

Digital Games and Learning

2

Ernane Rosa Martins
(Organizador)

 **Atena**
Editora

Ano 2019

Ernane Rosa Martins
(Organizador)

Digital Games and Learning 2

Atena Editora
2019

2019 by Atena Editora

Copyright © da Atena Editora

Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Diagramação e Edição de Arte: Geraldo Alves e Natália Sandrini

Revisão: Os autores

Conselho Editorial

- Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília
Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Profª Drª Deusilene Souza Vieira Dall’Acqua – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Profª Drª Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Profª Drª Juliane Sant’Ana Bento – Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)

D574 Digital games and learning 2 [recurso eletrônico] / Organizador
Ernane Rosa Martins. – Ponta Grossa (PR): Atena Editora, 2019.
– (Digital Games and Learning – v.2)

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

ISBN 978-85-7247-075-9

DOI 10.22533/at.ed.759192501

1. Computação gráfica. 2. Jogos educativos. 3. Software –
Desenvolvimento. I. Martins, Ernane Rosa.

CDD 794.8

Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de
responsabilidade exclusiva dos autores.

2019

Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos
autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

www.atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

Como verificado na obra *Digital Games and Learning* volume 1, nos últimos anos, tem havido um crescente interesse no uso de jogos digitais para melhorar o ensino e a aprendizagem em todos os níveis de ensino, tanto em contextos formais quanto informais. Assim este segundo volume vem permitir aos leitores complementar e aprofundar seus conhecimentos, por meio de mais 16 trabalhos relevantes envolvendo a relação entre jogos digitais e aprendizagem.

Deste modo, esta obra reúne debates e análises acerca de questões relevantes, tais como: uma análise das percepções dos formandos sobre o modelo de formação que habilita para a Educação Pré-escolar e para o 1.º Ciclo do Ensino Básico de uma escola de formação de Portugal; entender a relação existente no processo de desenvolvimento de novos produtos, e a mudança organizacional proveniente destes novos produtos, serviços e sistemas; levantamento de fatores culturais mineiros para possíveis inspirações na produção de jogos digitais; mapear aspectos da identificação dos gamers com os jogos e relacioná-la ao processo de Design de Personagens, objetivando gerar uma contribuição no sentido de provocar reflexões a respeito de diversidade e representatividade de gênero no universo dos jogos eletrônicos; implementação de uma inteligência artificial que consegue se adaptar ao seu oponente durante a luta; os elementos dos jogos organizados em um modelo de game design, o Modelo Artefato-Experiência, que discute a relação entre gameplay e os elementos dos jogos e pode ser utilizado como ferramentas por diversas pessoas da área de jogos; uma pesquisa realizada com profissionais de educação, na qual se analisa como estes compreendem a temática da “gamificação da educação”, como tratam, em suas práticas, essa perspectiva e, também, suas percepções sobre a mesma; analisar as práticas efetuadas na indústria brasileira de jogos digitais, com foco na realidade dos profissionais para apontar modelos de negócios válidos para estes profissionais; uma proposta de gamificação da pesquisa genealógica e elaboração da história familiar; uma pesquisa com temática central que visa abordar a relação entre as políticas públicas promovidas pelo Estado, por meio da Administração Pública Direta e Indireta, e o efetivo desenvolvimento da indústria criativa de serious games, o qual busca garantir a democratização do acesso à essa tecnologia que tem como objetivo promover a cultura nacional, a educação, a saúde, a segurança, e a formação profissional.

Aos autores dos diversos capítulos inclusos nesta obra, meu agradecimento pela submissão de seus relevantes estudos na Editora Atena. Aos leitores, espero que este livro possa ser de grande valia para ampliar seus conhecimentos nesta importante temática, estimulando a reflexão e a busca por novas pesquisas cada vez mais significativas e inovadoras.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
PERCEÇÕES DOS FORMANDOS SOBRE A FORMAÇÃO PARA DOIS NÍVEIS EDUCATIVOS	
Cristina Mesquita Maria José Rodrigues Rui Pedro Lopes	
DOI 10.22533/at.ed.7591925011	
CAPÍTULO 2	22
ORGANIZAÇÕES QUE MUDAM: ESTUDO DE CASO DA NINTENDO, ROVIO E AQUIRIS	
Victor Moreira	
DOI 10.22533/at.ed.7591925012	
CAPÍTULO 3	33
APROXIMAÇÕES ENTRE A CULTURA MINEIRA E OS JOGOS ELETRÔNICOS	
Bruno Assad Admus Paixão Luiz Henrique Barbosa	
DOI 10.22533/at.ed.7591925013	
CAPÍTULO 4	44
DESIGN DE PERSONAGENS VOLTADO PARA REFLEXÕES SOBRE DIVERSIDADE E REPRESENTATIVIDADE DE GÊNERO EM GAMES	
Alexandre Cantini Rezende Maria das Graças de Almeida Chagas Tamyres Lucas Manhães de Souza Tathiana Sanches Tavares Silva	
DOI 10.22533/at.ed.7591925014	
CAPÍTULO 5	55
PROPOSTA DE JOGO EDUCACIONAL PARA O ENSINO DE SISTEMÁTICA FILOGENÉTICA	
Helano M. B. F. Portela Derek R. Martins Fandson S. Morais Jose W. P. Luz	
DOI 10.22533/at.ed.7591925015	
CAPÍTULO 6	66
UM ALGORITMO ADAPTATIVO ONLINE PARA JOGOS DE LUTA	
Renan Motta Goulart Guilherme Albuquerque Pinto Raul Fonseca Neto	
DOI 10.22533/at.ed.7591925016	
CAPÍTULO 7	75
MODELO ARTEFATO-EXPERIÊNCIA DE JOGOS DIGITAIS: ELEMENTOS E GAMEPLAY	
Patrícia da Silva Leite Leonelo Dell Anhol Almeida	
DOI 10.22533/at.ed.7591925017	

CAPÍTULO 8 90

A “GAMIFICAÇÃO DA EDUCAÇÃO” NA COMPREENSÃO DOS PROFISSIONAIS DA EDUCAÇÃO

Fabiano Rodrigues de Paula
Rutinelli da Penha Fávero

DOI 10.22533/at.ed.7591925018

CAPÍTULO 9 107

ON PLAYER MOTIVATION AND THE APPEAL OF GAMES: AN EXPLORATION OF PLAYER MOTIVATION

Ricardo César Ribeiro dos Santos
Klaus de Geus
Sergio Scheer
Awdry Miquelin
Sebastião Ribeiro Jr.
Walmor Cardoso Godoi

DOI 10.22533/at.ed.7591925019

CAPÍTULO 10 116

GAMIFICAÇÃO: UMA EXPERIÊNCIA PEDAGÓGICA NO ENSINO SUPERIOR

Rui Pedro Lopes
Cristina Mesquita
Rogério Júior CorreiaTavares

DOI 10.22533/at.ed.75919250110

CAPÍTULO 11 127

A REALIDADE COMO CONTEXTO: UMA ANÁLISE DA REPRESENTAÇÃO DE SISTEMAS DO MUNDO REAL EM VIDEOGAMES

Lucas Diego Gonçalves da Costa

DOI 10.22533/at.ed.75919250111

CAPÍTULO 12 143

MODELOS DE NEGÓCIOS PARA A INDÚSTRIA BRASILEIRA DE JOGOS DIGITAIS INDEPENDENTES

Fernando Rejani Miyazaki

DOI 10.22533/at.ed.75919250112

CAPÍTULO 13 156

PRÁTICAS DE INTEGRAÇÃO ENTRE CURSOS TÉCNICOS E REGULARES NO CONTEXTO DA DISCIPLINA DE PROGRAMAÇÃO DE JOGOS. UM RELATÓRIO DE RESULTADOS

Márcio da Silva Camilo
Eduardo Campos de Azevedo
Daniel Ribeiro Pires

DOI 10.22533/at.ed.75919250113

CAPÍTULO 14 171

EU FAÇO PARTE DA HISTÓRIA DA MINHA FAMÍLIA: PROJETO DE GAMIFICAÇÃO DA PESQUISA GENEALÓGICA PARA ADOLESCENTES

Fabio José Piros
João Mattar

DOI 10.22533/at.ed.75919250114

CAPÍTULO 15 182

A ATUAÇÃO DO ESTADO NO DESENVOLVIMENTO NACIONAL DA INDÚSTRIA CRIATIVA DE *SERIOUS GAMES*

[Andrei Rossi Mango](#)

DOI 10.22533/at.ed.75919250115

CAPÍTULO 16 192

GAME JAM COMO METODOLOGIA ATIVA DE ENSINO NO DESENVOLVIMENTO DE JOGOS DIGITAIS

[Renata da Silva Machado](#)

[Georgia Bulian Souza Almeida](#)

DOI 10.22533/at.ed.75919250116

SOBRE O ORGANIZADOR..... 207

UM ALGORITMO ADAPTATIVO ONLINE PARA JOGOS DE LUTA

Renan Motta Goulart

UFJF, Pós-Graduação em Modelagem Computacional,
Juiz de Fora, Minas Gerais.

Guilherme Albuquerque Pinto

Desenvolvedor de Software Autônomo,
Cataguases, Rio de Janeiro.

Raul Fonseca Neto

UFJF, Departamento de Ciência da Computação,
Juiz de Fora, Minas Gerais.

RESUMO: Jogos de luta tem se tornado populares em anos recentes. Apesar de terem avançado muito em suas mecânicas de jogabilidade e gráficos, houveram poucas melhoras nas técnicas de inteligência artificial utilizadas em seus controladores. A grande maioria dos métodos utilizados em jogos comerciais ainda não apresentam nenhuma forma de aprendizado. Neste trabalho foi realizado a implementação de uma inteligência artificial que consegue se adaptar ao seu oponente durante a luta. A principal vantagem do algoritmo é ser eficiente em tempo computacional, podendo ser executado em tempo real sem exigir muito esforço da máquina que o está executando enquanto se adapta a diferentes estilos de jogo, proporcionando assim uma mudança de seu comportamento dependendo das reações do oponente. A

implementação foi feita em java utilizando o ambiente *FightingICE*, ela fora enviada para uma competição internacional de IAs de jogos de luta realizada no congresso *CIG-2014* ficando em terceiro lugar em uma das duas categorias.

PALAVRAS-CHAVE: Fighting Games, Online Learning, Game AI, Adaptive AI, Games.

1 | INTRODUÇÃO

Desde os primórdios da inteligência artificial jogos são utilizados para testar a eficácia de algoritmos devido a possibilitar uma fácil comparação entre eles em um ambiente controlado. Jogos mais tradicionais como Xadrez (SHANNON, 1950), Go (LEE et al, 2009) e Damas (FOGEL, 2001) são utilizados até hoje para se testar novas técnicas de IA e bons resultados já foram obtidos nestes testes. Com o passar dos anos os algoritmos e técnicas utilizadas foram se aperfeiçoando de modo que hoje em dia é possível um computador derrotar até mesmo os melhores jogadores do mundo em alguns jogos clássicos como Xadrez, apesar de outros jogos como Go ainda proporcionarem um maior desafio para a área.

Os primeiros algoritmos de inteligência artificial utilizados em jogos tiveram como base a utilização de árvores de jogos, em que se

observa estados futuros a partir do estado atual para se escolher qual jogada pode resultar em um maior ganho ou maior chance de vitória. Um exemplo de algoritmo clássico desta categoria é o *MiniMax* (NEUMMAN, MORGENSTERN, 1951).

Com o advento de computadores mais baratos e pessoais, a ideia de sua utilização para o entretenimento levou a criação e ao desenvolvimento de jogos digitais, proporcionando a criação de novos tipos de jogos, dentre eles, os jogos de tempo real. Estes jogos se caracterizam pelo fato de todos os jogadores jogarem ao mesmo tempo e não alternando no qual apenas um jogador pode realizar jogadas de cada vez. Apesar disto, o uso de técnicas de inteligência artificial em jogos digitais se mostrou limitada a utilização de árvores de jogos e máquinas de estados finitos. Uma máquina de estados finitos é definida como tendo estados e transições ligando entre eles, uma transição é realizada dependendo do estado atual do jogo.

Este tipo de técnica é limitada devido a sua falta de capacidade em se adaptar e aprender novos comportamentos, o que gera dois problemas que se mostram comuns em vários jogos comerciais: inimigos que deveriam ser difíceis sendo derrotados facilmente caso algum jogador jogue de um modo não previsto pelo programador; após o jogador descobrir como derrotar uma máquina de estados finitos, ao se deparar novamente com a mesma máquina, basta utilizar a mesma estratégia descoberta que a vitória será garantida.

A principal razão para não utilizar técnicas mais avançadas de inteligência artificial em jogos digitais está no fato de que maioria deles serem lançados comercialmente, deste modo as empresas dedicadas a publicar os jogos ficam receosas que a utilização de técnicas mais avançadas leve a aparição de comportamentos não previstos pelos desenvolvedores, que podem fazer com que as pessoas não gostem do jogo e conseqüentemente não o comprem (SPRONCK et al, 2006).

Temos que estes problemas são intensificados mais ainda em jogos em que diferentemente de jogos tradicionais, como Xadrez ou Damas em que a parte matemática do jogo é mais a importante, nestes jogos temos que a *personalidade* do oponente é um fator importante devido ao jogo ser em tempo real e não ter informação perfeita, sendo assim o resultado final depende de como o oponente reagirá ao longo de uma partida.

Jogos de luta oferecem dois fatores que os diferenciam de outros tipos de jogos estudados tradicionalmente no campo de inteligência artificial. O primeiro fator diferencial é que os jogos de luta são jogados em tempo real. Deste modo, caso um algoritmo demore demais para escolher uma ação a ser tomada pode ser que quando ela for executada o estado do jogo já esteja diferente ao ponto de que ela pode não ser mais vantajosa. Sendo assim, a velocidade de processamento do algoritmo se torna um fator importante.

O segundo fator está no fato de jogos de luta serem jogos nos quais para que uma ação seja classificada como vantajosa ou não, dependerá de qual será a próxima ação de seu oponente sendo que jogos de luta são jogos de informação imperfeita.

Assim, para uma ação ser classificada como vantajosa ela depende da *personalidade* de seu oponente, diferentemente de jogos clássicos como Xadrez e GO em que o fator matemático do jogo é muito maior do que a individualidade dos jogadores.

2 | O AMBIENTE *FIGHTINGICE*

Para a comparação de técnicas diferentes para jogos, competições bem projetadas são um dos melhores modos de se determinar quais são as melhores (LUCAS, 2008). A implementação e os testes da IA desenvolvida foram feitos utilizando o ambiente *FightingICE* (LU et al, 2012), desenvolvido por pesquisadores do *Intelligent Computer Entertainment Lab* da universidade *Ritsumeikan*, Japão. Eles desenvolveram este ambiente para IAs de jogos de luta com as seguintes motivações: encorajar estudantes a trabalharem com inteligência artificial, desenvolver algoritmos de IA que envolvam aplicações em tempo real, comparar e testar algoritmos e técnicas, criação de IA que sejam fortes e se pareçam com seres humanos. O ambiente possui uma visualização gráfica das lutas em tempo real e também grava vídeos de *replay* das lutas realizadas. Também é possível que um humano lute no lugar de uma IA.

As IAs recebem e enviam informações para o jogo a cada 16.66 milissegundos, este período de tempo é chamado de *frame*, sendo este o padrão para jogos comerciais. Apesar de o jogo funcionar a 60 *frames* por segundo, cada IA recebe a informação do estado em que o jogo estava a 15 *frame* atrás, este atraso existe para adicionar mais riscos para estratégias defensivas e para simular o tempo de reação que humanos teriam caso estivessem jogando. Caso uma IA demore mais que um *frame* para enviar qual comando será executado o jogo assume que ela não quer realizar nenhuma ação neste *frame*, sendo assim é interessante que a IA seja capaz de processar em um tempo menor que um *frame*.

Existem quatro personagens distintos no *FightingICE*, sendo que um deles usado foi na competição 1C e os outros três na competição 3C. Por questões de balanceamento dos personagens, não é justo realizar uma luta entre o personagem da categoria 1C com um personagem da categoria 3C.

Cada personagem possui um conjunto de diferentes taques. Um ataque tem no total três fases distintas sendo elas classificadas como: *startup*, *active* e *recovery*. Ainda existem alguns *frames* durante a fase de *recovery* em que eles podem ser classificados também como *cancelable*.

A fase de *startup* é a primeira fase a se entrar após um comando ser confirmado, nesta fase o personagem começa a realizar seu ataque, porém não causa nenhum dano a seu oponente, nenhum outro comando pode ser confirmado durante esta fase. A fase de *active* é a fase em que se pode atingir o oponente com um ataque. A fase de *recovery* é a fase em que o personagem não pode mais atingir seu oponente. Alguns *frames* neste estado podem ser classificados também como *cancelable*, durante estes *frames* caso seja enviado outro comando que possa cancelar o atual ele é confirmado.

A detecção de ataques funciona por meio do sistema de *hitbox*, em que o ambiente detecta se um ataque acertou ou não o oponente por meio de uma caixa.

O ambiente *FightingICE* se mostra um bom modo de realizar comparações entre diferentes algoritmos e estratégias de aprendizado offline e online, devido a ele simplificar elementos de programação em jogos que não são muito relevantes na pesquisa de inteligências artificiais novas. Uma outra vantagem dele é já ter disponível alguns algoritmos de IA feitos em anos anteriores, disponibilizadas com seu código fonte e com arquivo pronto para serem executadas.

3 | DRAGONKING

A IA desenvolvida fora enviada para a competição de IA de jogos de luta da *IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*. O nome da IA foi escolhido como *DragonKing*.

3.1 Funcionamento Básico

A IA desenvolvida tem como estratégia base escolher seu próximo ataque baseando-se nos últimos ataques de seu oponente, procurando encontrar uma relação entre qual ataque o oponente usa em quais distâncias relativas entre o personagem da IA e o personagem do oponente.

Para cada ataque do oponente existe uma lista correspondente de ataques que podem ser utilizados como contra medida de modo a ter uma maior probabilidade de se obter uma vantagem sobre o oponente, seja o atingindo com um ataque ou se esquivando do ataque utilizado por ele. A lista de possíveis contra ataques está ordenada do movimento de maior probabilidade de atribuir vantagem para o com menor probabilidade. As ordenações foram realizadas ao se observar os dados referentes aos ataques dos personagens do jogo, que são disponibilizados pelos desenvolvedores da *FightingICE*, e ao se fazer testes comparando os ataques um a um para descobrir quais obtém vantagem contra quais.

A predição de quais ataques o oponente utilizará é baseada na heurística de que jogadores tem um subconjunto de ataques favoritos dentre todos os ataques existentes e que eles tendem a utilizar estes ataques favoritos com mais frequência. Sendo assim ao se gravar quais foram os ataques utilizados por um jogador pode-se descobrir qual é o seu subconjunto de ataques favoritos e assim poder escolher com mais precisão uma melhor contra medida.

Esta formulação sobre cada jogador utilizar certos subconjuntos favoritos de movimentos leva o problema de criar uma IA para jogos de luta se assemelhar com o problema de predição de sequencias, em que alguns algoritmos como, por exemplo, o ELPH (Jensen et al, 2005a; Jensen et al 2005b) utilizam-se de métodos para redução de hipóteses para melhor modelar o gerador da sequência. Porém estes métodos tem

um custo computacional elevado, tanto em memória quanto de tempo, o que pode ser um empecilho para uma possível aplicação comercial. Um modo de se tentar contornar este problema seria pelo meio da utilização de um método online, em que apenas o último movimento é utilizado para atualizar a hipótese do classificador.

Outro fator importante na predição são as distâncias que o oponente utilizou os ataques. Esta informação possibilita reduzir ainda mais quais ataques se espera que o oponente utilize para um subconjunto dos ataques favoritos. Esta heurística se baseia no fato de que certos ataques não provem muito benefício ao serem utilizados em certas distâncias. Além disso, apesar de certos ataques serem capazes de prover benefícios em um grande escopo de distâncias, devido ao modo de lutar do oponente eles podem ser utilizados apenas em certas distâncias.

Durante o período de desenvolvimento da AI foram-se utilizados como oponentes de teste a AI campeã de 2013 da competição de jogos de luta da CIG além das IAs disponibilizadas para teste desenvolvidas pelos organizadores da competição.

3.2 Análise do oponente

Sempre que o oponente utiliza um ataque, este é registrado para uso posterior durante a predição. Para cada ataque existe um contador que indica quantas vezes ele fora utilizado durante a partida. Além disto, também existe para para cada ataque um vetor que armazena a posição das últimas 20 vezes que o ataque fora utilizado. Após atualizar estes dois vetores é então calculado a média e o desvio padrão das últimas posições utilizadas pelo ataque. Para cada ataque existe uma variável indicando qual é a menor posição relativa que se espera que este ataque seja utilizado pelo oponente e outra para registrar qual é a maior posição relativa que se espera que o oponente utilize o ataque. A menor posição relativa é calculada subtraindo da média o desvio padrão, e a maior posição é calculada adicionando o desvio padrão ao valor da média. Estas duas posições formam uma região de utilização para o ataque, indicando em quais distancias é esperado que o oponente utilize este ataque.

3.3 Escolha da contra medida

A predição dos ataques do oponente funciona primeiro analisando em qual distancia relativa o jogador está em relação ao oponente. Após isso, é consultado quais ataques tem em sua região de utilização a distancia atual entre o jogador e o oponente para descobrir quais ataques tem uma probabilidade de serem utilizados e de quanto é esta probabilidade.

A probabilidade de utilização atribuída para cada ataque é dada como a quantidade de vezes que este ataque fora utilizado dividida pela soma da quantidade de vezes que os todos ataques que contém em sua região de utilização a distancia atual. Após cada ataque ter sua probabilidade de utilização atribuída, é escolhido dentre eles um por meio de sorteio ponderado pelas probabilidades para ser tomado como o próximo ataque que o oponente utilizará. A decisão de se escolher um ataque desta

forma e não necessariamente o ataque com maior probabilidade está no fato de que sempre escolher o ataque com mais probabilidade resultaria com um comportamento previsível pela AI, assim ferindo o requisito funcional de previsibilidade (SPRONCK et al, 2006) que é importante para a criação de uma IA que seja considerada divertida por jogadores humanos.

Com os valores que indicam quais ataques o oponente utilizará e qual a probabilidade de utilização de cada um temos que a AI consegue se adaptar em tempo real ao modo de luta de seu oponente. De modo que para dois oponentes distintos ela apresentará um comportamento específico para lidar com cada um deles. Em caso de o oponente mudar de tática durante a luta é também possível a AI se adaptar a essa mudança durante a luta.

4 | RESULTADOS NA COMPETIÇÃO DO CIG-2014

Durante o pré torneio houve 14 participantes no total, de 8 países diferentes (Brasil, Japão, Tailândia, Alemanha, Taiwan, Estados Unidos da América, Inglaterra, Israel). Dentre eles nós ficamos em quinto lugar, sendo que o campeão do ano passado ficou em sexto lugar. Após todas as lutas serem realizadas as pontuações de cada AI são somadas e quanto maior for a sua pontuação total, melhor será a sua colocação no ranking.

Durante o período entre o pré torneio e o torneio foi feito uma atualização na IDE para que fosse adicionado três novos personagens que compõe a categoria 3C. Sendo assim foram feitos dois torneios durante a competição, não sendo obrigatório participar de ambos. Os rankings dos dois torneios realizados durante a CIG-2014 estão nas Tabelas 1 e 2.

AI	Ranking
CodeMonkey	1
VS	2
T1c	3
LittleFuzzy	4
PnumaSON_AI	5
thunder_final	6
DragonKing1C	7
ATteam	8
SomJang	9
ThrowLooper	10

Tabela 1: Rankings do Torneio da categoria 1C.

AI	Character	Ranking
T3c	LUD	1
ATteam2	ZEN	2
DragonKing3C	GARNET	3
PnumaSON3C_AI	LUD	4
PasanAI2	GARNET	5
LittleFuzzy	ZEN	6
SejongFighter	GARNET	7
Seal_Switch	LUD	8

Tabela 2: Rankings do Torneio da categoria 3C.

Junto com os rankings também foi divulgado um resultado detalhado das pontuações das lutas realizadas com os *replays* das lutas. Além disto também foi divulgado arquivos “.jar” das IAs para que os mesmos possam ser utilizados futuramente na *IDE* para treino. A divulgação do código fonte das IAs do torneio foi feita apenas para as equipes que quiseram disponibilizar o código de suas IA, alguns dos participantes que ficaram nas posições mais altas preferiram não divulgar seus códigos. O código fonte da IA desenvolvida neste trabalho pode ser encontrada no site da competição juntamente com o código fonte das AIs dos outros participantes que aceitaram divulgar seus códigos para ajudar futuras pesquisas.

5 | OBSERVAÇÕES

Após os resultados da competição saírem, pode ser visto os pontos fracos e fortes do algoritmo implementado. Foi possível perceber que ela consegue se adaptar rapidamente e descobrir bem como os inimigos lutam, porém em alguns casos observou-se que ela mesmo sabendo como o inimigo lutava não conseguiu obter uma vantagem devido às ações utilizadas como contra medida não acertarem o oponente ou não causarem tanto dano quanto estava sendo recebido.

O motivo para isto se deve a dois fatores, primeiro o fato de as contra medidas terem sido escolhidas realizando testes e observando suas estatísticas, porém não foram realizados testes exaustivos para saber perfeitamente o quão bom era uma contra medida, devido a isto não fazer parte do foco da pesquisa, sendo ela a criação de um algoritmo adaptativo para jogos de luta que fosse de fácil implementação e entendimento.

O outro fator se deve ao algoritmo levar em consideração quais ataques o oponente vai utilizar separadamente, não levando em conta o conjunto como um todo, sendo assim pode ser que uma contra medida possa ser boa para um ataque específico mas ruim contra o resto do conjunto de ataques previstos. Além disso, pode ser que haja uma contra medida que não seja a melhor contra nenhum ataque específico, mas seja

a melhor ao se levar em consideração o conjunto como um todo.

Por exemplo, suponhamos que o conjunto de ataques previstos que o oponente possa usar é composto por dois ataques, “A” e “B”, e a probabilidade de utilização de cada um é de 50%. Suponhamos que temos uma contra medida “C” que tem 80% de chance de se obter vantagem contra o ataque “A” mas apenas “20%” de chance contra o ataque “B”. Suponhamos também que temos uma contra medida “D” com 20% de probabilidade de vantagem para “A” e com 80% de probabilidade de vantagem para “B”. Temos que para o algoritmo implementado nós obtemos um valor esperado de apenas 50% de chance de obter vantagem, mesmo utilizando contra medidas efetivas com 80% de chance de se obter vantagem contra estes dois ataques individualmente. Porém se tivermos uma contra medida “E” que tem 60% de probabilidade de se obter vantagem contra ambos os ataques “A” e “B”, ao utilizar ela pode ser uma estratégia mais eficiente para este conjunto, mesmo ela não sendo a melhor opção para cada um individualmente.

6 | TRABALHOS FUTUROS

Nesta pesquisa foi implementado um algoritmo para jogos de luta que consegue se adaptar aos seus oponentes durante a partida, sendo leve o bastante para poder realizar isto em tempo real, sessenta vezes por segundo.

Temos que os resultados obtidos na competição em que a IA desenvolvida com base no algoritmo ela foi enviada foram bons, ficando em terceiro lugar em uma das categorias, derrotando muitas inteligências artificiais que não apresentam nenhuma ou quase nenhuma forma de adaptação, além de outras que tinham uma habilidade de adaptação. Ela se mostrou ser capaz de se adaptar aos seus oponentes, de prever qual subconjunto de ataques eles utilizam e qual será o próximo ataque realizado, mesmo nas partidas em que se resultou em uma derrota.

Se planeja em trabalhos futuros melhorar a principal fraqueza da inteligência artificial implementada, que não é relacionado a predição de ataques, mas sim saber quais são as contramedidas ótimas para cada situação específica.

REFERENCIAS

C. LEE *et al.*, **The Computational Intelligence of MoGo Revealed in Taiwan’s Computer Go Tournaments**, *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, vol. 1, no. 1, pp. 73-89, March 2009.

FOGEL, D. (2002). **Blondie24: Playing at the Edge of AI**.

Jensen, S.; Boley, D.; Gini, M.; Schrater, P. **Non-stationary policy learning in 2-player zero sum games**. In Proc. AAAI Conference , pages 789–794. AAAI Press, 2005a.

Jensen, S.; Boley, D.; Gini, M.; Schrater, P. **Rapid on-line temporal sequence prediction by an adaptive agent**. In Proceedings of the Fourth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems , AAMAS '05, pages 67–73, New York, NY, USA, 2005b. ACM.

LU, F.; YAMAMOTO, K.; NOMURA, L.; MIZUNO, S.; LEE, Y. ; THAWONMAS, R. **Fighting game artificial intelligence competition platform**. Tokyo, Japan, 2013. IEEE Global Conference on Consumer Electronics.

LUCAS, S. **Computational intelligence and games: Challenges and opportunities**. International Journal of Automation and Computing, v.05, p. 45–57, 2008.

SHANNON, C., 1950. **Programming a computer to play chess**. Philosophical Magazine, volume 41, 1950.

SPRONCK, P., PONSEN, M., SPRINKHUISEN-KUYPER, I., POSTMA, E., 2006. **Adaptive game AI with dynamic scripting**. Springer Science + Business Media, LCC, 2006, volume 63, 217-248.

NEUMANN, J. VON; MORGENSTERN, O. **Theory of Games and Economic Behavior**. 1944. ISBN 978-0691130613.

SOBRE O ORGANIZADOR

ERNANE ROSA MARTINS Doutorado em andamento em Ciência da Informação com ênfase em Sistemas, Tecnologias e Gestão da Informação, na Universidade Fernando Pessoa, em Porto/Portugal. Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas pela PUC-Goiás, possui Pós-Graduação em Tecnologia em Gestão da Informação pela Anhanguera, Graduação em Ciência da Computação pela Anhanguera e Graduação em Sistemas de Informação pela Uni Evangélica. Atualmente é Professor de Informática do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás - IFG (Câmpus Luziânia), ministrando disciplinas nas áreas de Engenharia de Software, Desenvolvimento de Sistemas, Linguagens de Programação, Banco de Dados e Gestão em Tecnologia da Informação. Pesquisador do Núcleo de Inovação, Tecnologia e Educação (NITE).

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-7247-075-9

