

Utilização de Computação Bioinspirada para Criação de NPCs Adaptativos

Ricardo Cherobin¹, Anita Maria da Rocha Fernandes¹, Priscilla Lüdtkke Espíndola²

¹Mestrado em Computação Aplicada – Universidade do Vale do Itajaí (UNIVALI)

²Mestrado em Gestão de Unidade de Informação – Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC

anita.fernandes@univali.br, rcherobin@gmail.com, priscillaludtke@gmail.com

***Abstract.** Playability refers to the experience provided to the player and the interaction with the game. With the increasing need for games with more interactivity, consequently, it has also increased the demand for technologies that make playability more and more attractive. In this sense, this paper presents the use of bioinspired computational models such as the food chain with genetic algorithms to generate new strategies to adapt to the ones used by the computer and adopted by the player. The proposed algorithm was tested in a Role-playing game prototype that has a food chain in which the predator-prey model is used for the relationship of individuals with the environment.*

***Resumo.** Jogabilidade refere-se à experiência proporcionada ao jogador e a interação do mesmo com o jogo. Com a crescente necessidade de jogos com maior interatividade, conseqüentemente, aumentou também a procura por técnicas que tornem a jogabilidade cada vez mais atrativa. Dentro deste contexto, este trabalho apresenta a aplicação do modelo da cadeia alimentar, juntamente com algoritmos genéticos, para gerar estratégias novas que se adaptem às utilizadas pelo computador e às adotadas pelo jogador. O algoritmo proposto foi testado em um protótipo de jogo estilo Role-playing game com o emprego de uma cadeia alimentar do modelo presa-predador para o relacionamento dos indivíduos com o ambiente.*

1. Introdução

A indústria de jogos digitais tem crescido continuamente, e se espalhando rapidamente. Segundo relatório da PwC (2012), o setor tem potencial para atingir um faturamento de 4 bilhões de dólares até 2016 em nível mundial, com um crescimento médio de 7,1% ao ano. Em 2011 os jogos digitais chegaram a faturar 840 milhões de dólares, muitos destes jogos possuem ambientes virtuais, com o qual o jogador interage.

A criação destes mundos virtuais necessita de trabalho humano que consome tempo e dinheiro. Como nem sempre esses recursos estão disponíveis em abundância, o tamanho e complexidade dos mundos ficam limitados.

Nos últimos anos, a Inteligência Artificial (IA) tem facilitado o desenvolvimento dos jogos, baixando assim, seu custo e seu tempo de produção. Algumas das técnicas de

IA empregadas para o desenvolvimento dos *No-Player Characters* (NPCs) são fáceis de implementar e, na maioria das vezes, suficientes para atingir o propósito desejado [Crocomo, 2006].

Entre as técnicas mais utilizadas na IA para jogos, têm-se as máquinas de estado finito, *scripting* e a árvore de decisão [Sweetser 2003]. O termo NPC refere-se aos personagens não jogáveis, ou seja, à todas as criaturas ou personagens em um jogo, sobre os quais o jogador não tem controle [Pottinger 2003]. Esses personagens são controlados pelo computador para interagir com o jogador, sendo que, tal interação depende muito da forma como eles foram implementados. Na maioria das vezes, a referida implementação acaba tornando as ações do NPC previsíveis, deixando o jogo fácil, pouco imersivo e tedioso.

Segundo Crocomo (2006), o desenvolvimento de jogos comerciais apresenta problemas de grande interesse para pesquisadores de IA. Vários desses problemas são comuns de se encontrar em aplicações de algoritmos evolutivos: co-evolução, evolução multiobjetivo e pequenas populações de indivíduos.

Embora os algoritmos evolutivos sejam explorados no meio acadêmico, os mesmos encontram resistências para serem aceitos no desenvolvimento de jogos, devido ao fato de pesquisadores apontarem a técnica como lenta e capaz de gerar comportamentos inaceitáveis. Dentre os pontos negativos de aplicação dos algoritmos evolutivos, Spronck *et al* (2003) destacam o aprendizado custoso, e o fato desses consumirem muito processamento das máquinas e acabarem, na maioria das vezes, prejudicando o processamento do jogo.

Sweetser (2003) reconhece que a utilização dos algoritmos evolutivos é uma boa alternativa em áreas que as técnicas tradicionais de IA para jogos encontram dificuldades. Lucas e Kendall (2006) indicam que a utilização da computação bioinspirada, juntamente com o algoritmo da cadeia alimentar, aplicados à problemas que contém variações de ambiente, vêm produzindo resultados positivos, pelo fato de sua capacidade de adaptação permitir gerar estratégias diferentes e imprevisíveis.

Este artigo propõe um algoritmo bioinspirado baseado na cadeia alimentar, juntamente com algoritmos genéticos em duas formas: (i) para melhorar a interação entre o NPC e o jogador; e (ii) para testar a viabilidade da utilização do Algoritmo Genético (AG) no aprendizado on-line de jogos.

2. Algoritmo da Cadeia Alimentar

O algoritmo de vida artificial utiliza a teoria do ecossistema para entrelaçar o ambiente e as espécies de animais que nele vivem, empregando para isso, características comuns do meio. Dada à complexidade dos ecossistemas, são utilizados modelos ecológicos para a sua compreensão, pois referidos modelos permitem que os fenômenos complexos sejam reduzidos em partes elementares, possibilitando a aplicação de métodos quantitativos. O modelo ecológico utilizado neste trabalho foi o da cadeia alimentar, o qual é uma metáfora do que acontece na natureza, mostrando como cada ser vivo recebe o seu alimento.

A cadeia alimentar apresenta um fluxo de energia, que começa nos produtores (plantas) e dirige-se aos consumidores (como os animais herbívoros e os carnívoros) e

que chega aos decompositores (como fungos e as bactérias), passando por vários níveis tróficos. O ciclo recomeça após os decompositores reciclarem a matéria orgânica [Amabis e Martho 2001].

Por exemplo, uma cadeia alimentar simples liga as árvores e arbustos, as zebras (que comem árvores e arbustos), e os leões (que comem as zebras). Cada elo dessa cadeia é o alimento para o próximo nível, sendo que, ela começa sempre com a vida das plantas e termina com um animal.

Existem quatro grupos de consumidores: primários, secundários, terciários e os decompositores. Os animais que comem apenas plantas são chamados de herbívoros (ou consumidores primários), e os animais que se alimentam de outros animais, são chamados carnívoros. Os carnívoros que se alimentam de herbívoros, são chamados de consumidores secundários, já os carnívoros que se alimentam de outros carnívoros, são chamados de consumidores terciários. Animais e pessoas que comem animais e plantas são chamados onívoros. Depois, há decompositores (fungos e bactérias) que se alimentam de matéria em decomposição. Esses decompositores aceleram o processo de decomposição, que libera sais minerais de volta na cadeia alimentar para a absorção pelas plantas como nutrientes [Collet 2006].

Essa interdependência das populações dentro de uma cadeia alimentar ajuda a manter o equilíbrio de populações de plantas e de animais dentro da comunidade. Por exemplo, quando houver demasiado número de zebras, haverá árvores e arbustos insuficientes para todas elas comerem, sendo assim, muitas zebras morrerão de fome. Menos zebras, significa mais tempo para as árvores e arbustos crescerem, amadurecerem e se multiplicarem. Menos zebras, também significa menos alimento disponível para os leões, conseqüentemente, alguns leões podem morrer de fome. Quando há menos leões, a população de zebras aumentará.

Em uma cadeia alimentar, a energia é transmitida a partir de um nível para outro. Quando um herbívoro come, apenas uma fração da energia (que fica da planta que ele comeu) torna-se uma nova massa corporal, o restante da energia é perdido na forma de resíduos, ou é utilizado pelo herbívoro para realizar seus processos de vida (por exemplo, o movimento, a digestão, a reprodução). Portanto, quando o herbívoro é comido por um predador, ele passa apenas uma pequena quantidade do total da energia (que recebeu) para o carnívoro. Da energia transferida do herbívoro ao carnívoro, um pouco de energia será "desperdiçada" ou "usada" pelo carnívoro. Deste modo, o carnívoro deve comer muitos herbívoros para conseguir energia suficiente para crescer [Collet 2006].

Considerando esses aspectos, Collet (2006) afirma que, de acordo com o roteiro do jogo, deve-se estabelecer quais personagens, entidades e objetos fazem parte de cada nível da cadeia alimentar do ecossistema do jogo. A partir daí, deve-se estabelecer os níveis de relacionamento, proposto por um sistema presa-predador, e aplicar os conceitos de computação evolutiva para estabelecer a cadeia e controlar o fluxo dos recursos. À medida que o jogo se desenvolve, os elementos do mesmo reagem diferentemente aos estímulos, mediante as diferentes estratégias que o jogador estabelece.

Para a cadeia alimentar utilizada neste trabalho, optou-se pelo modelo presa-predador, baseado na categoria de relacionamento entre as espécies do tipo consumidor-recurso. A escolha desse tipo de relacionamento está relacionada ao fato de que o protótipo de jogo proposto deve relacionar os NPCs ao ambiente, com eles mesmos e com o jogador, podendo ser consumidor, ou não. Esse modelo trata de duas espécies dividindo um ambiente fechado, em que uma das espécies (presas) dispõe de alimento em abundância e a outra espécie (predador) se alimenta da primeira.

O relacionamento entre espécies constitui a base principal das comunidades, sendo responsável por analisar os organismos associados em diferentes condições e estágios, com aspectos físicos e biológicos evoluindo no tempo. Segundo Pinto-Coelho (2000), a maioria desses organismos está unida por associações sinérgicas ou antagônicas, de maneira que, a extinção de uma espécie poderia causar o desequilíbrio ecológico.

Castro (2006) classifica as interações entre os elementos de uma cadeia em três grandes grupos, caracterizados pelos efeitos causados a cada uma das espécies: competição, consumidor-recurso e detritívoro-detrito. As interações consumidor-recurso, são as interações mais fundamentais da natureza, pois todos os organismos não fotossintéticos devem obter os nutrientes necessários para a sobrevivência, por meio do consumo total ou parcial de outros seres vivos.

No modelo consumidor-recurso, as espécies possuem crescimento em escalas diferentes de tempo, a reprodução da população de recursos é considerada contínua, enquanto a população de consumidores se reproduz de maneira discreta. Isto é, os consumidores reproduzem-se em intervalos regulares, porém consomem recursos e morrem de maneira contínua. Os recursos, por sua vez, crescem continuamente, ou reproduzem-se em intervalos extremamente curtos. Pode-se citar como exemplos desse tipo de dinâmica: herbívoros consumindo grama, doninhas alimentando-se de pequenos roedores e joaninhas predando afídeos.

Neste trabalho foi utilizada a dinâmica populacional, presas e predadores, porém não foi aplicado nenhum modelo clássico, como por exemplo, o de Lotka-Volterra. Referido modelo preconiza que: na ausência das espécies predadoras o nível populacional de presa tende a aumentar a uma taxa proporcional à população atual da mesma; a inexistência de presas leva a extinção dos predadores; a quantidade de encontro entre predadores e presas é proporcional ao produto dessas duas populações, e cada encontro tende a promover o crescimento de predadores e diminuição das presas.

Além da cadeia alimentar, também foram utilizados os algoritmos evolutivos, mais especificamente os AGs, os quais foram aplicados no protótipo proposto para inclusão das características de hereditariedade, mutação e evolução ao longo do jogo.

Linden (2008, p. 43) explica que o AG é “uma técnica de busca baseado numa metáfora do processo biológico de evolução natural”. A proposta dos AGs (Algoritmos Genéticos) foi feita por Holland e seus alunos na década de 1970, sendo sua área de estudo a evolução natural para soluções computacionais eficientes para problemas de otimização.

O AG equivale a um procedimento iterativo, que ocorre de maneira contínua até que uma solução que satisfaça as condições seja encontrada, ou até o alcance de um

determinado número de geração estabelecido. Também usa uma técnica de busca e otimização global, inspirada nos mecanismos de seleção natural e da produção genética, proposta por Darwin (VIDICA, 2007).

O AG é utilizado para controlar a evolução dos indivíduos, para que não haja uma variação muito grande dos atributos. Essa variação deve ser minimizada para que não ocorra a mudança de papel do indivíduo no meio, por exemplo, a presa não fique mais forte que seu predador.

Na seção a seguir será apresentada uma visão geral do protótipo desenvolvido, sua dinâmica, aspectos referentes à jogabilidade e mecânica do jogo desenvolvido neste trabalho para a validação do modelo proposto.









3. Protótipo Desenvolvido

A solução apresentada neste trabalho é uma combinação das técnicas computacionais de AG e a computação bioinspirada, com a utilização de cadeia alimentar, cuja finalidade é melhorar a interação do NPC com o jogador.

O protótipo desenvolvido apresenta as funções básicas de um jogo de *Role-playing game* (RPG), em que o jogador participa de batalhas e precisa de recursos para sobreviver. No modelo proposto, é utilizado o AG para gerar os NPCs no cenário, com o objetivo final de encontrar sempre o NPC mais adaptado à situação atual do mundo.

A convergência do AG se baseia na evolução da população, e utiliza o valor de aptidão do indivíduo para isto. O jogo implementado segue o modelo de *survivor*, em que o jogador participa de batalhas, e necessita de recursos para sobreviver o máximo de tempo possível.

No referido jogo, o jogador é responsável pela sua própria estratégia de sobrevivência, a temática de *survivor* possibilita o balanceamento de estratégias diferentes tanto pelo jogador, como pelos NPCs, permitindo assim, a evolução de ambos ao passar do tempo. O cenário é composto por oito tipos de NPCs, com características específicas e nível na cadeia alimentar conforme apresentado no Quadro 1.

NPC	Característica	Nível da Cadeia Alimentar	NPC	Característica	Nível da Cadeia Alimentar
NPC1		1	NPC5		3
NPC2		2	NPC6		3
NPC3		2	NPC7		4
NPC4		2	NPC8		3

Quadro 1. Características dos NPCs

A teia alimentar, que resulta a interligação dos NPCs pelo seu nível na cadeia, é representada pela Figura 1.

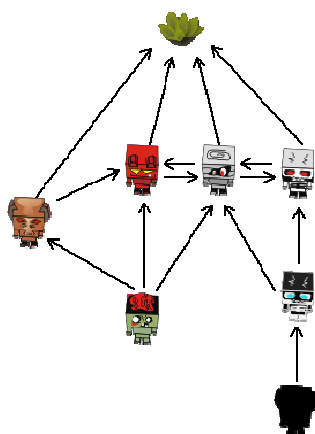


Figura 1. Teia alimentar do jogo

O jogador pode interagir com todos os NPCs, sendo que cada um desses apresenta como variáveis de controle, os itens: tipo de espécie, vida, dano, defesa, visão, suas presas, seus predadores, entre outros. Os NPCs possuem regras de ações pré-determinadas por um *script*, conforme demonstrado no Quadro 2, o qual é formado por quatro ações básicas: atacar, fugir, evoluir e movimentar.

Regra	Ação	Alvo	Condição
1	Atacar	Oponente com menor vida	Fome maior igual a 50% ou 90%
2	Fugir	Próprio NPC	Oponente é predador.
3	Evoluir	Próprio NPC	Se tiver com vida menor que 0, ou se atingir percentual de 120% de fome, é morto e vai para o processo de evolução.
4	Movimentação	Próprio NPC	Movimenta quantidade n de espaço para alguma direção aleatório.

Quadro 2. Variáveis de Ação

A cada turno, o NPC controlado pelo *script* (Quadro 2) testa as condições de sua primeira regra. Caso ela seja satisfeita, a ação da regra é executada, caso contrário, são testadas as condições da próxima regra. Tal procedimento se repete até que alguma ação seja executada, no entanto, caso de nenhuma ação possa ser executada, a ação de movimentação entra em execução.

O cenário virtual é dado por um plano bidimensional, no qual a posição de um objeto é definida pelas suas coordenadas x e y . O ambiente possui elementos com as quais os NPCs interagem, como, por exemplo, obstáculos e fontes de água. O cenário é dividido em quatro quadrantes, que apresentam quantidade e tipo de NPCs, conforme presente no Quadro 3. Os NPCs não trocam de quadrante, ou seja, nesse caso os quadrantes fazem o papel das *dungeon*.

	NPC 1	NPC 2	NPC 3	NPC 4	NPC 5	NPC 6	NPC 7	NPC 8	TOTAL
Q1	10	8	5	4	2	1	0	0	30
Q2	30	21	15	11	6	3	2	2	90
Q3	49	35	24	18	10	6	4	4	150
Q4	80	57	40	30	18	11	7	7	250
<i>p</i>	32%	23%	16%	12%	7 %	4 %	3 %	3%	520

Quadro 3. Quantidade de NPCs em cada quadrante

A quantidade de cada tipo de NPC na região foi determinada como estratégia para atender as premissas de que os jogadores tem uma escala de aprendizado crescente, são motivados à conquistar *level* maior, bem como, à matar quantidades maiores de inimigos por vez. Para isso, há um aumento gradativo na quantidade de NPCs em cada quadrante.

O jogador começa o jogo em um ecossistema inicial (Quadro 3) e conforme o desenrolar do jogo, o NPC tem que sobreviver e se adaptar conforme a evolução do jogador e do ambiente. O jogador interage no ambiente na forma de caçador, e a cada NPC morto, é gerado experiência e dinheiro para utilizar algumas habilidades. Na Figura 2 é retratada a tela do jogo.



Figura 2. Tela do jogo

Como o NPC não troca de região, essa obrigatoriamente vai manter suas espécies conforme os padrões iniciais do mundo. Quando acontecer a interação do jogador com a região, isto é, quando o jogador matar um NPC, a região vai propiciar a evolução da espécie do NPC morto, e criar um novo NPC mais apto a sobreviver.

Realizado isso, a cada nova morte na região relacionada a um NPC evoluído, a chance de evolução do NPC morto é de 3%, e se não ocorrer a evolução, os atributos são mantidos, e o NPC volta ao jogo. A evolução do NPC é feita pelo AG que será apresentado a seguir.

Para a adaptação do NPC ao passar do tempo, o AG implementado conta com cromossomos de oito genes, os quais são variáveis de: velocidade, visão, defesa e ataque do NPC morto, e do NPC com a melhor combinação de atributos dessa espécie. O motivo de somente referidas variáveis serem utilizadas no cromossomo, é motivada pelo fato de que apenas essas quatro influenciam na sobrevivência do NPC.

O funcionamento do AG é constituído por três etapas básicas, conforme descritas a seguir:

- Etapa 1 - Geração da população inicial;
- Etapa 2 - Teste dos NPCs no ambiente, o qual ocorrem os seguintes procedimentos:
 1. Simulação do NPC. A simulação constitui-se em uma batalha, em o NPC criado batalha contra a média de atributos de suas presas e predadores.
 2. Se algum NPC a ser evoluído sobreviver à simulação, o NPC é gerado no mundo.
 3. Se todos os NPCs a serem evoluídos morrerem, o cromossomo responsável pelos genes recebe o valor de aptidão
- Etapa 3 - Geração de uma nova população:
 1. Caso o NPC evoluído não obtiver sucesso, essa etapa entra em execução, com objetivo de aproveitar os dois NPCs que tiveram maior sucesso, gerando assim, uma nova população, com a expectativa de maior potencial de sobrevivência, isto é, quem tiver aptidão mais próxima a 0.
 2. Se a taxa de *crossover* for contemplada, é realizado o procedimento, caso negativo, mantem-se os dois indivíduos para a nova geração.
 3. Realizando o *crossover*, ou não, cada parâmetro do cromossomo resultante possui 3% de chance de ser substituído por um novo valor.
 4. Após a nova população ter sido gerada, a mesma é avaliada, chamando novamente a etapa dois.

4. Avaliação

A avaliação teve como enfoque os testes numéricos voltados à análise de adaptação do NPC e ao desempenho do algoritmo proposto. Entretanto, salienta-se que outros tipos de teste, para avaliar a jogabilidade, funcionalidades e ergonomia da interface não fizeram parte do escopo.

Nessa avaliação, o algoritmo proposto foi testado com diferentes configurações dentre os parâmetros possíveis (quantidade de gerações, taxa de mutação e *crossover*, população e taxa de evolução).

Os testes foram realizados de forma que os dados gerados fossem gravados em arquivo de texto, para posterior análise. A análise se deu com 520 NPCs em quatro regiões distintas, em uma hora de simulação no cenário proposto.

Após alguns testes iniciais, percebeu-se a não convergência do algoritmo e a dificuldade em determinar como trabalhar com os parâmetros da equação de aptidão. Os primeiros testes foram de caráter experimental, com a intenção de compreender a sensibilidade e o impacto de cada parâmetro no modelo. Inicialmente, percebeu-se que alguns parâmetros empregados para a lógica de evolução do NPC, não alteravam o resultado, e não apresentavam diferenças significativas entre as simulações.

A partir desse momento, foram realizadas diferentes tentativas de configurações dos parâmetros para execução da regra de evolução do NPC. Resultando na inclusão de novas regras, tais com:

- O NPC pode morrer de fome, se o mesmo atingir uma porcentagem de fome maior que 120%, e
- Um NPC só pode ser evoluir, se o mesmo for morto por um NPC que já seja evoluído, ou tenha sido morto pelo jogador.

A porcentagem de chance de evolução também teve de ser ajustada, pois observou-se uma alta disparidade de sobrevivência do NPC. A taxa utilizada foi de 3%, pois apresentou como consequência o prolongando da vida dos NPCs em todas as simulações realizadas.

Outro parâmetro ajustado foi relativo à negativa da evolução, em casos que esta não fosse contemplada. Nesse caso, era selecionado o NPC com melhores atributos, e introduzido ao cenário. Contudo, isso acarretou em que o tempo médio de vida dos NPCs caísse drasticamente, uma vez, que a média dos atributos do NPC influenciava na média global, a qual era utilizada na simulação da geração de aptidão. Tal problema foi solucionado retornando o próprio NPC para o cenário.

Para o AG, os testes foram executados levando-se em consideração a necessidade de ajustes da quantidade de gerações, tamanho da população, taxa de mutação e de *crossover*. O processo inicial para a coleta dos dados brutos foi realizado por meio do parâmetro quantidade de gerações, bem como, por todos os outros parâmetros fixados, buscando assim estabelecer o limite de melhoria da solução para cada um deles, conforme exposto no Quadro 4.

Para os testes de amostragem foi estipulada uma amostragem de uma hora de jogo, e extraído a média dos valores de aptidões obtidos a cada 5 minutos. A melhor taxa de aptidão é dada pelos valores que tiveram os menores valores registrados nos testes.

Testes de amostragem	Taxa de mutação	Taxa de crossover	Tamanho da população	Número máximo de gerações
Mutação	3%, 6%, 12%, 18% e 25%	6%	100	100
Crossover	3%	3%, 6%, 12%, 18% e 25%	100	100
Tamanho da população	3%	18%	20, 50, 100, 150	100
Número máximo de gerações	3%	18%	100	20, 50, 100, 150.

Quadro 4. Amostragem

A melhor taxa de aptidão foi dada pela porcentagem de 3%. A do *crossover* foi de 18%, o tamanho da população e o número máximo de gerações, obtiveram ambos o resultado de 100.

Após esses testes, foi necessário verificar se o AG implementado durante o trabalho contribuiu para que o NPC se tornasse mais adaptativo com as mudanças que ocorrem no jogo. Para isso, analisou-se o jogo em duas partes, na primeira sem o AG, e na segunda parte, com o AG. Em ambos os casos, as análises ocorreram considerando os seguintes dados: tempo total de vida dos NPCs; tempo médio de vida dos NPCs, e média de atributos dos NPCs.

Os valores foram coletados durante uma hora de jogo, e agrupados a cada 10 minutos para melhor visualização dos dados. Realizando a análise comparativa, os resultados apresentados demonstram que a utilização do AG possibilitou uma melhor adaptação para o NPC no cenário com contínuas modificações.

A análise demonstrou também uma taxa de sobrevivência contínua para alguns NPCs. No entanto, para o *NPC2*, a taxa de aumento médio de vida é muito superior aos demais. Ao analisar mais profundamente essa diferença, percebeu-se que a quantidade inicial de cada tipo de NPC influencia no processo de adaptação ao longo do jogo.

Assim, verificou-se a necessidade de realizar um relacionamento quantitativo de NPCs por região, pois o relacionamento dos indivíduos está n presas e n predadores. Mesmo enfrentando esse problema, os NPCs se mantiveram estáveis, demonstrando que mesmo tendo uma grande quantidade de predadores, ou presas, a taxa de sobrevivência tende a se adaptar com as modificações contínuas no jogo.

Além disso, um dos possíveis problemas que seria enfrentado com a utilização do AG seria concorrência de processamento. Para validar esse quesito, utilizou-se da ferramenta *VisualVM 1.3.7*, e suas análises, foram as seguintes: a) como a taxa de evolução do NPC sendo de 3%, a qual é utilizada no jogo, a execução do AG ficou com custo de 2% do processo do jogo, e b) aumentando a taxa de evolução para 100%, o custo de execução do AG subiu para 6%.

Assim, pode-se afirmar que em ambos os casos não houveram problemas de processamento ou de memória RAM durante o jogo. Isso aconteceu devido ao tamanho do cromossomo proposto, o qual possui poucas entradas, facilitando assim o seu processamento.

5. Conclusões

O objetivo deste trabalho foi apresentar um protótipo de jogo que empregasse a combinação das técnicas computacionais de AG e computação bioinspirada, juntamente com a cadeia alimentar, para compreender e analisar o comportamento dos NPCs conforme o jogador evolui no jogo.

A ideia inicial foi levantar pesquisas científicas que obtivessem resultados satisfatórios, em relação ao aprendizado do NPC durante o jogo. Após esse levantamento, identificaram-se trabalhos que utilizavam a AG para a geração dos NPCs, os quais embasaram a temática de pesquisa empregada.

A segunda ideia foi utilizar um mecanismo que conseguisse relacionar todos os NPCs, uma vez que, atualmente, percebe-se uma relativa dificuldade de encontrar jogos que se preocupem com esse quesito. Tal panorama motivou o emprego de um modelo para relacionar os NPCs de uma maneira que todos estivessem interligados, resultando na adoção da teoria da cadeia alimentar, bem como do relacionamento presa-predador.

Os resultados gerados pelo modelo proposto possibilitaram afirmar que existem novos tipos de abordagens que podem ser trabalhadas na adaptação do NPC ao estado atual do mundo no jogo. Sendo que, a abordagem de uma cadeia alimentar e AG podem ser umas das soluções, pois o desempenho do algoritmo testado, demonstrou-se eficiente, e com baixo custo computacional, não ocasionando concorrência de processos com o jogo.

Entretanto, sobre a dinâmica de relacionamento, foi constatada uma inconsistência no que diz respeito ao reflexo imediato na quantidade de NPCs de cada espécie no modelo. No entanto, entende-se que referida inconsistência não invalida o modelo, pois como constatado, os NPCs tendem a se adaptar ao passar do tempo.

Desse modo, sugere-se como trabalhos futuros a aplicação do sistema proposto à uma quantidade maior de teste. Para que assim, possam ser comprovados os resultados relacionados à quantidade de NPCs de cada espécie, visando a solucionar a inconsistência encontrada. Contudo, compreende-se que o emprego de técnicas, como relacionamento e evolução do NPC, mostrou-se viável e atingiu o objetivo proposto.

Referências

Amabis, J.M.; Martho, G.R. 2001. *Conceitos de biologia*. São Paulo. Ed. Moderna.

Castro, L. N. 2006. *Fundamentals of Natural Computing: Basic Concepts, Algorithms, and Applications*, Chapman & Hall/CRC.

Collet, T. 2006. *Massively Online Games with Food Chains*. A dissertation submitted to Norwegian University of Science and Technology in the subject of Artificial Intelligence for the degree of Master in Computer Science.

- Crocomo, M.K. 2006. *Desenvolvimento de um jogo adaptativo utilizando um algoritmo evolutivo*. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso). Curso de Ciência da Comp. do Instituto de Ciências Matemáticas e Comp. da USP, São Carlos.
- França, F. O., Von Zuben, F. J., & de Castro, L. N. 2005. An Artificial Immune Network for Multimodal Function Optimization on Dynamic Environments. *Proceedings of the 2005 conference on Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'05)*, Washington DC, USA
- Linden, R. 2008. *Algoritmos genéticos*. 2. ed. Rio de Janeiro: Brasport.
- Lucas, S.M.; Kendall, G. 2006. *Evolutionary Computation and Games*. IEEE Computational Intelligence Magazine. February, p.10-18.
- Pottinger, D.C. 2003. Computer Player and A.I. *Game Developer Magazine*, july, 2003.
- PWC. Global entertainment and media outlook: 2013-2017. Disponível em: <http://www.pwc.com/gx/en/global-entertainment-media-outlook/segmentinsights/video-games.jhtml>. Acessado em 06 de junho de 2013.
- Spronck, P.; *et al.* 2003. *Online Adaptation of Game Opponent AI in Theory and Practice*. In: INTERNACIONAL CONFERENCE ON INTELLEAGENT GAMES AND SIMULATION, 4, 2003, Londres.
- Sweetser, P. 2003, “ How to Build Evolutionary AG for Games”, *AI Game Programming Wisdom 2*, Charles River Media.
- Vídica, P. M. 2007. *Novas abordagens na evolução de autómatos celulares aplicados ao escalonamento de tarefas em multiprocessadores*. 168f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Faculdade de Computação, Universidade Federal de Uberlândia, Minas Gerais, 2007.