

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO
CENTRO DE INFORMÁTICA



**UMA ABORDAGEM ESTATÍSTICA PARA AJUSTE DINÂMICO DE
DIFICULDADE EM JOGOS COMPETITIVOS MULTIJOGADOR**

RELATÓRIO DO SAAP

Autor: João Gabriel Gadelha Xavier Monteiro (jggxm@cin.ufpe.br)

Orientador: Geber Lisboa Ramalho (glr@cin.ufpe.br)

Co-orientador: Ricardo Martins de Abreu Silva (rmas@cin.ufpe.br)

1- Justificativa

A principal expectativa de um jogador ao interagir com um jogo é que este seja capaz de entretê-lo. Tal característica o difere da grande maioria dos outros tipos de software, pois, dificilmente alguém joga por ser obrigado e isso faz com que o usuário só sinta desejo de jogar se sua expectativa de diversão for atendida. Por isso a capacidade de entretenimento tem grande influência na qualidade do jogo [Tozour, 2002]. Essa capacidade pode ser definida por uma série de fatores, como enredo atraente, qualidade gráfica e sonora e principalmente pela jogabilidade [Andrade, 2006].

A jogabilidade é definida como a experiência vivida pelo jogador ao interagir com o jogo. O principal elemento da jogabilidade é o nível de dificuldade do desafio enfrentado pelo usuário, que é definido pelo balanceamento do jogo. Balancear significa propor desafios em um nível adequado, que nem sejam difíceis demais a ponto de frustrar, nem fáceis demais, a ponto de entediar. Na literatura vários autores enaltecem a importância de um bom balanceamento: Segundo [Sweetser e Wyeth, 2005] o nível de desafios influencia na satisfação do jogador, para [Yannakais e Hallam, 2005] o balanceamento é uma das principais métricas do interesse do jogador nesse tipo de software e [Falstein, 2004] afirma que o balanceamento do jogo é considerado pela comunidade desenvolvedora como algo determinante para o seu sucesso.

A atividade de balanceamento dos jogos tradicionalmente é realizada de forma manual pelos Designers do jogo em um processo árduo e tedioso, envolvendo repetidas sessões de testes e ajustes, além de testes com grupos de usuários, consumindo cerca de 20% dos recursos destinados a produção do software. As técnicas tradicionais se baseiam em estudar grupos de jogadores e definir alguns níveis de dificuldade específicos [Andrade, 2006]. O resultado pode tornar-se muito difícil para jogadores casuais ou muito simples para jogadores habituais. É muito complexo balancear um jogo que possa agradar todos os prováveis jogadores, porque mesmo com habilidades parecidas, jogadores possuem características pessoais diferentes e evoluem em ritmos distintos.

Por isso, percebe-se que propor desafios em níveis de dificuldade adequados para divertir o jogador é uma tarefa bastante complexa e de suma importância para o sucesso do produto. Isso justifica a necessidade de pesquisa e desenvolvimento de técnicas que visam realizar o ajuste dinâmico de dificuldade, comumente chamado na literatura de DDA (*Dynamic Difficulty Adjustment*) ou Balanceamento Dinâmico, visando manter o interesse do jogador e aumentar seu nível de satisfação ao jogar.

Existem, porém jogos em que não é possível realizar o DDA especificamente para cada usuário. É o caso dos jogos em que promovem competições entre os jogadores, como por exemplo, os MMOGs (*Massively multiplayer online game*) que comportam milhares de usuários simultaneamente. Os desafios propostos para todos os jogadores devem ser os mesmos, independente do seu nível de habilidade, para que o princípio de justiça seja mantido e a vitória de um jogador dependa unicamente do seu esforço e competência. O balanceamento dinâmico então deve ser feito para a comunidade jogadora como um todo, baseando-se em métricas de sucesso propostas pelos designers do jogo. Esses tipos de jogos agregam milhões de jogadores, por isso são muito importantes para a indústria e são ainda mais complexos de balancear, justificando assim pesquisas de técnicas que visem realizar DDA neste tipo de jogo, algo ainda inédito na área de estudo.

2- Revisão da Literatura

As técnicas propostas na literatura para a realização de DDA pesquisadas foram estudadas e discutidas em conjunto por um grupo formado por quatro pesquisadores, por cerca de um ano, visando à escrita de um documento que consolidasse as principais técnicas existentes na área.

Inicialmente 2202 artigos foram encontrados como potenciais abordagens para realização de ajuste dinâmico de dificuldade, através de engenhos de busca de artigos científicos. Após leitura de resumos destes e de alguns artigos que os referenciavam, 71 artigos foram considerados como de fato relacionados explicitamente ao tema. Esses artigos são fundamentalmente trabalhos de 23 grupos de pesquisa e foram classificados em quatro grandes grupos de abordagem de acordo com a técnica aplicada para a realização do ajuste dinâmico de

dificuldade. Esses quatro grupos de abordagem são chamados de: Ajuste de parâmetros e ambiente, Aprendizagem online de performance, Aprendizagem online de competência e Chaveamento de níveis pré-definidos. Abaixo cada um desses grupos será explicado, bem como enumerados os mais recentes trabalhos de cada grupo de pesquisa que fazem parte de cada um deles.

Nenhuma das técnicas já propostas lida com balanceamento dinâmico baseado em conjuntos de jogadores, logo nenhuma delas poderia ser aplicada, da maneira como os seus autores as sugerem em seus artigos, em jogos que oferecem competições entre usuários sem ferir o princípio de justiça.

2.1 Técnicas baseadas em ajustes de parâmetros e ambientes do jogo

Técnicas pertencentes a esse grupo estimam a dificuldade sentida pelo jogador, através de uma função comumente chamada de Função Desafio [Andrade et al, 2005] ou função facilidade [Demasi e Cruz, 2002], a heurística dessa função varia de técnica para técnica e depende do jogo. Por exemplo, se o jogo for de luta, a função desafio pode ser baseada na diferença entre os pontos de vida dos oponentes, se for um jogo de corrida, baseada na colocação do jogador.

A partir da dificuldade estimada, alteram-se parâmetros do jogo como pontos de vida do jogador, ou força do tiro de uma arma, ou quantidade de inimigos em um ambiente. Tais alterações visam aumentar ou diminuir o nível de dificuldade. De tempos em tempos a função desafio deve ser novamente estimada, e os parâmetros novamente ajustados. Essas técnicas não trabalham com alterações no comportamento de NPCs (*non player character*) que são personagens não jogáveis pertencentes ao universo do jogo, que podem tanto agir como inimigo ou como amigo do jogador.

São propostas técnicas com esse tipo de abordagem nos trabalhos de [Hunicke, 2005], [Mladenov e Missura, 2010], [Lankveld, Spronck e Van den Herik, 2009], [Jennings-Teats, Smith e Wardrip-Fruin, 2010], [Hagelback e Joahnsson, 2009], [Moffet, 2010], [Westra, Dignum e Dignum, 2010], [Chiu e Chan, 2008], [Tan e Tan, 2011] e [Ibañes e Delgado-Mata 2011].

2.2 Técnicas baseadas em aprendizagem online de performance

As abordagens propostas pertencentes a esse grupo modificam o comportamento dos NPCs para que a performance de suas ações se adapte ao nível de habilidade do jogador. Esse nível de habilidade também é estimado através de uma função desafio.

As ações tomadas pelos NPCs têm sua qualidade avaliada de acordo com o grau de compatibilidade ao nível do jogador, ou seja, quanto mais próxima a performance de uma ação tomada pelo NPC for da performance do jogador, mais positivamente sua qualidade será avaliada. A Inteligência Artificial (IA) classifica que uma jogada mais eficiente é menos qualificada, se o jogador for pouco habilidoso. Por isso a o que é aprendido nesse tipo de técnica é do nível performance deve ser usada contra cada jogador, podendo desaprender a real eficiência de uma ação em determinada situação do jogo. Exemplificando, se em um jogo de luta, a IA perceber que usar um golpe ao pular sempre atinge o jogador com sucesso, a qualidade dessa ação será avaliada como baixa, mesmo sendo eficiente, pois o jogador se dá mal contra ela. Uma ação com maus resultados contra o jogador também é considerada de baixa qualidade, pois ela tenderá a deixar o jogo fácil.

Os trabalhos de [Potisartra e Kotrajaras, 2010] , [Dahlbom e Niklasson, 2006], [Olesen, Yannakakis e Hallan, 2008], [Noon, 2009] e [Demasi e Cruz, 2003] apresentam técnicas pertencentes a esse grupo.

2.3 Técnicas baseadas em aprendizagem online de competência

Assim como as técnicas do grupo anterior, as técnicas pertencentes a este grupo modificam comportamento dos NPCs. A grande diferença entre os dois tipos de abordagem está na maneira como a qualidade das ações é avaliada. Aqui uma ação é considerada melhor qualificada se ela é de fato mais eficiente, e pior se o resultado de sua aplicação for ruim.

A adaptação ocorre escolhendo-se ações cuja qualidade é relacionada ao nível de habilidade estimado do jogador. Ou seja, se o jogador é pouco habilidoso as técnicas de baixa qualidade serão escolhidas mais frequentemente, se é bom, as de mais alta qualidade serão escolhidas mais frequentemente. Ao contrário da

aprendizagem de competência a qualidade reflete o real ganho do uso da ação, por isso essas técnicas não desaprendem a real eficiência das ações em cada situação, adquirindo assim competência e somente adaptando a performance com que jogam para se equilibrar ao jogador. Tomando o mesmo exemplo dado anteriormente, a qualidade da ação de golpear enquanto está no ar será avaliada como alta com essas abordagens, por ser de fato eficiente contra o jogador. Por isso essa ação será mais dificilmente escolhida, visando à adaptação da performance ao nível do jogador.

São trabalhos pertencentes a este grupo, as propostas de [Spronck et al, 2005], [Ludwig e Farley, 2007], [Hsieh e Wang, 2007], [Arulraj, 2010] e [Andrade, 2006].

2.4 Técnicas Baseadas em Chaveamento de níveis pré-definidos

A técnica de pré-definir diferentes níveis de dificuldade para uma mesma situação (como uma fase ou cenário) é bastante comum na indústria de jogos. Normalmente o jogador deve decidir no começo do jogo em que nível de dificuldade quer jogar, comumente são propostos três níveis distintos, fácil, médio e difícil. Essas opções nem sempre refletem a realidade do jogador que pode fazer uma escolha errada e por isso o jogo pode não oferecer um desafio num nível adequado. As abordagens pertencentes a esse grupo ajustam dinamicamente a dificuldade chaveando entre os níveis pré-definidos de acordo com o resultado da aplicação da função desafio. Quanto mais níveis forem pré-definidos maiores as chances de uma adequação correta à capacidade do jogador, porém a criação de níveis distintos requer muito trabalho manual e os níveis de dificuldade podem não refletir na realidade a dificuldade que se espera deles.

Os seguintes trabalhos de [Yannakais e Hallam, 2009], [Wong, 2008], [He et al, 2010], [Yun et al, 2010], [Hoder et al , 2010] e [Rani, Sarkar e Liu, 2005] apresentam abordagens que pertencem a este grupo.

3 – Objetivos

O trabalho que vem sendo desenvolvido nessa pesquisa tem como principal objetivo desenvolver uma técnica que permita realizar o DDA para jogos competitivos multijogador.

A partir da conclusão do desenvolvimento dessa técnica espera-se construir um framework para que seja possível utilizá-la em jogos distintos, mas que compartilhem as mesmas características do jogo que será utilizado como estudo de caso, que é se tratar de uma competição entre jogadores onde são propostas tarefas aos jogadores de tempos em tempos, e essas tarefas tem parâmetros ajustáveis, para que seja possível realizar o ajuste de dificuldade. Vários jogos comerciais apresentam tais características, dentre eles a maioria dos MMOGs, alguns inclusive contando com comunidades de milhões de usuários.

4-Metodologia

No escopo desse projeto, uma tarefa do jogo será chamada de desafio, e será representado por uma tupla de tamanho variável, formada de parâmetros do contexto do jogo. Por exemplo, um desafio em um jogo em que a técnica proposta esteja sendo aplicada pode ser uma tupla formada por um estágio, uma meta de tempo, uma meta de pontuação e uma meta de pontos de vida. Caso outro jogo vise à aplicação da técnica, o conceito de desafio irá mudar para se adequar aos novos parâmetros.

Para a realização do DDA em jogos multijogador os designers do jogo devem definir como entrada qual porcentagem de cada uma das métricas de sucesso do desafio deve ser atendida e quantos por cento das partidas realizadas devem ser capazes de cumprir essas porcentagens das métricas. Exemplificando, se um desafio tem como parâmetros para considerar que o jogador terminou a partida com sucesso o tempo para ser realizado e uma meta pontuação a ser atingida, os designers devem fornecer como entrada por exemplo que desejam que 60% dos jogadores terminem a partida utilizando até 80% do tempo máximo e atingindo 40% da meta de pontuação.

O sistema não irá avaliar se as porcentagens propostas pelos designers são de fato as melhores para que a maior parte da comunidade considere que está jogando em um bom nível de dificuldade. Isso será deixado como trabalho futuro e no escopo desse trabalho tomado como premissa. O principal foco será ajustar os valores dos parâmetros do desafio para que essas porcentagens desejadas sejam de fato atendidas sempre respeitando as restrições de cada desafio.

Para se decidir o valor de cada métrica de sucesso que será usada em cada desafio, os dados de desafios propostos no passado serão utilizados e os valores ideais inferidos através de técnicas estatísticas. Os passos que serão realizados para essa tarefa serão explicados de maneira bem simplificada abaixo:

- 1- As restrições dos parâmetros serão consideradas.
- 2- A média e a variância amostral de cada um dos parâmetros serão calculadas.
- 3- A partir da média e da variância será possível obter a função densidade de probabilidade, a partir da integral desta pode ser obtida a função de distribuição acumulada.
- 4- A partir da função de distribuição acumulada é possível obter qual a probabilidade acumulada até cada valor da variável aleatória trabalhada (no caso o valor do parâmetro). A inversa dessa função permitirá saber a partir da probabilidade (que será a porcentagem desejada pelo designer), qual valor deve ser usado.

O estudo de caso é feito a partir de dados reais, utilizando dados da Olimpíada de Jogos e Educação [OJE, 2012]. A validação dos resultados é feita através de simulações com uma parte dos próprios dados, pois por se tratar de um sistema comercial, não será possível que o estudo seja testado na prática sem maiores refinamentos posteriores.

5-Cronograma

Tarefa	Março	Abril	Mai	Junho	Julho	Agosto
Conclusão da implementação da técnica e do framework	█	█	█	█		
Realização dos experimentos e ajustes		█	█	█	█	
Escrita e correções da dissertação	█	█	█	█	█	
Preparação da apresentação para a defesa					█	
Defesa da dissertação						█

Referências Bibliográficas

[Andrade et al, 2005] ANDRADE, G et al. **Challenge-Sensitive Action Selection: an Application to Game Balancing.** In: IJCAI Workshop on Reasoning, Representation, and Learning in Computer Games, 2005. v. 1. p. 7-12, Edinburgo, 2005.

[Andrade, 2006] ANDRADE, G. D. **Balanceamento Dinâmico de Jogos: Uma Abordagem Baseada em Aprendizagem por Reforço.** 2006. 125f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Centro de Informática. Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2006.

[Arulraj, 2010] ARULRAJ, J. J. P. **Adaptive Agent Generation Using Machine Learning For Dynamic Difficulty Adjustment.** In: Computer and Communication Technology (ICCT), 2010 International Conference, p. 746 – 751, Allahabad, 2010.

[Chiu e Chan, 2008] CHIU, K. S. Y.; CHAN, K. C. C. **Using data mining for dynamic level design in games.** In: Foundations of Intelligent Systems 17th International Symposium, ISMIS 2008, p. 628-637, Toronto, 2008.

[Dahlbom e Niklasson, 2006] DAHLBOM, A.; NIKLASSON, L. **Goal-Directed Hierarchical Dynamic Scripting for RTS Games.** In: Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment, p. 21-28, Marina del Rei, 2006.

[Demasi e Cruz, 2002] DEMASI, P.; CRUZ, A. **Online Coevolution for Action.** In: Proceedings of The 3rd International Conference on Intelligent Games And Simulation, pp.113-120, Londres, 2002.

[Demasi e Cruz, 2003] DEMASI, P. e CRUZ, A. **Evolução de Agentes em Tempo Real para Jogos Eletrônicos de Ação.** In: II Workshop Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital, 2003.

[Falstein, 2004] FALSTEIN, N. **The Flow Channel.** *Game Developer Magazine*, vol.11, n. 5, 2004.

[Hagelback e Joahnsson, 2009] HAGELBACK, J.; JOHANSSON, S. J. **Measuring player experience on runtime dynamic difficulty scaling in an RTS game.** In: IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games 2009, p. 46-52, Milão, 2009.

[He et al, 2010] HE, S. et al. **Creating Appropriate Challenge Level Game Opponent by the Use of Dynamic Difficulty Adjustment.** In: Sixth International Conference on Natural Computation (ICNC 2010), p. 3897 - 3901 , Yantai, 2010.

[Hoder et al , 2010] Hoder et al. Dynamic Opposition Equilibrium – Gameplay Flow through Dynamic Difficulty Adjustment. **Disponível** em: < http://gois.dk/proj/Dynamic_Opposition_Equilibrium.pdf >. Acesso em: Fevereiro de 2012.

[Hsieh e Wang, 2007] HSIEH, H.; WANG, L. **An Adaptive Predator/Prey Game**. In: National Computer Symposium (NCS) 2007, Taichung, 2007.

[Hunicke, 2005] HUNICKE, R. **The Case for Dynamic Difficult Adjustment in Games**. In: Proceedings of the ACM SIGCHI Conference, p. 429-433, Valencia, 2005.

[Ibañes e Delgado-Mata 2011] IBÁÑEZ, J.; DELGADO-MATA, C. **Adaptive two-player videogames**. Expert Systems with Applications. vol. 38, n. 8, p. 9157-9163, Agosto, 2011.

[Jennings-Teats, Smith e Wardrip-Fruin, 2010] JENNINGS-TEATS, M.; SMITH, G.; WARDRIP-FRUIN, N. **Polymorph: dynamic difficulty adjustment through level generation**. In: Proceedings of the 2010 Workshop on Procedural Content Generation in Games, Pacific Grove, 2010.

[Lankveld, Spronck e Van den Herik, 2009] LANKVELD, V.; SPRONCK, P.H.M.; VAN DEN HERIK, H. J. **Incongruity-based adaptive game balancing**. In: Proceedings of the 12th Advances in Computer Games Conference (ACG12), Pamplona, 2009.

[Ludwig e Farley, 2007] LUDWIG, J.; FARLEY, A. **A learning infrastructure for improving agent performance and game balance**. In: Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference, p. 7-12, Stanford, 2007.

[Mladenov e Missura, 2010] MLADENOV, M.; MISSURA, O. **Offline Learning for Online Difficulty Prediction**. In: Proceedings of the ICML Workshop on Machine Learning and Games, Raifa, 2010.

[Moffet, 2010] MOFFET, J. P. **Applying Causal Models to Dynamic Difficulty Adjustment in Video Games**. 2010. 72f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Worcester Polytechnic Institute, Worcester, 2010.

[Noon, 2009] NOON, A. **Dynamic Difficulty Adjustment in Games: A Neuroevolutionary Approach**. 2009. 51f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – University of Sussex, Falmer, 2009.

[OJE, 2012] **Olimpíadas de Jogos Digitais e Educação**. Disponível em: <<http://www7.educacao.pe.gov.br/oje/>>. Acesso em: Fevereiro de 2012.

[Olesen, Yannakakis e Hallan, 2008] OLESEN, J. K.; YANNAKAKIS, G. N.; HALLAM, J. **Real-time challenge balance in an RTS game using rtNEAT**. In: Proceedings of the IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games, p. 87-94, Perth, 2008.

[Potisartra e Kotrajaras, 2010] POTISARTRA, K.; KOTRAJARAS, V. **An evenly matched opponent AI in Turn-based Strategy games**. In: 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT), 2010, Pequim, 2010.

[Rani, Sarkar e Liu, 2005] Rani, P.; Sarkar, N.; e Liu, C. **Maintaining Optimal Challenge in Computer Games through Real-Time Physiological Feedback**. In: 11th Human-Computer Interaction International. 2005. Las Vegas, 2005.

[Spronck et al, 2005] SPRONCK, P.; PONSEN, M.; SPRINKHUIZEN-KUYPER, I.; POSTMA, E. **Adaptive Game AI with Dynamic Scripting**. Machine Learning, Vol. 63, No. 3, p. 217-248, 2005

[Sweetser e Wyeth, 2005] SWEETSER, P.; e WYETH, P. **GameFlow: a Model for Evaluating Player Enjoyment in Games**. *ACM Computers in Entertainment*, Vol. 3, n. 3, Julho, 2005.

[Tan e Tan, 2011] TAN, K.; TAN, C. **Dynamic Game Difficulty Scaling Using Adaptive Behavioural-Based AI**. *Computational Intelligence and AI in Games*, IEEE Transactions on, vol 3, n. 4, p. 289-301, Dezembro, 2011.

[Tozour, 2002] TOZOUR, P. **The Evolution of Game AI.** In S. Rabin (ed.): *AI Game Programming Wisdom*. Charles River Media, Inc. 2002. p. 3-15.

[Westra, Dignum e Dignum, 2010] WESTRA, J.; DIGNUM, F.; DIGNUM, V. **Keeping the Trainee on Track.** In: *Computational Intelligence and Games (CIG)*, 2010 IEEE Symposium, Dublin, 2010.

[Wong, 2008] WONG, K. **Adaptive Computer Game System Using Artificial Neural Networks.** *Neural Information Processing, ICONIP 2007, Part II, LNCS 4985*, p. 675 – 682, 2008.

[Yannakais e Hallam, 2005] YANNAKAKIS, G. N.; e HALLAM, J. **A Generic Approach for Obtaining Higher Entertainment in Predator/Prey Computer Games.** *Journal of Game Development*, vol. 1, n. 3, p. 23-50, Dezembro, 2005.

[Yannakais e Hallam, 2005] YANNAKAKIS, G. N.; e HALLAM, J. **Real-time Game Adaptation for Optimizing Player Satisfaction.** *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, vol. 1, n. 2, p. 121-133, 2009.

[Yun et al, 2010] YUN, C. et al. **PADS: enhancing gaming experience using profile-based adaptive difficulty system.** In: *Proceedings of the 5th ACM SIGGRAPH Symposium on Video Games*, Nova York, 2010.