionaria em resultados mais significativos durante a verificação das performances dos jogadores.

Outro aspecto relevante, seria a implementação de alguma técnica de aprendizado de máquina para o treinamento da inteligência artificial, de modo que ela pudesse: aprender novas estratégias, se comportar de maneira semelhante aos humanos e proporcionar partidas mais desafiadoras e equilibradas para todos os níveis de jogadores.

Por fim, seria interessante a realização de um número maior de experimentos com jogadores reais de forma a avaliar melhor a abordagem desenvolvida neste trabalho.

Apêndice A

Questionários dos Testes com Usuário

Questionário dos Testes no Jogo DotA

Título: Inteligência Artificial Adaptativa para Ajuste Dinâmico de Dificuldade em Jogos Digitais

O objetivo deste teste é avaliar o nível de satisfação e entretenimento de jogadores durante partidas do jogo Defense of the Ancient (DotA). Será solicitado que os participantes joguem 2 partidas do jogo Defense of the Ancient (DotA). Nessas 2 partidas, o voluntário irá jogar contra um adversário de comportamento adaptativo ou não-adaptativo, onde a escolha desse adversário será aleatória. Durante as partidas, os logs do jogo serão coletados para análise posterior. Ao final das atividades estabelecidas, o participante preencherá um formulário pós teste informando suas percepções e seu nível de envolvimento ao longo das partidas.

Todas as informações coletadas durante os testes serão utilizados apenas com o propósito de estudo e nenhuma de suas imagens e/ou informações pessoais serão publicadas e/ou disponibilizadas para terceiros. Garantimos o anonimato dos participantes, tendo dito isso, as únicas pessoas que terão conhecimento do nome dos participantes serão os pesquisadores envolvidos nesse teste.

Se você optar por não participar:

Você possui total liberdade para decidir, em qualquer momento, se deseja ou não participar dessa pesquisa. Sua decisão não irá afetar o seu relacionamento com a instituição ou com os envolvidos nessa pesquisa.

Compensação:

A participação nesta pesquisa é totalmente voluntária e nenhuma remuneração será oferecida para os participantes.

Consentimento:

O presente documento que descreve os benefícios, riscos e procedimentos desta pesquisa foi lido e explicado. Eu tive a oportunidade de realizar perguntas sobre a pesquisa e as mesmas foram respondidas com clareza. Eu concordo em participar como voluntário.

Figura A.1. Formulário de consentimento preenchido pelos participantes antes de se iniciar os testes.

Questionário Pré Teste

Esse questionário deve ser preenchido ANTES de você iniciar as partidas do jogo DotA.

Sexo do Jogador *

Idade *

Menos de 18 anos

18 a 21 anos

22 a 25 anos

26 a 29 anos

Acima de 30 anos

Qual seu grau de escolaridade? (Completo ou Incompleto) *

Ensino Médio

Ensino Superior

Pós-Graduação

Quais tipos de jogos você já jogou? (Se necessário, escolha mais de uma) *

FPS (Counter Strike, Doom, Call of Duty, Medal of Honor, etc.)

Plataforma (Sonic, Mario, Metroid, etc.)

Jogos de esportes

Jogos de corrida

Jogos musicais (Guitar Hero, Rock Band, etc.)

RTS (Age of Empires, Warcraft, Starcraft, etc.)

Ação/Aventura (Assassin's Creed, Tomb Raider, Uncharted, etc)

RPG (Zelda, Final Fantasy, Ragnarök, Diablo, etc.)

Puzzle (Tetris, Angry Birds, etc.)

Jogos de simulação (Sim City, The Sims, etc.)

Jogos digitais de tabuleiro e carteadado (Xadrez, Dama, Paciência, Truco, etc.)

Outro:

Em qual plataforma você joga atualmente? (Se necessário, escolha mais de uma) *

Computador

Mobile

Tablets

Consoles (PS4, Xbox One, Wii U, etc.)

Consoles portáteis (Game Boy, PSP, Nintendo DS, etc.)

Figura A.2. Questionário pré-teste.

Com que frequência você joga? *

- Todos os dias
- De 1 a 3 vezes por semana
- De 1 a 3 vezes por mês

Você já jogou Defense of the Ancient (DotA)? *

Como você se classificaria como jogador de DotA? *

- Iniciante
- Intermediário
- Experiente

Você já jogou outro jogo do gênero MOBA? *

- Sim
- Não

Caso já tenha jogado outro jogo do gênero MOBA, digite o nome dele(s) abaixo:

Como você se classificaria como jogador de MOBA? *

- Iniciante
- Intermediário
- Experiente

Figura A.3. Continuação do questionário pré-teste.

Questionário Pós-Teste

Esse questionário deve ser preenchido DEPOIS de você finalizar todas as partidas do jogo DotA.

Qual mapa você jogou? *

Sobre imersão no jogo:

Eu não percebi o tempo passar enquanto jogava. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Me senti mais no ambiente do jogo do que no mundo real. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Me esforcei para ter bons resultados no jogo *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Houve momentos em que eu queria desistir do jogo. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O jogo demorou muito para acabar. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Figura A.4. Questionário pós-teste: Questões sobre a imersão no jogo.

Desafio do jogo:

Durante a partida, eu me senti ansioso. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Durante a partida, eu me senti entediado. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O jogo me manteve motivado a continuar jogando. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Minhas habilidades melhoraram gradualmente com a superação dos desafios. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O jogo oferece novos desafios num ritmo apropriado. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Este jogo é muito desafiador para mim, o adversário é muito difícil. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Este jogo é adequadamente desafiador para mim, o adversário não é muito fácil nem muito difícil. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Este jogo não é desafiador para mim, o adversário é muito fácil. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Figura A.5. Questionário pós-teste: Questões sobre o nível de desafio do jogo.

Habilidade/competência durante o jogo:

Me senti bem sucedido. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Eu alcancei o objetivo do jogo. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Me senti competente. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Senti que estava tendo progresso durante o desenrolar do jogo. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Figura A.6. Questionário pós-teste: Questões sobre a habilidade/competência do jogador durante o jogo.

Divertimento durante o jogo:

Eu gostei de jogar contra este adversário. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Quando interrompido, fiquei desapontado que o jogo tinha acabado. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Eu jogaria este jogo novamente. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Eu recomendaria este jogo para outras pessoas. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Algumas coisas do jogo me irritaram. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Achei o jogo monótono. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Figura A.7. Questionário pós-teste: Questões sobre o divertimento do jogador durante o jogo.

Nível do adversário NPC:

O adversário joga muito melhor que eu. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O adversário joga na mesma proporção que eu. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O adversário joga muito pior que eu. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Percepções do jogo:

Você percebeu alguma mudança no comportamento do adversário de forma que ele se adaptou ao seu desempenho? *
(SIM ou NÃO? - Caso responda SIM, qual foi sua percepção?)

Você percebeu o adversário ficando mais fácil ao longo da partida? *
(SIM ou NÃO? - Caso responda SIM, qual foi sua percepção?)

Você percebeu o adversário ficando mais difícil ao longo da partida? *
(SIM ou NÃO? - Caso responda SIM, qual foi sua percepção?)

Figura A.8. Questionário pós-teste: Questões sobre o nível do adversário e as percepções durante o jogo.

Referências Bibliográficas

- Andrade, G.; Ramalho, G.; Santana, H. & Corruble, V. (2005). Extending reinforcement learning to provide dynamic game balancing. Em *Proceedings of the Workshop on Reasoning, Representation, and Learning in Computer Games, 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pp. 7--12.
- Bakkes, S.; Spronck, P. & van den Herik, J. (2009). Rapid and reliable adaptation of video game ai. *Computational Intelligence and AI in Games, IEEE Transactions on*, 1(2):93--104.
- Bartle, R. A. (2004). *Designing virtual worlds*. New Riders.
- Bowman, D. A. & McMahan, R. P. (2007). Virtual reality: how much immersion is enough? *Computer*, 40(7):36--43.
- Buro, M. (2003). Real-time strategy games: A new ai research challenge. Em *IJCAI*, pp. 1534--1535.
- Buro, M. (2004). Call for ai research in rts games. Em *Proceedings of the AAAI-04 Workshop on Challenges in Game AI*, pp. 139--142.
- Buro, M. & Furtak, T. (2004). Rts games and real-time ai research. Em *Proceedings of the Behavior Representation in Modeling and Simulation Conference (BRIMS)*, volume 6370.
- Chanel, G.; Rebetez, C.; Bétrancourt, M. & Pun, T. (2008). Boredom, engagement and anxiety as indicators for adaptation to difficulty in games. Em *Proceedings of the 12th International Conference on Entertainment and Media in the Ubiquitous Era*, MindTrek '08, pp. 13--17, New York, NY, USA. ACM.
- Csikszentmihalyi, M. (1991). *Flow*. HarperCollins.
- Csikszentmihalyi, M. (2000). *Beyond boredom and anxiety*. Jossey-Bass.

- Csikszentmihalyi, M. & Nakamura, J. (2010). Effortless attention in everyday life: A systematic phenomenology.
- de Araujo, B. B. P. L. & Feijó, B. (2013). Evaluating dynamic difficulty adaptivity in shoot'em up games. Em *Proceedings of the XII Brazilian Symposium on Games and Digital Entertainment - SBGames 2013*, pp. 229 -- 238, São Paulo, Brazil.
- Demasi, P. & Adriano, J. d. O. (2003). On-line coevolution for action games. *International Journal of Intelligent Games & Simulation*, 2(2).
- Egenfeldt-Nielsen, S.; Smith, J. H. & Tosca, S. P. (2013). *Understanding video games: The essential introduction*. Routledge.
- Fox, C. M. & Brockmyer, J. H. (2013). The development of the game engagement questionnaire: A measure of engagement in video game playing: Response to reviews. *Interacting with Computers*, p. iwt003.
- Hunicke, R. (2005). The case for dynamic difficulty adjustment in games. Em *Proceedings of the 2005 ACM SIGCHI International Conference on Advances in computer entertainment technology*, pp. 429--433. ACM.
- Hunicke, R. & Chapman, V. (2004). Ai for dynamic difficulty adjustment in games. Em *Challenges in Game Artificial Intelligence AAAI Workshop*, pp. 91--96.
- IJsselsteijn, W.; De Kort, Y.; Poels, K.; Jurgelionis, A. & Bellotti, F. (2007). Characterising and measuring user experiences in digital games. Em *International conference on advances in computer entertainment technology*, volume 2, p. 27.
- Jennett, C.; Cox, A. L.; Cairns, P.; Dhoparee, S.; Epps, A.; Tijs, T. & Walton, A. (2008). Measuring and defining the experience of immersion in games. *International journal of human-computer studies*, 66(9):641--661.
- Jennings-Teats, M.; Smith, G. & Wardrip-Fruin, N. (2010). Polymorph: dynamic difficulty adjustment through level generation. Em *Proceedings of the 2010 Workshop on Procedural Content Generation in Games*, p. 11. ACM.
- Johnson, D.; Nacke, L. & Wyeth, P. (2015). All about that base: differing player experiences in video game genres and the unique case of moba games.
- Kazmi, S. & Palmer, I. J. (2010). Action recognition for support of adaptive gameplay: A case study of a first person shooter. *International Journal of Computer Games Technology*, 2010:1.

- Klimmt, C.; Blake, C.; Hefner, D.; Vorderer, P. & Roth, C. (2009). Player performance, satisfaction, and video game enjoyment. Em *Entertainment Computing-ICEC 2009*, pp. 1--12. Springer.
- Koster, R. (2010). *Theory of fun for game design*. O'Reilly Media, Inc.
- Kwak, H.; Blackburn, J. & Han, S. (2015). Exploring cyberbullying and other toxic behavior in team competition online games. *Social Dynamics*, 22(28):47.
- Lopes, R. & Bidarra, R. (2011). Adaptivity challenges in games and simulations: a survey. *Computational Intelligence and AI in Games, IEEE Transactions on*, 3(2):85--99.
- Løvoll, H. S. & Vittersø, J. (2014). Can balance be boring? a critique of the “challenges should match skills” hypotheses in flow theory. *Social indicators research*, 115(1):117-136.
- Machado, M. C.; Fantini, E. P. & Chaimowicz, L. (2011a). Player modeling: Towards a common taxonomy. Em *Computer Games (CGAMES), 2011 16th International Conference on*, pp. 50--57. IEEE.
- Machado, M. C.; Fantini, E. P. & Chaimowicz, L. (2011b). Player modeling: What is it? how to do it? Em *Games and Digital Entertainment (SBGAMES), 2011 Brazilian Symposium on*. IEEE.
- Machado, M. C.; Rocha, B. S. & Chaimowicz, L. (2011c). Agents behavior and preferences characterization in civilization iv. Em *Games and Digital Entertainment (SBGAMES), 2011 Brazilian Symposium on*, pp. 43--52. IEEE.
- Malone, T. W. (1981). Toward a theory of intrinsically motivating instruction*. *Cognitive science*, 5(4):333--369.
- Mateas, M. (2002). Interactive drama, art and artificial intelligence. Relatório técnico.
- Missura, O. & Gärtner, T. (2009). Player modeling for intelligent difficulty adjustment. Em *Discovery Science*, pp. 197--211. Springer.
- Nacke, L. & Lindley, C. A. (2008). Flow and immersion in first-person shooters: measuring the player's gameplay experience. Em *Proceedings of the 2008 Conference on Future Play: Research, Play, Share*, pp. 81--88. ACM.
- Nareyek, A. (2004). AI in computer games. *Queue*, 1(10):58.

- Norman, G. (2010). Likert scales, levels of measurement and the “laws” of statistics. *Advances in health sciences education*, 15(5):625--632.
- Olesen, J. K.; Yannakakis, G. N. & Hallam, J. (2008). Real-time challenge balance in an rts game using rtneat. Em *Computational Intelligence and Games, 2008. CIG'08. IEEE Symposium On*, pp. 87--94. IEEE.
- Silva, M.; Chaimowicz, L. & Silva, V. (2015). Dynamic difficulty adjustment through an adaptive ai. Em *Brazilian Symposium on Games and Digital Entertainment (SBGames)*, pp. 52--59, Teresina-PI, Brazil. SBC.
- Silva, V. d. N. & Chaimowicz, L. (2015). On the development of intelligent agents for moba games. Em *Brazilian Symposium on Games and Digital Entertainment (SBGames)*, Teresina-PI, Brazil. SBC.
- Smith, A. M.; Lewis, C.; Hullett, K.; Smith, G. & Sullivan, A. (2011a). An inclusive taxonomy of player modeling. *University of California, Santa Cruz, Tech. Rep. UCSC-SOE-11-13*.
- Smith, A. M.; Lewis, C.; Hullett, K.; Smith, G. & Sullivan, A. (2011b). An inclusive taxonomy of player modeling. *University of California, Santa Cruz, Tech. Rep. UCSC-SOE-11-13*.
- Spronck, P.; Ponsen, M.; Sprinkhuizen-Kuyper, I. & Postma, E. (2006). Adaptive game ai with dynamic scripting. *Machine Learning*, 63(3):217--248.
- Spronck, P.; Sprinkhuizen-Kuyper, I. & Postma, E. (2004). Difficulty scaling of game ai. Em *Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Games and Simulation (GAME-ON 2004)*, pp. 33--37.
- Stanley, K. O.; Bryant, B. D. & Miikkulainen, R. (2005). Evolving neural network agents in the nero video game. *Proceedings of the IEEE*, pp. 182--189.
- Takatalo, J.; Häkkinen, J. & Nyman, G. (2015). Understanding presence, involvement, and flow in digital games. Em *Game User Experience Evaluation*, pp. 87--111. Springer.
- Thompson, P.; Parker, R. & Cox, S. (2015). Interrogating creative theory and creative work: Inside the games studio. *Sociology*, p. 0038038514565836.
- Togelius, J.; De Nardi, R. & Lucas, S. M. (2007). Towards automatic personalised content creation for racing games. Em *Computational Intelligence and Games, 2007. CIG 2007. IEEE Symposium on*, pp. 252--259. IEEE.

- Van Den Hoogen, W.; IJsselsteijn, W. & de Kort, Y. (2008). Exploring behavioral expressions of player experience in digital games. Em *Proceedings of the workshop on Facial and Bodily Expression for Control and Adaptation of Games ECAG 2008*, pp. 11--19.
- Weber, B. G.; Mateas, M. & Jhala, A. (2010). Applying goal-driven autonomy to starcraft. Em *AIIDE*.
- Weber, B. G.; Mateas, M. & Jhala, A. (2011). Building human-level ai for real-time strategy games. Em *AAAI Fall Symposium: Advances in Cognitive Systems*, volume 11, p. 01.
- Wheat, D.; Masek, M.; Lam, C. P. & Hingston, P. (2015). Dynamic difficulty adjustment in 2d platformers through agent-based procedural level generation. Em *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2015 IEEE International Conference on*, pp. 2778--2785. IEEE.
- Yannakakis, G. N. (2008). How to model and augment player satisfaction: a review. Em *Proceedings of the 1st Workshop on Child, Computer and Interaction (ICMI'08)*, ACM Press, Montreal, Canada.