

DESENVOLVIMENTO DE AGENTES INTELIGENTES EM JOGOS DE TABULEIRO DIGITAIS ATRAVÉS DE ALGORITMO GENÉTICO**

Daniel Francisco Pegorin¹; Renan Caldeira Menechelli²; Patrick Pedreira Silva³

Resumo

Apresenta uma técnica de desenvolvimento de agentes inteligentes para jogos de tabuleiro digitais de soma-zero com personagens bem definidos. Essa técnica seleciona simultaneamente diversos conjuntos de pesos para uma busca gulosa local de agentes em uma competição por meio de um algoritmo genético específico. Aplica um modelo competitivo e comparativo desenvolvido para avaliar populações, bem como para reorganizar o fluxo do algoritmo genético visando um sistema competitivo. A técnica mostra um aumento progressivo no desempenho de tarefas específicas e comuns realizadas por agentes de diferentes personagens de forma eficiente. Para tanto, a abordagem não depende de partidas reais de jogos e, em função das mudanças no design do jogo, apresenta menor retrabalho para as equipes de desenvolvedores em relação a outras técnicas de inteligência artificial disponíveis.

Palavras-chave: inteligência artificial. jogos táticos. competição.

Abstract

It sets out a developing technique of intelligent agents for digital board games of zero-sum with well-defined characters. Such technique simultaneously selects miscellaneous weight sets for a local greedy search of agents in a competition through a specific genetic algorithm. It applies a competitive and comparative model developed to evaluate populations, as well as to reorganize the genetic algorithm flow aiming at a competitive system. The technique shows a progressive increase in specific and common tasks performances carried out by agents of different characters efficiently. To that end, approach does not rely on real game matches and, in the light of game design changes, presents less rework for developing teams related to other artificial intelligence techniques available.

Keywords: artificial intelligence. tactical games. competition.

1 Introdução

Um jogo de tabuleiro pode ser definido como qualquer jogo que contenha peças movimentadas de maneiras específicas em um tabuleiro marcado por um padrão visual (BOARD GAME, 2021). Jogos do gênero, destacados pelo contexto competitivo, podem ser traduzidos para o ambiente digital através da categoria tático.

** O presente artigo é parte do projeto de iniciação científica de mesmo nome, realizado durante a graduação de Daniel Francisco Pegorin sob orientação e coorientação dos demais autores respectivamente.

¹ Tecnólogo em Jogos Digitais pelo Centro Universitário Sagrado Coração-UNISAGRADO; E-mail: daniel.pegorin10@gmail.com.

² Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo-USP; gerente de tecnologia, professor e coordenador do curso superior de Jogos Digitais do Universitário Sagrado Coração-UNISAGRADO. E-mail: renan.menechelli@usc.br.

³ Doutor pelo Programa de Pós-graduação em Ciências da Reabilitação do Hospital de Reabilitação de Anomalias Craniofaciais da Universidade de São Paulo-HRAC-USP, campus Bauru; professor dos cursos Ciência da Computação e Jogos Digitais do Centro Universitário Sagrado Coração-UNISAGRADO. E-mail: patrick.silva@usc.br.

Jogos táticos, um subgênero dos jogos TBS (*Turn Based Strategy*), (HOLSCH, WILLIAM L., 2018.), são jogados em turnos e limitados a um espaço bidimensional dividido em regiões.

O contexto de jogos táticos, muitas vezes, se fundamenta na criação de personagens com narrativas, ações e atributos únicos. Construídos previamente ou durante o jogo, esses personagens integram uma equipe e devem contribuir para sua vitória levando em consideração não só seus atributos particulares, mas também o conjunto de ações ou atuadores singulares dentre seus companheiros e adversários. Vinculada a interpretação da identidade de seus personagens em uma narrativa, esta modalidade pode ser definida como um RPG (*Role-playing game*), (ROLLINGS E ADAMS, 2003). Referidos através de suas características, os *tactical role-playing games* (TRPG), muitas vezes apresentam um grande desafio: a ausência de adversários humanos.

Um NPC (*non-player character*) é capaz de suprir essa necessidade e, como um agente inteligente, destaca a presença de ferramentas de inteligência artificial (IA) na maioria dos produtos de jogos digitais. Neste contexto, Barbosa et al. descreve sua importância:

A inteligência artificial (IA) tem forte presença na maioria dos jogos digitais, permitindo que a interação seja mais dinâmica e passando ao jogador a sensação de que a máquina realmente está pensando e se comportando como um ser humano na tentativa de vencê-lo. (BARBOSA et al., 2012).

Um NPC, um agente inteligente, age de maneira a transparecer comportamento humano desafiando o jogador. Porém, em jogos RPG, este deve também evidenciar a identidade de seu personagem e assim contribuir para imersão do jogador em sua narrativa apresentada.

Um projeto de um jogo TRPG, ao exibir a necessidade de NPCs, acarreta um maior consumo de tempo e esforço de sua equipe de desenvolvedores. E, técnicas como aprendizagem de máquina (RUSSELL E NORVIG, 2013), podem ser utilizadas para contornar esse problema.

No entanto, para treinar agentes, tais técnicas carecem de informações obtidas de jogadores humanos em partidas reais, exigindo uma versão funcional do jogo. Além disso, sempre que há alteração nas mecânicas de jogo durante o desenvolvimento ou manutenção, os agentes, frutos de informações de versões obsoletas, correm o risco de apresentarem-se insuficientes.

A técnica apresentada utiliza de algoritmos genéticos (AG), aliados a analogias à biologia evolutiva, para a elaboração de uma técnica de desenvolvimento de agentes inteligentes, como uma alternativa a dependência de dados originários de partidas reais de outras abordagens. Também utiliza de terminologias básicas de design de jogos para descrever elementos, regras do jogo e suas interações.

Por fim, reduzido para embates entre equipes de um integrante em um jogo de soma-zero, esse artigo conta com uma análise sucinta da eficiência da técnica apresentada para desenvolvimento e design de jogos.

1 Desenvolvimento

O conteúdo deste artigo é fruto de uma abordagem qualitativa em análise e desenvolvimento de jogo digital realizado durante um projeto de pesquisa observacional e exploratório de iniciação científica e, a fim de torná-lo mais objetivo, apresenta melhoramentos textuais.

O presente texto apoia-se em obras de desenvolvimento de inteligência artificial (NOVAK, 2010; RUSSELL E NORVIG, 2013; LINDEN, 2006). Este visa apresentar a técnica anteriormente desenvolvida com maior enfoque ao design de jogos e, para isso tem a bibliografia expandida para tal: (ADAMS, 2014), (ROLLINGS E ADAMS, 2003).

Inicialmente, um ambiente de tarefa é descrito para definir abrangência da técnica para um jogo TRPG real. Propriedades e limitações consequentes são definidas.

1.1 Ambiente de tarefa

A metodologia PEAS (Performance, Environment, Actuators, Sensors), (RUSSELL E NORVIG, 2013) foi utilizada para descrever um ambiente de tarefa dos agentes a serem desenvolvidos e define uma abrangência para sua aplicabilidade a jogos existentes e inéditos.

O quadro 1 descreve as propriedades do ambiente de tarefa, a condição para manutenção desta e possíveis elementos de jogabilidade excluídos do escopo da técnica. O termo episódio, apresentado pelo quadro 1, é utilizado com o significado de conjunto de consequências desencadeado por qualquer interação com o ambiente capaz de impactar o resultado do jogo.

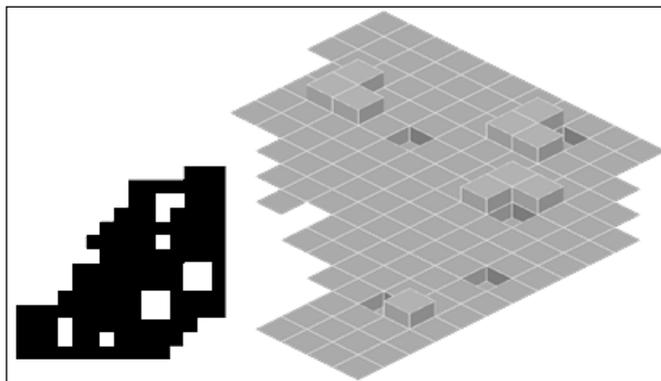
Quadro 1 – Restrições do ambiente de trabalho PEAS

Ambiente	Restrição	Mecânicas Exclusas
Completamente observável	Informações do tabuleiro e outras entidades e propriedades são sempre visíveis para os jogadores;	Entidades (Ex.: armadilhas, personagens) e atributos ocultos de qualquer jogador;
Multiagente competitivo	Uma competição na modalidade duelo (Apenas dois personagens rivais).	Cooperatividade entre jogadores;
Determinístico	Qualquer episódio do jogo tem uma consequência bem definida;	Sorteios, embaralhamentos, reforços probabilísticos e valores aleatórios em geral;
Estático, Discreto e Sequencial	Episódios são instantâneos e contidos em turnos alternadamente ordenados em uma partida;	Efeitos contínuos (marcas), interrupções ou cancelamentos de episódios em seu tempo de execução;

Fonte: elaborada pelos autores.

Para descrever os atuadores da metodologia PEAS foi utilizado um tabuleiro. Este definido como uma estrutura bidimensional dividida em regiões uniformes, como quadrados e hexágonos, as chamadas células. A figura 1 exemplifica um tabuleiro quadrado.

Figura 1 – Tabuleiro de células quadradas e matriz



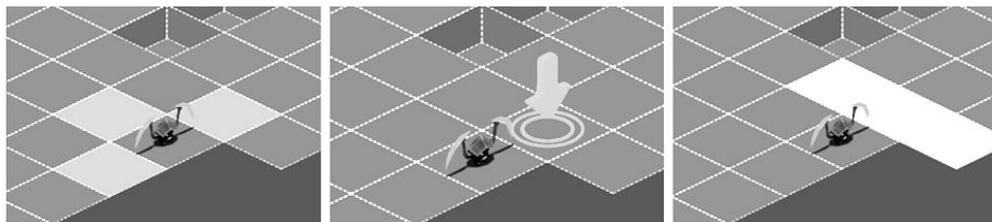
Fonte: elaborada pelos autores.

Cada célula integra um conjunto finito e uniformemente distribuído de posições representada através de uma matriz. Na figura 1, a esquerda é representada sua matriz de células 15 por 15, em que regiões intrasponíveis, vazias, buracos ou obstáculos, são ocultas desta.

Assim, um personagem está contido em uma célula (x, y) nessa matriz e pode executar diversas ações diferentes. As ações correspondem aos atuadores e, por sua vez, podem apresentar um alcance de possibilidades. Essas são capazes de alterar atributos do ambiente e de outros personagens através de uma célula alvo e suas proximidades no tabuleiro. As definições de uma ação e suas consequências são unicamente pré-estabelecidas para cada personagem.

Deste modo, a utilização de uma ação por um agente foi representada através do trio ordenado (a, x, y) , ação escolhida (a) e alvo (x, y) e sua correspondência com o tabuleiro é relativa à posição atual do personagem. Os atuadores que executam uma ação que não necessita de alvos ignoram o par de posição. A figura 2 ilustra em tons mais claros uma configuração de uma ação: alcance de possibilidades, alvo e região de efeito respectivamente.

Figura 2 – Alcance de possibilidades, alvo, e região de efeito

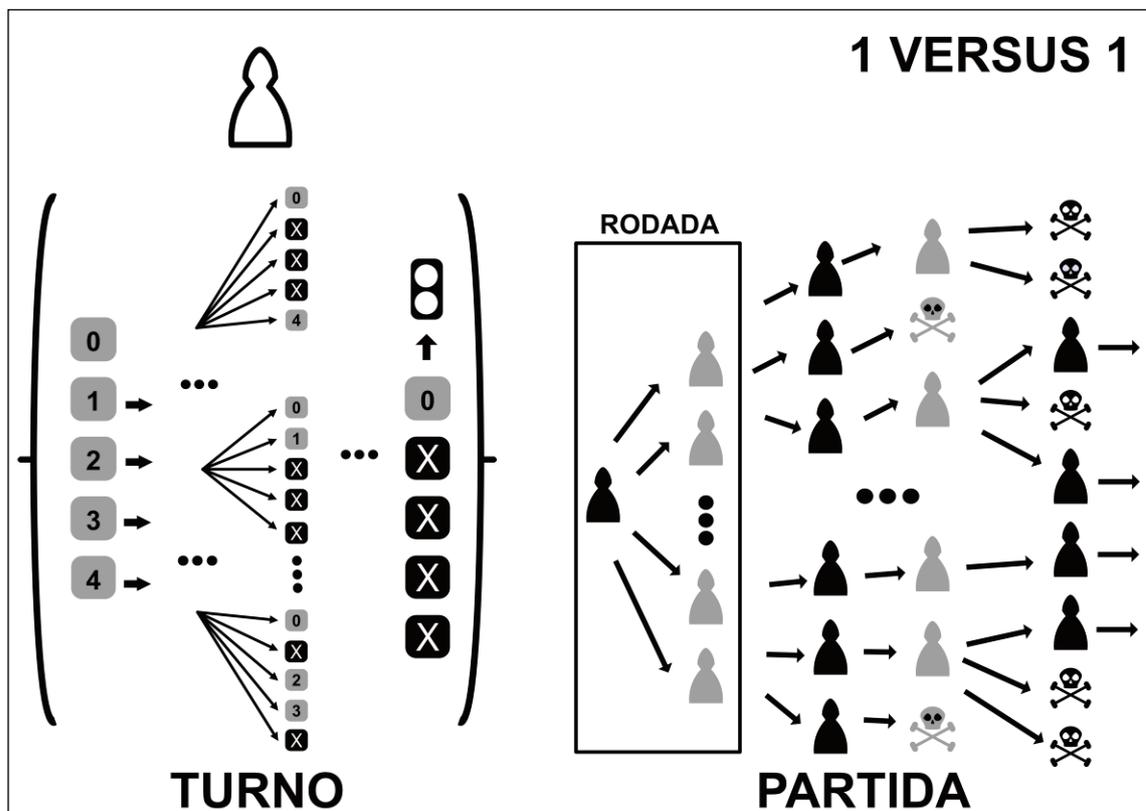


Fonte: elaborada pelos autores.

Definido o ambiente de tarefa e atuadores do agente, uma descrição da competição foi efetuada para definir o critério de desempenho e sensores, bem como garantir a propriedade de

soma-zero necessária. A figura 3 apresenta uma partida entre dois jogadores através de uma representação em árvore adaptada.

Figura 3 – Representação de partida duelo (um *versus* um)



Fonte: elaborada pelos autores.

Quadrados arredondados ilustram um conjunto de 5 ações de um agente numeradas de 0 a 4 e, devido a propriedade determinística, representam as possibilidades acessíveis a partir do seu estado do tabuleiro anterior. Essas têm sua multiplicidade de posições alvo suprimida, para permitir uma melhor visualização da figura. Quadrados sinalizados com a letra x correspondem a ação correspondente não disponível no estado anterior. A ação de número 0 é um passe de turno antecipado: encerra a vez e inicia o turno do oponente. Essa, quando outras ações não estão disponíveis, pode tornar-se automática e não utiliza o par de posição.

Uma rodada, indicada pelo traçado retangular, se inicia no primeiro jogador e tem fim após a última ação de seu adversário. Por sua vez, o estado final é alcançado quando uma equipe cumpre seu objetivo definido e, conseqüentemente, qualquer partida apresenta um número finito, porém indefinido, de turnos e rodadas. Limitada a apresentação visual, os peões mais à direita, com setas de saída, indicam a continuidade dessa árvore de possibilidades.

Um objetivo frequente de jogos digitais é a partida eliminatória, em que ambas as equipes devem levar os pontos de vida de seu adversário a zero. Este contexto apresenta objetivos iguais e foi utilizado para o projeto de origem deste artigo. A técnica utilizada neste não seria capaz

de lidar com objetivos diversos, porém, como discutido mais adiante, pequenas mudanças em seu funcionamento e estrutura expandem essa limitação.

Ainda assim, a técnica não abrange jogadores aliados e, conseqüentemente, quando um jogador é vitorioso, alcança seu objetivo, seu adversário é derrotado. Relação indicada na figura 3 pelos desenhos de caveira. Deste modo, limitados a um número finito de escolhas determinísticas, os agentes acessam estados do ambiente a cada jogada e, ao menos de forma probabilística, apresentam chances de alcançar a vitória em equivalência as chances de derrota de seu adversário e, independente da tarefa a ser executada, esta relação probabilística implica na propriedade de soma-zero. No entanto, devido a possível multiplicidade de ações em um turno, se torna muito custoso estabelecer um valor preciso para a propriedade em cada um dos estados, visto que os estados objetivos das equipes são uma parcela mínima dentre todos os estados de uma partida.

O ambiente de um jogo digital é artificialmente criado e facilmente modificável. Este é capaz de fornecer total acesso de seus dados e regras. Por sua vez, o ambiente de tarefa, totalmente observável, permite que qualquer agente receba informações do jogo de maneira direta, ocasionando a ausência de sensores para a metodologia PEAS.

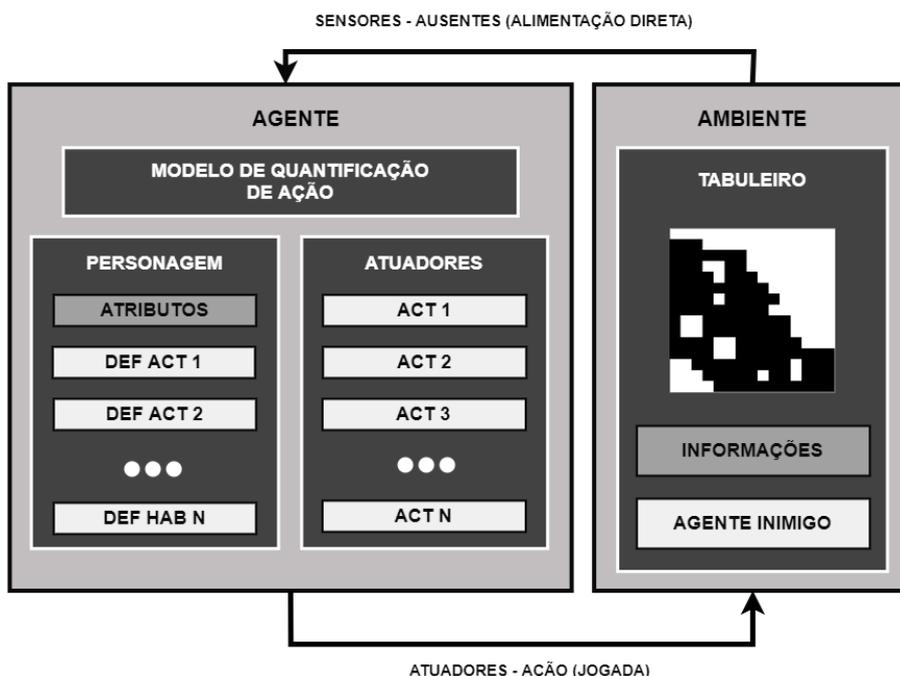
Visto isso, o desempenho deste agente para metodologia PEAS torna-se sua capacidade de observar o ambiente como um todo e tomar decisões que o aproxime dos estados de vitória e, simultaneamente, o distancie dos estados de derrota. Assim, seu desempenho se torna sua precisão em analisar as informações no estado atual e escolher corretamente dentre seu conjunto de possibilidades disponíveis.

Dessa forma, os agentes, guiados por seu finito número de ações regradas, em dependência, produzem um conjunto também finito de episódios semelhantes e dentre eles escolhem aqueles que permitam sua vitória e evitem sua derrota mais frequentemente. Finito, o conjunto total de episódios dos personagens, visto as propriedades do ambiente de tarefa, permite seu registro e descrição através de um agente estruturado.

1.2 Agente de Avaliação

Os personagens, como definidos anteriormente, permitem a elaboração de um único tipo de agente nomeado de agente de avaliação. A figura 4 representa este agente baseado em definições comuns de agentes simples, (RUSSELL E NORVIG, 2013).

Figura 4 – Agente de avaliação



Fonte: elaborada pelos autores.

Esse agente utiliza de 3 partições para a tomada de decisão. A partição PERSONAGEM é responsável por fornecer para as demais partes as regras do jogo, dados de atributos do personagem e definições (DEF) de suas ações (ACT) específicas.

Responsável pela tomada de decisão, a partição MODELO DE QUANTIFICAÇÃO DE AÇÃO observa as regras de jogo e possíveis ações descritas em PERSONAGEM em uma busca gulosa local, (RUSSELL E NORVIG, 2013). O maior valor H das ações (a, x, y) é escolhido e, através de ATUADORES é executada a ação correspondente. Para obter esse valor, a apelidada de meta-heurística espelhada é calculada:

$$H(a, x, y) = V - D \quad (1)$$

$$V = c_1k_1 + c_2k_2 + c_3k_3 + \dots c_nk_n \quad (2)$$

$$D = c'_1k_1 + c'_2k_2 + c'_3k_3 + \dots c'_nk_n \quad (3)$$

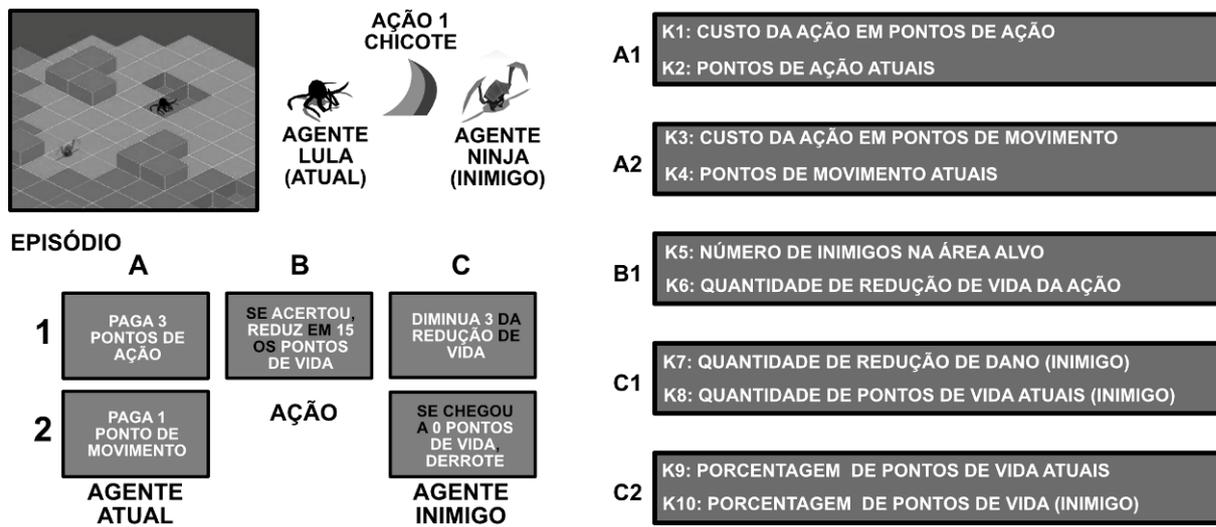
$$c', c, k \in \mathbb{Q}$$

A função principal (1), é fracionada em duas parcelas: um valor de ganho V em (2) e um valor perda D em (3) para uma ação disponível (a, x, y) . Subtraídos com a finalidade de calcular o benefício real desta ação, H de (a, x, y) através de conjuntos ordenados de dados nomeados K, C e C' .

O conjunto K é formado por dados quantificáveis do ambiente, suas entidades e seu funcionamento. Seus valores indicadores k integrantes refletem o processo de design de jogos digitais e representam as variáveis de uma partida que refletem as regras, mecânica, e o conjunto

de episódios, sua jogabilidade. Esses registram de forma detalhada e quantificável as propriedades, comportamentos e atributos modificados através de qualquer interação existente no jogo. A figura 5, ilustra de forma simplificada um episódio de uma ação que surte efeito ao atingir um inimigo em um jogo fictício eliminatório, referido anteriormente.

Figura 5 – Indicadores de K em um episódio



Fonte: elaborada pelos autores.

Destacadas em branco na relação do episódio mais à esquerda, as palavras-chave que representam atributos dos atuantes agentes e suas relações com ações e entidades do ambiente são adicionadas respectivamente para registro na lista de indicadores K a direita. Vale elucidar que a condição de vitória, em C2, utiliza de pontuações de vida, mas é traduzida para porcentagem visto a diversidade de intervalos numéricos que as pontuações de vida de personagens podem apresentar.

Um personagem produz um número finito de episódios semelhantes mais frequentes a partir de suas ações e permite utilizar de valores c e c' para ponderar elementos k correspondentes de maior utilidade para esses. Portanto, a definição de conjuntos de pesos C e C' suficientemente adequados para cada personagem se torna imprescindível para o funcionamento e eficiência de seu agente e, para esse fim, um algoritmo genético básico foi modificado.

1.3 Algoritmo Genético Competitivo

Os algoritmos genéticos (AG) podem ser definidos como variações do algoritmo de busca em feixe estocástica que utilizam de uma codificação do conjunto finito de possíveis soluções em estados chamados indivíduos. Essa busca é realizada através de uma metáfora do processo

biológico de evolução natural por meio de um grupo de indivíduos chamado população. (RUSSELL E NORVIG, 2013).

O jogo descrito torna a adequação de personagens e suas particularidades um problema multiobjetivo, visto que almeja, ao final do AG, conjuntos de elementos C e C' únicos e competitivamente eficientes para todos os personagens entre si. Assim, uma série de modificações foram realizadas em sua estrutura e processos, partindo de um arquétipo básico de algoritmo genético, (LINDEN, 2006).

Inicialmente, o problema necessita de seu espaço de soluções definido e para isso é preciso considerar que os pesos dos conjuntos C e C' são inicialmente números racionais e, mesmo em um intervalo, implicam em um conjunto infinito de soluções. Diante disso, limites unitários são estabelecidos para a finitude do processo de busca desse AG.

Assim, o cromossomo de um indivíduo, inicialmente aleatório, é composto pela concatenação dos elementos do conjunto C e C' em um vetor numérico e, logo, apresentam $2n$ elementos ou alelos, o dobro do tamanho do conjunto K correspondente. As funções (4) e (5) determinam a geração e o intervalo numérico de qualquer alelo c e c' de índice n em seu correspondente conjunto ou parcela do cromossomo:

$$c_n = randInt(-r, r) \cdot p_n \quad (4)$$

$$c'_n = randInt(-r, r) \cdot p_n \quad (5)$$

$$S_n = [-r, r] \cdot p_n \quad (6)$$

A função *randInt* tem como entrada um inteiro positivo r . Estabelecido como parâmetro do algoritmo genético, r é utilizado para obtenção de um número randômico dentro de seu intervalo negativo e positivo e, assim, determina o tamanho do intervalo de qualquer elemento para a forma $2r + 1$, porém seus valores são distintos para cada par de índices n em C e C' , visto sua dependência de seu valor p correspondente.

Constantes no conjunto ordenado P , os valores p realizam o papel de limitar o intervalo real S , definindo um valor mínimo de mudança para cada alelo e, conseqüentemente, limitando o espaço de busca do AG. Assim, todo elemento de P é da forma:

$$p_n = \frac{Total(K)}{(\max(k_n) - \min(k_n))} \quad (7)$$

Partindo do estabelecimento dos indicadores do conjunto K , para cada p de índice n é observado e, se necessário, determinado um limite máximo e mínimo para os valores que k de mesmo índice podem assumir. Processo indicado em (7) pelas funções *max* e *min*, tem o resultado de sua subtração o intervalo de valores específico desse indicador k .

A função *Total* define o limite total dos indicadores k ao calcular o maior intervalo possível dentre os valores que todos os elementos de K podem assumir. Dividido pelo intervalo local anteriormente definido, normaliza os valores k entre si e determina um valor de passo. Isso permite o uso independente das funções (4) e (5) sem possíveis vieses oriundos dos diversos intervalos numéricos das variáveis de jogo. Pré-requisito para o funcionamento do algoritmo modificado, o conjunto P é constante e pode ser armazenado em um vetor simples de n posições.

A primeira modificação da estrutura base de um AG realizada é a divisão em espécies. Seguindo uma analogia a dinâmica de populações, uma população é incluída em uma espécie e está é referida a um personagem, tornando-os sinônimos. Assim, para cada personagem é designada uma população e cada indivíduo nela presente se refere a mesma espécie relacionada. Integrando a característica do elitismo, cada população de espécie conta com um subgrupo elite, referente aos seus indivíduos mais bem adaptados, (LINDEN, 2006).

A duplicidade de objetivos, mencionada anteriormente, acarreta agentes de um mesmo personagem que devem se comportar de maneira diferente, o que impossibilita sua correta seleção dos pesos c e c' , para solucionar esse problema, mais a frente, será discutido a formação de aglomerados, grupos de espécies de mesmo objetivo.

Ainda assim, os processos comuns de seleção e crossover (cruzamento) presentes em AGs são preservados quase sem alteração. A seleção utiliza de indivíduos aleatórios do subgrupo elite e aplica o operador de crossover de dois pontos para obtenção de novos indivíduos, (LINDEN, 2006).

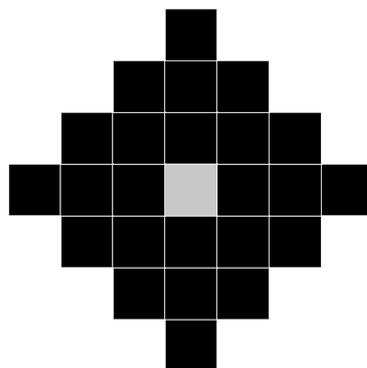
A mutação, processo realizado nos indivíduos frutos do crossover, sofreu alterações consideráveis e teve como base um operador aleatório simples (LINDEN, 2006). O operador utiliza das funções (4) e (5) para gerar novos alelos e não seria executado em grande parte do cromossomo, porém as chances de ocorrência no restante dos alelos seriam inicialmente altas e decairiam com o tempo. Tais decisões se apoiam na escolha da manutenção de esquemas maiores.

Os esquemas são estruturas de diversos tamanhos que descrevem as similaridades entre indivíduos de uma população. Esses fornecem uma contribuição positiva ou negativa em qualquer população para solução do problema que pode ser definida através da função de avaliação ou fitness do AG. Tal avaliação deve guiar a formação, fragmentação e fixação de esquemas entre as gerações para que a solução desejada seja alcançada, (LINDEN, 2006).

O conjunto K , à medida que cresce, expande o espaço de soluções, permitindo cada vez mais esquemas com baixa contribuição na solução do problema. Estes, em meio a uma

competição estratégica, não contribuem positivamente ou negativamente de maneira impactante. A necessidade da preservação de esquemas maiores é observada ao analisar o inicial extremismo em decisões não relevantes neste ambiente de tarefa. A figura 6, a fim de ilustrar esse contexto, utiliza um agente, célula em branco, e um número de 24 possibilidades para uma de suas ações, células em preto.

Figura 6 – Representação de tarefa no ambiente



Fonte: elaborada pelos autores.

Inicialmente aleatório, o agente tem a tarefa de atingir uma célula desta região para conseguir um benefício. As demais decisões obtidas de esquemas diversos, tem um baixo impacto em relação a célula buscada e, diante de escolhas semelhantes de seu adversário, são capazes de estender a duração de partida e o estabelecimento de seu estado final.

Eventualmente, o funcionamento do AG formaria maiores esquemas que permitem episódios de maior contribuição e a presença de interação seria mantida. Porém, a fragmentação excessiva de esquemas facilmente interromperia tal funcionamento, resultando em um atraso nos estágios iniciais do AG.

Diante de um conjunto inédito de mecânicas, jogabilidade e personagens com objetivos e identidade específicos, há incerteza sobre o impacto desse processo e, visto isso, a escolha do operador de crossover de dois pontos e a presença de elitismo, além da realização de alterações no processo de mutação se mostraram interessantes para manter a variedade de alelos em esquemas maiores e, ao mesmo tempo, conservar comportamentos interativos.

Ainda assim, essa abordagem torna não confiável a avaliação de um esquema em relação ao conjunto total de populações de espécies ao decorrer do algoritmo, visto que os agentes representam diversos personagens e objetivos contrastantes. Visto isso, o estabelecimento de um único critério de avaliação para todas as espécies seria muito custoso. Adicionalmente, a avaliação individual, diante de um número suficiente de espécies e dualidade de objetivos, seria menos eficiente, visto que teria seus critérios de eficiência elaborados manualmente e, logo, mais sujeitos a erros e retrabalhos.

Portanto, para contornar esse problema, o apelidado de modelo moinho, foi desenvolvido e toma a posição de função de avaliação. Esse é um modelo comparativo e competitivo do processo de decisão entre agentes de avaliação em uma competição de duelo, um versus um.

1.4 Modelo Moinho

Agentes para uma determinada competição são selecionados através de seu desempenho na mesma. Diversa e inicialmente aleatória, uma população de espécie apresenta uma fração de indivíduos vitoriosa, mas não necessariamente indica bons agentes e não garante ou estima certa melhora em relação ao restante desta ou suas gerações passadas. O modelo moinho se apoia na relação entre a meta-heurística espelhada e cada conjunto de dados K de um trio (a, x, y) em uma partida entre dois agentes para eliminar parte dessa limitação avaliatória.

Um combate, uma instância de partida realizada entre A e I , agentes adversários, tem cada ação executada através do cálculo de K de (a, x, y) pelo agente atual. O agente A , ao decidir, estima um valor V e D de um conjunto K através de seu cromossomo, os conjuntos C e C' . Neste momento, seu adversário, em uma posição concorrente, pode analisar o mesmo conjunto K de dados através de seu cromossomo e a seguinte relação é formada:

$$a = |(A(V) - I(D))| \quad (8)$$

$$b = |(A(D) - I(V))| \quad (9)$$

A aproximação positiva e negativa do agente A é comparada as aproximações inversamente correspondentes de seu adversário, o agente I , e são obtidos os valores positivos a e b . Os valores $A(V)$ e $I(D)$, uma vez vinculados ao mesmo objetivo, em um jogo de soma-zero, diante de iguais precisões de aproximação, se anulariam. Relação equivalente para o par oposto $A(D)$ e $I(V)$. Isso nos permite dizer, ao menos, que ambos os agentes têm a mesma eficiência para avaliar o ambiente. Assim, estendendo tais cálculos para uma partida, temos:

$$\Delta_a = \frac{\sum_{i=0}^{j-1} a_i}{j} \quad (10)$$

$$\Delta_b = \frac{\sum_{i=0}^{j-1} b_i}{j} \quad (11)$$

Os valores delta representam a média simples dessas diferenças em uma partida contendo j ações. Intuitivamente, a presença de agentes de cromossomos aleatórios em uma partida acarretaria estimativas imprecisas diversas e, logo, delta representaria uma média de erros dessa partida.

Contudo, em um ambiente sequencial, uma busca gulosa local e possíveis erros e limitações no estabelecimento do conjunto de indicadores K são capazes de influenciar os valores reais a e b em (8) e (9) tornando-os imprecisos, divergindo de seus valores reais também em (10) e (11). Assim, as seguintes relações são formadas:

$$\tau = Q_a - Q_b \quad (12)$$

$$\tau = a - b + v \quad (13)$$

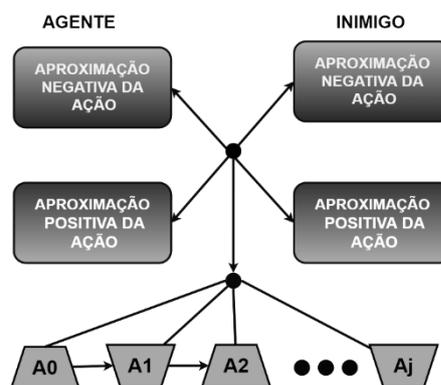
$$v < a - b \quad (14)$$

$$\Delta = \left| \frac{\sum_{i=1}^{j-1} (\tau_i - \tau_{i-1})}{(j-1)} \right| \quad (15)$$

Indivíduos observados em um combate obtém valores a e b diferentes de 0, em (13), e evidenciam reais erros entre suas decisões. Inacessíveis devido às limitações externas a decisão atual dos agentes, os valores comparativos Q obtidos, em (12) são subtraídos a fim de reduzir o equivalente impacto destas para ambos e, assim, tau é obtido. Tau representa a subtração dos valores reais a e b adicionado a v , o valor restante dos iminentes desvios.

É notável que os desvios de v , externos a solução do problema, não devem se igualar ou superar valores obtidos da subtração de a e b , pois assim resultantes, seriam difusos, e não guiariam a seleção de indivíduos que tomam melhores decisões. Essa condição, apresentada por (14), é considerada inicialmente verdadeira para o AG.

Figura 7 - Modelo moinho



Fonte: elaborada pelos autores.

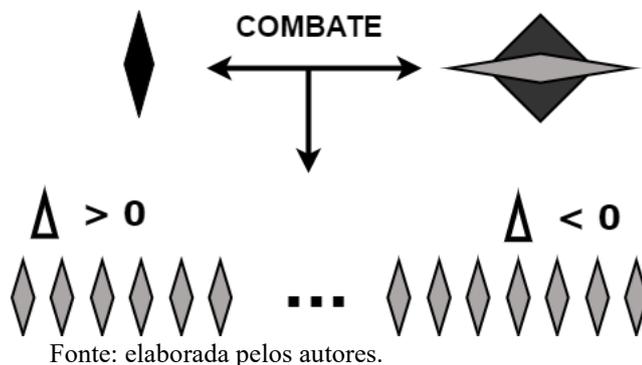
Delta, adicionalmente, é obtido de uma partida de j ações. Representada por (15), uma partida tem suas ações calculadas a partir do agente atual, o jogador do turno, e seus valores tau, iniciando da segunda ação, são subtraídos dois a dois com a finalidade de reduzir a influência de desvios da natureza sequencial do jogo e obter uma média de erros na partida. Semelhante a um moinho que processa os grãos, ações de uma partida, o modelo é representado na figura 7.

Assim, delta, ao calcular um contraste de estimativas das ações de uma partida, permite comparar o desempenho de indivíduos de uma mesma população, contra um agente de uma espécie com seu cromossomo fixado. Observa-se as pontuações delta e os estados o finais de suas respectivas partidas, vitória ou derrota.

Seguindo a ideia de que jogadores que vencem mais, jogam melhor. Indivíduos vitoriosos com altas pontuações delta, em geral, teriam a maioria de erros dessa aferição oriunda de seu adversário. Os vencedores são selecionados para integrar o grupo elite e os derrotados com altos valores delta, inversamente, indicam menor precisão em suas decisões e, conseqüentemente, são substituídos.

O processo de avaliação realizado é visualizado pela figura 8. Altos valores deltas vinculados a derrota são negativados e a população seria ordenada de forma crescente. Ilustrada pela forma de losangos composta, a população de uma espécie é formada por indivíduos diversos, losangos cinza abaixo. O losango preto representa o indivíduo fixado de qualquer espécie.

Figura 8 - Avaliação da população



No entanto, a condição (14) à medida que melhores indivíduos são selecionados tende a ser descumprida, pois os erros de seu adversário, com cromossomo fixo, contribuem para os desvios v . A subtração de valores a e b , a cada iteração, tem seu impacto reduzido e o processo perde força, tornando tanto os valores de tau, como de delta, cada vez menos confiáveis e úteis. Logo, para continuidade do algoritmo genético, é necessária a manutenção dessa relação.

Vale ressaltar que a continuidade do algoritmo, ao descumprir essa condição, não é revertida, mas sim interrompida. Neste estado, a seleção de indivíduos utiliza de um critério não garantido que pode guiar o algoritmo para uma solução menos eficiente, uma reversão. Porém, o algoritmo, ao se distanciar da solução, tem sua condição cumprida novamente e a continuidade do algoritmo é restaurada, em um intervalo de estagnação

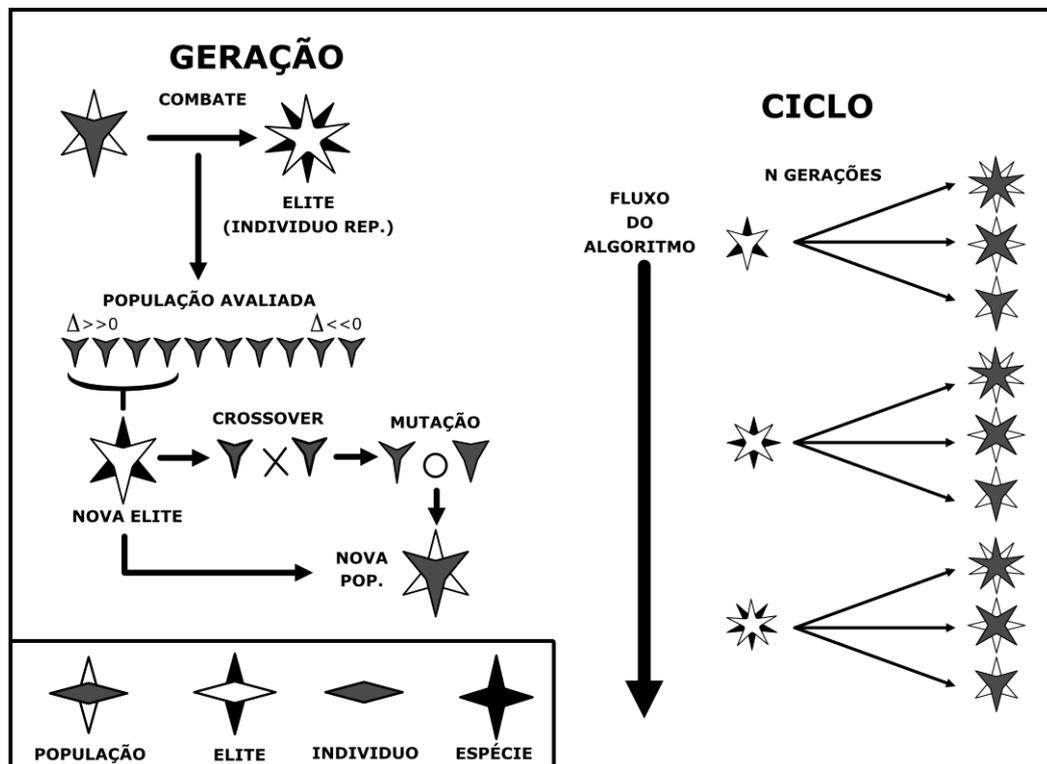
Os desvios v , resultados de elementos excluídos do processo de seleção, não sofrem redução de seu impacto ao longo das gerações e, logo, tendem a desviar o funcionamento de um algoritmo genético simples. Assim, uma reestruturação do fluxo de seu funcionamento foi elaborada com o intuito de permitir a manutenção dessa condição. Nomeada Torneio Vermelho, essa restauração se inspira na Hipótese da Rainha Vermelha, proposta por Leigh Van Valen (VAN VALEN, 1973) e visa possibilitar a seleção contínua de todo o conjunto de espécies.

1.5 Torneio Vermelho

Um jogo com um número finito e variável de personagens torna necessária uma estrutura de funcionamento responsiva. Semelhante a abordagens em AG paralelos, (Linden, 2006), essa estrutura apresenta diversas unidades de populações simultâneas, uma para cada espécie com seu subgrupo elite correspondente.

Os processos comuns de seleção, crossover e mutação são feitos de forma alternada e, análogo a um torneio todos contra todos, por um número determinado de gerações cada população de espécie compete contra um indivíduo selecionado aleatoriamente do subgrupo elite de cada espécie, podendo incluir a mesma. Esse fluxo de funcionamento, é ilustrado pela figura 6. Indicado pela seta para baixo, o fim desse processo delimita um ciclo.

Figura 9 - Torneio Vermelho



Fonte: elaborada pelos autores.

O processo de formação de novas populações, a cada geração, atualiza os subgrupos elites correspondentes e possibilita que as próximas espécies enfrentem inimigos que efetuam melhores decisões e, logo, há uma competição mais desafiadora. O algoritmo, análogo a uma corrida armamentista, renova os valores a e b ao longo de seu funcionamento e reduz o enfraquecimento da condição (14).

O Torneio Vermelho, apresentado para lidar com um objetivo unificado, diante da dualidade de objetivos, como citado anteriormente, necessita da criação de aglomerados de personagens, cada qual com espécies correspondentes a cada objetivo. Cada embate de personagens escolhe o inimigo elite pertencente ao outro aglomerado de objetivo diverso. Deste modo, há uma manutenção da perspectiva de rivalidade da competição e o combate entre todos os personagens no torneio.

O modelo moinho, limitado a definir certa melhora contra um adversário em uma partida localizada através de K não compreende a multiplicidade de contextos gerados por regras do jogo em uma partida real. Esse processo sozinho não abrange as interações entre todos os personagens dois a dois e, conseqüentemente, torna a escolha da seleção dos agentes em um ciclo todos *versus* todos adequada para guiá-lo para um melhor resultado.

1.6 Resultados

O algoritmo, através de observações empíricas obtidas do jogo demonstração desenvolvido pelo projeto de origem deste texto, obteve resultado satisfatório. Foi observado aumento no desempenho dos personagens em direção a melhor habilidade competitiva e identidade pré-definida reconhecível. No entanto, o AG apresentado como um processo de melhoria, não exibe um critério bem definido para o seu fim.

A continuidade do algoritmo eventualmente levaria à adequação de todas as espécies através de valores a e b cada vez menores, porém, desvios v , discutidos anteriormente, são externos ao processo de seleção e impedem a redução total desses. Além disso, tais valores, obtidos de relações entre indivíduos, dependem de sua redução simultânea ao longo dos ciclos do algoritmo. Logo, há mais instabilidade em valores cada vez menores e, conseqüentemente, incerteza, tanto dos valores médios de tau, como de delta para critério finalizador deste AG.

O processo de observação dos resultados utilizados para pesquisa de origem desse texto, visto que a técnica visa suprir a ausência de jogadores humanos em tais jogos, levou em consideração tarefas básicas de jogo, por exemplo acertar um alvo em uma célula. A não realização constante de qualquer tarefa de impacto considerável para o fim da partida demarcou

indivíduos ociosos nas populações e, ao longo de poucos ciclos de execução evidenciou-se um aumento percentual de interação e realização de tarefas úteis.

Valores crescentes, embora instáveis, aliaram-se a observações empíricas de aumento da variedade de tarefas específicas realizadas, como movimentação de um personagem em combate, e permitiu observar uma eficácia considerável para NPCs. Evidências vinculadas às regras do jogo desenvolvido, essas observações são suficientes para um critério arbitrário de parada definido por desenvolvedores. Portanto, esse artigo deixa o critério de finalização preciso para estudos posteriores.

2 Conclusão

A abordagem apresentada independe de jogadores humanos e é realizada através de instâncias de jogo. Essa permite a supervisão direta de desenvolvedores pela observação do combate ou indireta, vinculada ao alcance de tarefas de jogo pelos agentes de forma individual e comum. Assim, a técnica facilita a criação e alteração de NPCs com identidades mais definidas e com habilidade próxima a um jogador humano em seu lugar.

Vale ressaltar que a unicidade do modelo de agente e o conjunto de indicadores K permite maior liberdade em alterar as regras do ambiente e o modelo de agente sem que haja retrabalho dos agentes individualmente. A atualização de K e uma nova execução do algoritmo, desde que as novas definições respeitem as limitações de PEAS anteriormente definidas, é suficiente para obtenção dos novos agentes, processo praticado no projeto de origem.

A técnica apresentada, ainda que não suficientemente explorada, surge como alternativa para abordagens dependentes de dados provindos de usuários e permite mais livre exploração para áreas do desenvolvimento de jogos como design de jogos.

Referências

ADAMS, E. **Fundamentals of Game Design**. 3. ed. USA, New Riders Publishing, 2014.

BOARD GAME. In: **Cambridge Dictionary**. Cambridge University Press. Disponível em <<https://dictionary.cambridge.org/pt/dicionario/ingles/board-game>>. Acesso em: 01 jul. 2021.

HOLSCH, W. L. **Electronic strategy game**. Encyclopædia Britannica, inc. jul. 2018. Disponível em < <https://www.britannica.com/topic/electronic-strategy-game>>. Acesso em 26 fev. 2020.

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos**, 2 ed.. Rio de Janeiro: Brasport, 2006.

NOVAK, J. **Desenvolvimento de Games**. São Paulo: Cengage Learning, 2010.

ROLLINGS, A.; ADAMS, E. **Andrew Rollings and Ernest Adams on Game Design**. 1. Ed. USA, News Riders Publishing, 2003.

RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Inteligência artificial**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.

VAN VALEN, L. A new evolutionary law. **Evol. Theory**. v. 1, n. 1, p. 5, 1973.