

Rodrigo Mendonça da Paixão
Lucas Teles Agostinho

Titulo a definir

São Paulo – Brasil

2016

Rodrigo Mendonça da Paixão
Lucas Teles Agostinho

Título a definir

Pré-monografia apresentada na disciplina Trabalho de Conclusão de Curso I, como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Centro Universitário Senac
Bacharelado em Ciência da Computação

Orientador: Eduardo Heredia

São Paulo – Brasil

2016

Lista de abreviaturas e siglas

GA	Algoritmos Genéticos
----	----------------------

Sumário

1	INTRODUÇÃO	4
1.1	Motivação	4
1.2	Escopo	4
1.3	Justificativa	4
1.4	Objetivos	4
1.5	Método de trabalho	4
1.6	Organização do trabalho	4
2	REVISÃO DE LITERATURA	5
2.1	Busca de caminhos	5
2.1.1	O Algoritmo A*	5
2.1.2	Aplicações	8
2.2	Algoritmos genéticos	9
2.2.1	Funcionamento	9
2.2.2	Aplicações	12
2.3	Algoritmos de busca paralelo	13
2.4	Algoritmos genéticos para busca de caminhos	13
2.5	Algoritmos genéticos paralelos ou distribuídos para busca de caminhos	14
3	PROPOSTA	17
4	CRONOGRAMA	18
	Referências	19

1 Introdução

1.1 Motivação

O problema de buscar o melhor caminho entre dois pontos tem uma grande importância em problemas da engenharia e ciência, tais como rotear o tráfego de telefone, navegar por um labirinto ou mesmo definir o layout de trilhas impressas em uma placa eletrônica.

Busca de caminhos também tem uma grande importância no âmbito dos jogos digitais, onde um jogador compete ou coopera com uma inteligência artificial e é preciso chegar ao seu destino de forma competente, como por exemplo, jogos de tiro em primeira pessoa ou de estratégia em tempo real.

O valor de entretenimento do jogo pode ser drasticamente reduzido, quando os personagens não podem atravessar um mapa complexo de forma competente, podendo afetar a experiência de jogo ao deixar visível para o jogador a sua incapacidade de lidar com a busca de caminho de forma satisfatória.

Ainda é comum, em jogos digitais, termos mais de um agente de busca de caminho ao mesmo tempo no mesmo cenário, podendo ser muitas vezes muito custoso computacionalmente falando. Por isso vários desenvolvedores de jogos têm juntado esforços para desenvolver soluções de busca de caminho em ambientes de recursos escassos. ([PONTEVIA, 2008](#))

1.2 Escopo

1.3 Justificativa

1.4 Objetivos

1.5 Método de trabalho

1.6 Organização do trabalho

2 Revisão de Literatura

2.1 Busca de caminhos

Nesse capítulo é feita uma revisão no estado da arte de diferentes formas de utilizar os algoritmos de busca, algoritmos geneticos, paralelismo ou uma união de todas ao mesmo tempo.

2.1.1 O Algoritmo A*

O algoritmo A* é um dos mais populares soluções no ramo de busca de caminhos, o algoritmo garante achar o menor caminho entre dois pontos (HART; RAPHAEL, 1968), porém gera uma grande árvore de busca nos processos, consumindo muito tempo e memória. É comum haver modificações no algoritmo para explorar uma árvore de busca menor, diminuindo o tempo para achar um caminho sacrificando a garantia de se encontrar o melhor caminho no final. (BOTEÁ, 2004). O algoritmo A*, em sua forma tradicional, utiliza a fórmula heurística.

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

Onde $g(n)$ é o custo para chegar ao nó n , e $h(n)$ é o custo estimado para atingir o nó de destino a partir do nó n . Este sempre deve ser menor ou igual a distância real entre o ponto n e o destino. Para cada iteração sobre os vizinhos do nó atual é calculado o $f(n)$ e adicionado em uma lista de nós abertos (A), mantendo uma referência do nó que serviu de origem para chegar nele, caso o nó já esteja na lista e o valor de $f(n)$ novo for menor, o valor de $f(n)$ e o nó de origem é substituído pelo novo. Depois é verificado na lista o menor valor de $f(n)$, este é removido, adicionado a lista de nós fechados (F) e a partir desse ponto, ele se torna o nó atual, quando o nó atual é o mesmo nó de destino o algoritmo retorna o caminho encontrado, assim podemos encontrar a solução ideal. (HART; RAPHAEL, 1968)

Podemos aplicar o algoritmo A* em um Grafo direcionado ponderado por exemplo da Figura 1.

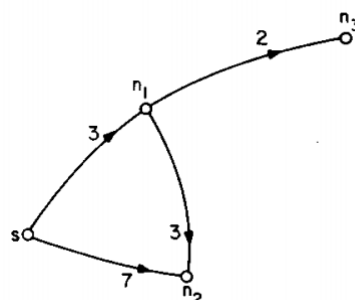


Figura 1 – Grafo para busca (HART; RAPHAEL, 1968)

O grafo consiste em um nó inicial s e mais três outros nós ($n1$, $n2$, $n3$). As arestas contêm a direção e o custo do trajeto. Se partirmos do algoritmo A^* para produzir um subgrafo do melhor caminho, partindo de s podemos ir para $n1$ e $n2$, os valores de $g(n1)$ e $g(n2)$ são respectivamente 3 e 7. Supondo que A^* expanda $n1$, sucedido por $n2$ e $n3$, nesse ponto $g(n3)=3+2=5$, o valor de $g(n2)$ é diminuído pois um caminho de menor custo foi encontrado $3+3=6$, o valor de $g(n1)$ continua sendo 3.

O próximo passo seria estimar o $h(n)$, podem essa função vai depender muito do domínio do problema, muitos problemas de encontrar o menor caminho entre dois pontos de um grafo possuem alguma "informação física" que pode ser usada de alguma forma para estimar o $h(n)$, podemos em nosso exemplo, se definirmos como cidades ligadas por estradas, $h(n)$ poderia ser a distância aérea da cidade n até a cidade objetivo, essa distância seria menor do que qualquer estrada da cidade n até o objetivo (HART; RAPHAEL, 1968). Em jogos digitais e buscas em tempo real é muito comum trabalhar em cima de mapas em forma de matrizes bidimensionais, esse será o foco dos algoritmos que trataremos, nesses casos fica simples tratarmos o $h(n)$ com a distância Euclideana ou Manhattan entre n e o destino. (BJÖRNSSON et al., 2005)

Quando definimos o mapa de busca em uma matriz bidimensional $N \times M$, situação comum em jogos digitais e problemas de busca em tempo real (GRAHAM, 2003) (SANTOS, 2012), precisamos definir os custos de movimentação entre os vizinhos do ponto n , e a função heurística $h(n)$. O custo de movimentação na grade pode variar basicamente em dois tipos, levando as diagonais em consideração ou não.

O modelo em *tile*, onde o movimento do agente está restrito a quatro direções ortogonais com custo 1, e *octile*, onde o agente pode ainda mover-se na diagonal com custo equivalente ao valor da hipotenusa de um triângulo retângulo com catetos igual a 1, sendo assim $\sqrt{2} \approx 1.4$. É comum para fim de simplificar os cálculos multiplicar os valores de custo por 10 ou 100 como pode ser visto na figura 2.

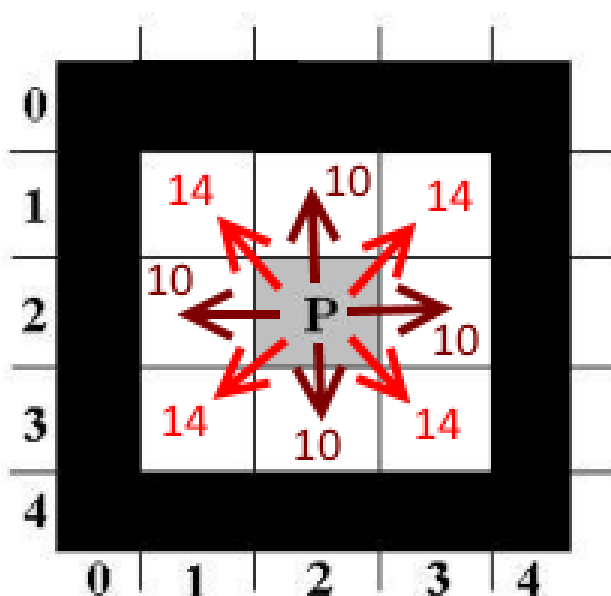


Figura 2 – Custo de movimentação

Uma limitação do A^* , é o fato que ele requer uma grande quantidade de recursos da CPU, caso haja muitos nós a pesquisar como é o caso em grandes mapas que são populares em jogos recentes, isso pode causar pequenos atrasos. Esse atraso pode ser agravado caso haja múltiplos agentes de inteligência artificial ou quando o agente tem que se mover de um lado do mapa para o outro

Este alto custo de recursos da CPU pode fazer com que o jogo congele até que o caminho ideal seja encontrado. Game designers tentam superar esses problemas realizando ajustes nos jogos, de forma a tentar evitar estas situações (CAIN, 2002).

Pelo motivo do alto custo, a heurística fornece uma expansão considerável dos nós, que são mantidos na memória durante todo o processamento. A Figura 3 mostra a expansão da heurística.

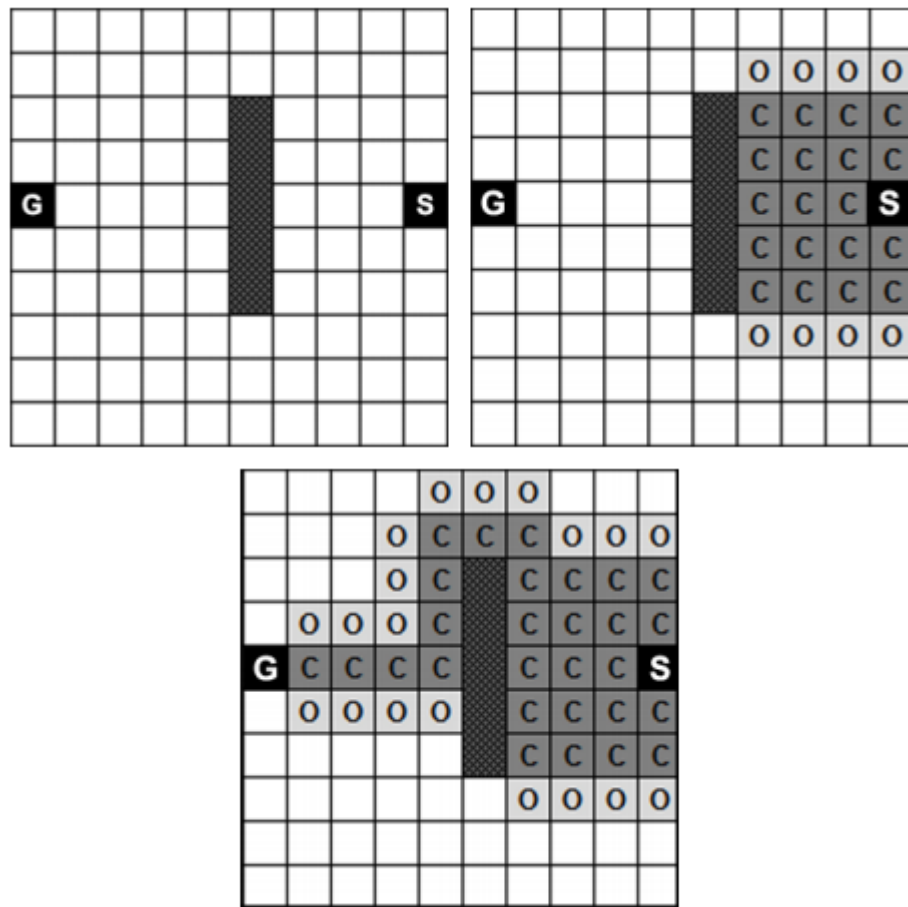


Figura 3 – Exemplo de A^* (SANTOS, 2012)

2.1.2 Aplicações

Aplicações para os algoritmos de busca podem ser diversos, como por exemplo, em um simulador de carro corrida (WANG; LIN, 2012). Utilizando o algoritmo do A^* com duas modificações para encontrar o melhor caminho enquanto evita os obstáculos entre o ponto de início e o ponto de destino. A primeira modificação consiste em utilizar o teorema de Pitágoras, onde primeira calcula a distância entre dois pontos(1 e 2), verifica se existe algum obstáculo dentre eles, se existir, utiliza o terceiro ponto para calcular a Hipotenusa e verifica se existe obstáculo entre a hipotenusa, se não existir, remove o ponto 2 e começa a considerar o caminho do ponto 1 para o ponto 3. A segunda modificação consiste em somente ir para frente, isso significa, procura somente os pontos a frente do carro, direita, esquerda e frente, simulando um controle de carro.

O projeto utiliza 3 pistas reais de corrida da Formula 1, Peru, Itália e Hungria, sendo cada pista, uma imagem de escala 1280x782 pixels retiradas do site oficial da Formula 1. O Carro é implementado em Microsoft XNA Game Studio, plataforma usada para desenvolver jogos para Windows Phone, Xbox e Windows. As Imagens das pistas são modificadas para serem mapas de detecção de colisão, a pista é pintada de preto, indicando onde o carro pode andar e o resto pintado de branco indicando os o carro não pode andar.

O carro tem o tamanho de 18x12 pixels e uma movimentação de 2 pixels por segundo. Como o XNA trabalha com uma taxa de quadros de 60 quadros por segundo, o carro se movimenta a 120 pixels por segundo.

Os resultados da primeira modificação conseguiu economizar ciclos de CPU, reduzindo o numero de pontos indicadores da pista em 97%. A segunda modificação tem a vantagem de obter o tempo de volta mais curto, por que reduz o numero de nós do algoritmo A* de 4 para 3 nós]. A desvantagem é que o carro pode balançar em curvas acentuadas. Em geral, as modificações garantiram uma melhoria em performance, economizando o numero de ciclos de CPU.

2.2 Algoritmos genéticos

2.2.1 Funcionamento

AG é uma técnica amplamente utilizada de IA, que utilizam conceitos provenientes do principio de seleção natural para abordar uma ampla serie de problemas, geralmente de adaptação.

Inspirado na maneira como o seleção natural explica o processo de evolução das especies, Holland ([HOLLAND, 1975](#)) decompôs o funcionamento dos AG em sete etapas, essa são *inicialização*, *avaliação*, *seleção*, *cruzamento*, *mutação*, *atualização* e *finalização* ver figura 4.

inicialização: criar uma população de possíveis respostas para um problema.

avaliação: avalia-se a aptidão das soluções, os indivíduos da população, é feita uma analise para que se estabeleça quão bem elas respondem ao problema proposto.

seleção: indivíduos são selecionados para a reprodução. A probabilidade de uma dada solução a ser selecionada é proporcional a sua aptidão.

cruzamento: características das soluções escolhidas são recombinadas, gerando novos indivíduos.

mutação: características dos indivíduos resultantes do processo de reprodução são alteradas, acrescentando assim variedade a população.

atualização: os indivíduos criados nesta geração são inseridos na população.

finalização: é verificado se as condições de encerramento da evolução foram atingidas, retornando para a etapa de avaliação em caso negativo e encerrando a execução em caso positivo.

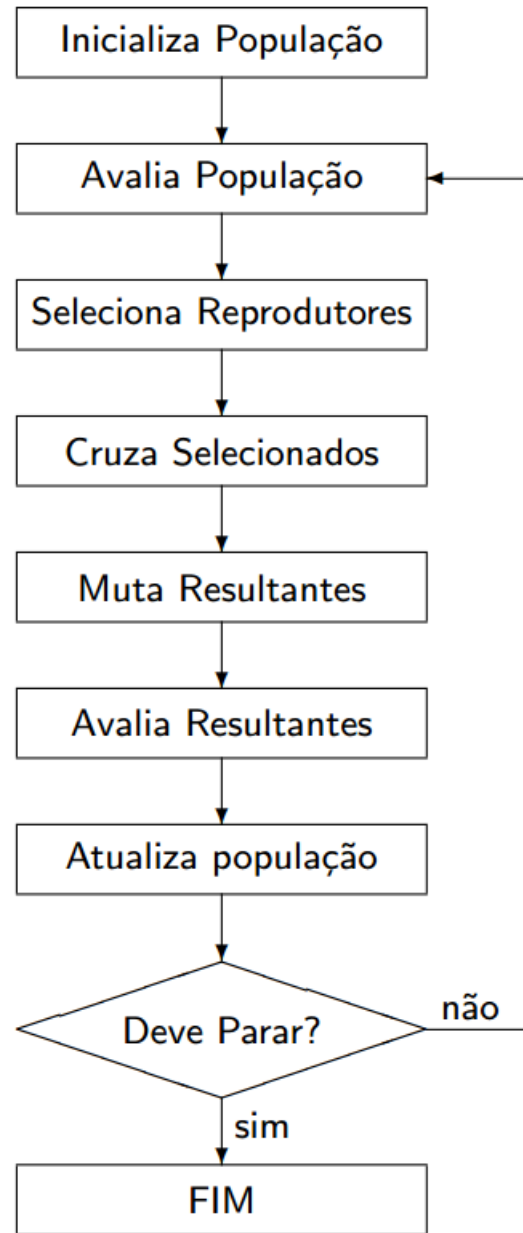


Figura 4 – Estrutura de um AG (LUCAS, 2002)

Toda base dos AG se fundamenta nos indivíduos, eles são a unidade básica em qual o algoritmo se baseia, sua função é codificar as possíveis soluções do problema a ser tratado e partir de sua manipulação no processo evolutivo, a partir daí que são encontradas as respostas.

Esses indivíduos precisam de uma representação, essa será o principal responsável pelo desempenho do programa. É comum chamar de *genoma* ou *cromossomo* para se referir ao indivíduo. Por essa definição podemos resumir um indivíduo pelos genes que possui, ou seja seu *genótipo*.

Apesar de toda representação por parte do algoritmo ser baseada única e exclusivamente em seu genótipo, toda avaliação é baseada em seu fenótipo, o conjunto de características observáveis no objeto resultante do processo de decodificação dos genes do

indivíduo, ver tabela 1.

Genótipo	Fenótipo	Problema
0010101001110101	10869	otimização numérica
CGDEHABF	comece pela cidade C, depois passe pelas cidades G, D, E, H, A, B e termine em F	caixeiro viajante
C ₁ R ₄ C ₂ R ₆ C ₄ R ₁	se condição 1 (C ₁) execute regra 4 (R ₄), se (C ₂) execute (R ₆), se (C ₄) execute (R ₁)	regras de aprendizado para agentes

Tabela 1 – Exemplos de genótipos e fenótipos correspondentes em alguns tipos de problemas (LUCAS, 2002)

Para cada indivíduo é calculado o seu grau de adaptação, a partir de uma função objetivo, comumente denotada como:

$$f_O(x)$$

Este vai representar o quão bem a resposta apresentada pelo indivíduo soluciona o problema proposto.

Também é calculado o grau de adaptação do indivíduo relativo aos outros membros da população a qual ele pertence, esse é chamado de grau de aptidão, para um indivíduo x temos seu grau de aptidão denotado pela formula:

$$f_A(x) = \frac{f_O(x)}{\sum_{i=1}^n f_O(i)}$$

Sendo n o tamanho da população.

A dinâmica populacional é a responsável pela evolução, ao propagar características desejáveis a gerações subsequentes no processo de cruzamento, enquanto novas são testadas no processo de mutação.

Algumas definições importantes relativo as populações de um AG são:

Geração: É o numero de vezes em que a população passou pelo processo de seleção, reprodução, mutação e atualização.

Média de adaptação:

$$M_A = \frac{\sum_{i=1}^n f_O(i)}{n}$$

Grau de convergência: define o qual próxima esta a media de adaptação desta população relativo as anteriores. O objetivo dos AG é fazer a população convergir para uma valor de adaptação ótimo. Um estado negativo que pode ocorrer relativo a esta medida é a *convergência prematura*, a mesma ocorre quando a população converge em uma media de adaptação sub-ótima, e dela não consegue sair por causa de sua baixa diversidade.

Diversidade: Mede o grau de variação entre os genótipos da população. Ela é fundamental para o tamanho da busca. Sua queda esta fortemente ligada ao fenômeno de *Convergência prematura*.

Elite: São os indivíduos mais bem adaptados da população. Uma técnica comum nos AG é p *elitismo*, onde são selecionados k melhores indivíduos que serão mantidos a cada geração.

2.2.2 Aplicações

Existem várias aplicações para os algoritmo genéticos, por serem uma inteligencia artificial não supervisionada, de rápido aprendizado e podendo ser paralelizado.

O modelo m-PRC(Problema de Rotas de Cobertura multi-veiculo) é uma aplicação de algoritmos genéticos para construção de rotas em uma região mapeada, para encontrar uma boa distribuição de viaturas para patrulhamento urbano usado por departamentos de segurando como a policia, guardas municipais ou segurança privada. O Modelo é definido como um grafo $G=(V \cup W, E)$ não direcionado, onde $V \cup W$ compõem o conjunto de vértices e E o conjunto de arestas, ou seja, o subgrafo induzido por E e um grafo completo cujo conjunto de nós é V . V são todos os vértices que podem ser visitados e é composto pelo subconjunto T , que são os vértices que devem ser visitados por algum veiculo. W é um conjunto de vértices onde todos os M veículos devem passar. M é o numero de rotas de veículos que começam no vértice base V_0 .

O m-PRC atribui o conjunto de m rotas de veículos com as restrições: Todas as m rotas de veículos começam e terminam na base V_0 , Tem exatamente m rotas, Cada vértice de V pertence a no máximo uma rota, Cada vértice de T pertence a exatamente uma rota, com exceção a base, Cada vértice de W deve ter uma rota que passa por ele e em uma distancia C de um vértice V visitado, O modulo da diferença entre o número de vértices de diferentes rotas não pode exceder um determinado valor R .

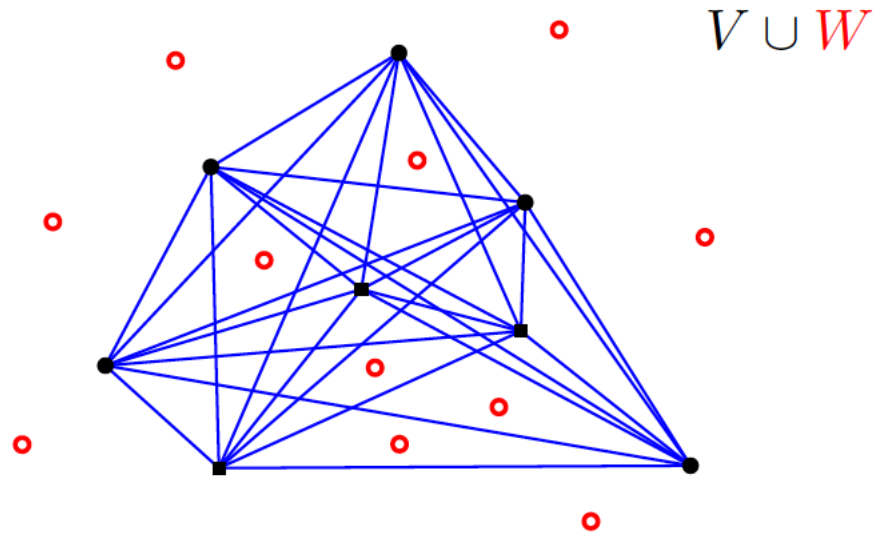


Figura 5 – Exemplo de grafo não direcionado para $V \cup W$. (OLIVEIRA, 2009)

Para utilizar o algoritmos genéticos com o modelo m-PRC, o trabalho propõem dois modelos. O AGS (Algoritmo genético sequencial), que utiliza heurísticas GENIUS e 2-opt balanceada para ajustes finais para tentar melhor a solução. E o AGH (Algoritmos genéticos H-1-PRC), que utiliza heurísticas H-1-PRC-MOD e 2-opt balanceada em todo o processo de resolução.

Pode-se concluir que a utilização de algoritmos genéticos para a resolução de de uma adaptação do problema de rotas de cobertura de veículos como bastante relevantes e de fácil manipulação. O modelo AGS resolve o problema de forma rápida e tem uma fácil implementação dentro dos critérios de comparação adotadas. O modelo AGH é mais lento e não conseguiu encontrar a solução para alguns exemplos.

2.3 Algoritmos de busca paralelo

2.4 Algoritmos genéticos para busca de caminhos

Buscando melhorar a eficiência dos algoritmos de busca, foram criadas formas híbridas, onde utilizam inteligência artificial para analisar todo o percurso e ajudar o algoritmo de busca a decidir em momentos que a próxima ação é incerta.

Utilizando o algoritmo de busca BFS (*Best First Search*), foi desenvolvido o modelo PPGA (*Patterned based Pathfinding with Genetic Algorithm*). O modelo utiliza algoritmos genéticos como um módulo para calcular os sub-caminhos ao longo do processo de busca, cada vez que o módulo é chamado, herda informações da chamada anterior, tendo um ganha considerado de desempenho. O módulo é chamado, quando nenhum dos valores dados pelo BFS são melhores que o valor atual. Os resultados da análise do PPGA foram bons, por encontrar boas soluções em um curto período de tempo, mostrando ser muito

bom para mapas onde o percurso segue um padrão, mas perdendo para o BFS para mapas mistos ou que não seguem o mesmo padrão ao longo o percurso, considerando o modelo como promissor, indicando que mudanças nos parâmetros do algoritmo genéticos, pode melhorar o desempenho dos testes (SANTOS, 2012). A Figura 4 mostra uma fluxograma do funcionamento do modelo.

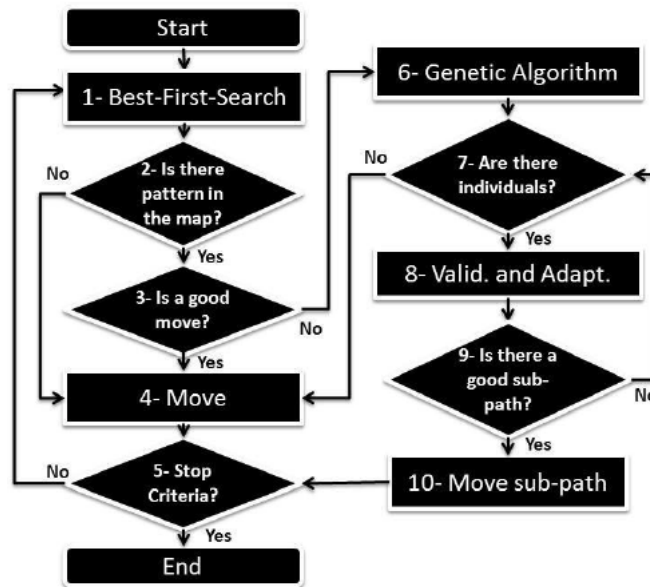


Figura 6 – Fluxograma do PPGA (SANTOS, 2012)

O modelo GAMMA (*Genetic Algoritmo Manufactured Maneuvering Algorithm*), consiste em uma modificação do A* de forma que o caminho total é separado em caminhos mais curto. O algoritmo prepara o primeiro caminho e calcula o caminho mais curto entre eles, a posição final do resultado é usada como inicial para o próximo calculo, com isso, permitindo que o modelo GAMMA procure caminhos em tempo real por que se o caminho for alterado a sua leitura é parcial do caminho completo.(LEIGH; MILES, 2007)

2.5 Algoritmos genéticos paralelos ou distribuídos para busca de caminhos

Foi demonstrado que algoritmos genéticos paralelos são eficientes para a resolução de problemas de busca de caminho, tal como o clássico problema do caixeiro viajante, que consiste em dado um número finito de cidades com seus custos de viagem entre elas, deve-se encontrar o caminho mais curto para viajar entre todas as cidades e voltar ao ponto inicial. O problema pode ser representado pelo modelo de um grafo direcionado ponderado, aplicando a mesma ideia, o problema seria encontrar o caminho de menor custo para percorrer todos os nós, de maneira análoga, as cidades seriam os nós e a distancia entre elas, o peso das arestas (D.LOHN SILVANO P. COLOMBANO, 2000)(ALAOUI; EL-GHAZAWI, 2000)(MUHLENBEIN, 2000).

Os algoritmos genéticos exigem apenas o valor dado por uma função objetivo como parâmetro e mesmo sobre espaços de busca grandes, tem uma convergência rápida. Por causa do processo associado, agrega uma visão mais global do espaço de busca na prática de otimização e possuem uma fácil paralelização por causa da independência dos seus processos. Em comparação com as técnicas de busca mais comuns, que requerem informações derivadas, continuidade do espaço de busca ou conhecimento completo da função objetiva. (MOLE, 2002).

A solução para este tipo de problema pode requer uma quantidade grande de processamento. Uma boa solução seria dividir o processamento do problema em pequenas partes e distribuir cada parte para um processador a parte, trabalhando de forma distribuída ou paralela. Vários modelos para essa finalidade foram propostos.

Um modelo interessante para paralelização seria o de mestre-escravo, onde o mestre fica responsável na manutenção da população e execução dos operadores genéticos. A avaliação dos melhores indivíduos é distribuída para os demais escravos. O mestre envia um indivíduo a cada um dos escravos subjacentes. Cada escravo realiza a interpretação do problema, aplica a função de cálculo para a escolha dos melhores indivíduos e envia seus resultados ao mestre, que executa seleção dos indivíduos e a geração da nova população, repetindo o processo como um todo. Essa estrutura teve implicação satisfatória para a automação de design de circuitos eletrônicos. (D.LOHN SILVANO P. COLOMBANO, 2000)

Outra forma de trabalhar com o modelo de mestre escravo, seria definir que cada um dos nós escravos subjacentes fica responsável por sua própria população. O nó central mestre, cria as populações iniciais e as distribui para os nós escravos. Cada nó escravo processa a evolução da população por um determinado número de gerações e então a submete ao mestre. O mestre então seleciona os melhores indivíduos dentre todas as populações dos nós escravos e os distribui novamente. Em cada nó escravo, os novos indivíduos distribuídos pelo mestre são inseridos na população corrente e o processo de evolução recomeça. A migração entre os escravos, que é controlado pelo nó mestre, implementa o mecanismo que regula a velocidade da convergência e oferece os meios de escape dos mínimos locais. Entretanto a migração das populações dos nós escravos para o mestre e vice versa pode impor um certo grau de sobre carga, dependente do meio de comunicação entre os nós. Esse modelo obteve sucesso no mapeamento de tarefas em máquinas paralelas. (ALAOUI; EL-GHAZAWI, 2000)

Podemos partir do ponto que cada indivíduo é o responsável por encontrar e reproduzir com um parceiro em sua vizinhança. O controle de seleção e reprodução se espalha pela população e o algoritmo deixa de ser centralizado em um mestre, com isso, diminui o grau de sincronização e facilita a paralelização. O processo do algoritmo é definir uma representação genética para o problema e criar a estrutura de vizinhança e

sua população inicial. Cada indivíduo faz uma busca em sua vizinhança e seleciona um parceiro para a reprodução. Uma geração descendente é criada com o operador genético resultante. (MUHLENBEIN, 2000)

Podemos observar alguns problemas nos modelos apresentados (MOLE, 2002), no modelo de (D.LOHN SILVANO P. COLOMBANO, 2000) existe problema em explorar o paralelismo no cálculo de verificação dos indivíduos não explorando para a reprodução e mutação. No modelo de (MUHLENBEIN, 2000), tem a possibilidade de utilizar vários métodos de busca de indivíduos da mesma população, sendo úteis em casos que a eficiência dos métodos de busca se mostram dependentes da instancia do problema. O modelo (ALAOUI; EL-GHAZAWI, 2000), por todos os escravos devem enviar para o nó mestre, demanda uma grande capacidade de processamento no nó mestre, e proporciona a divisão das populações em pequenas ou de médio porte.

(MOLE, 2002) desenvolveu seu próprio modelo, utilizando o modelo de (ALAOUI; EL-GHAZAWI, 2000) como inspiração. O modelo segue o conceito mestre-escravo, o mestre cria as populações e distribui a cada uma delas, os conjuntos de genes e parâmetros iniciais. O mestre é utilizado para a troca de indivíduos entre as populações, mantendo um indivíduo de cada população até serem substituídos por um melhor e envia esses indivíduos para as populações que não seja a sua de origem. As populações são independentes, gerando seus indivíduos iniciais com base nos genes enviados pelo mestre, aplicando seus próprios operadores de evolução e a população que determina os parceiros dos indivíduos.

3 Proposta

4 Cronograma

Para modelar a proposta descrita, sera seguido um cronograma semanal, este ira descrever semana a semana as tarefas que devem ser realizadas de forma a se concluir o trabalho.

Semana	Atividade
1 ^a	A Definir
2 ^a	A Definir
3 ^a	A Definir
4 ^a	A Definir
5 ^a	A Definir
6 ^a	A Definir
7 ^a	A Definir
8 ^a	A Definir
9 ^a	A Definir
10 ^a	A Definir
11 ^a	A Definir
13 ^a	A Definir
14 ^a	A Definir
15 ^a	A Definir
16 ^a	A Definir
17 ^a	A Definir
18 ^a	A Definir

Referências

- ALAOUI, O. F. S. M.; EL-GHAZAWI, T. A parallel genetic algorithm for task mapping on parallel machines. 2000. Citado 3 vezes nas páginas 14, 15 e 16.
- BJÖRNSSON, Y. et al. Fringe search: beating a* at pathfinding on game maps. In: *In Proceedings of IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 125–132. Citado na página 6.
- BOTEA, M. M. A. Near optimal hierarchical path-finding. *Journal of Game Development*, Vol. 1, p. 7–28, 2004. Citado na página 5.
- CAIN, T. *Practical Optimizations for A**. [S.l.: s.n.], 2002. Citado na página 7.
- D.LOHN SILVANO P. COLOMBANO, G. L. H. t. D. S. J. Parallel genetic algorithm for automated electronic circuit design. 2000. Citado 3 vezes nas páginas 14, 15 e 16.
- GRAHAM, H. M. e. S. S. R. Pathfinding in computer games. *The ITB Journal*, v. 4, 2003. Citado na página 6.
- HART, N. J. N. P. E.; RAPHAEL, B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems, Science, and Cybernetics*, SSC-4, p. 100–107, 1968. Citado 2 vezes nas páginas 5 e 6.
- HOLLAND, J. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor, MI, USA: University of Michigan Press, 1975. Disponível em: <<http://books.google.com/books?id=YE5RAAAAMAAJ>>. Citado na página 9.
- LEIGH, S. J. L. R.; MILES, C. Using a genetic algorithm to explore a*-like pathfinding algorithms. 2007. Citado na página 14.
- LUCAS, D. C. Algoritmos genéticos: uma introdução. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2002. Disponível em: <<http://www.inf.ufgrs.br/~alvares/INF01048IA/ApostilaAlgoritmosGeneticos.pdf>>. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 11.
- MOLE, V. L. D. Algoritmos genéticos – uma abordagem paralela baseada em populações cooperantes. 2002. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.
- MUHLENBEIN, H. Evolution in time and space - the parallel genetic algorithm. 2000. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 16.
- OLIVEIRA, W. A. de. Algoritmo genético para o problema de rotas de cobertura multiveículo. 2009. Citado na página 13.
- PONTEVIA, P. Pathfinding is not a star. *Autodesk, white paper*, p. 1–6, 2008. Citado na página 4.
- SANTOS, A. F. V. M. e. E. W. G. C. U. O. Pathfinding based on pattern detection using genetic algorithms. *SBC - Proceedings of SBGames*, 2012. Citado 3 vezes nas páginas 6, 8 e 14.

WANG, J.-Y.; LIN, Y.-B. Game ai: Simulating car racing game by applying pathfinding algorithms. *International Journal of Machine Learning and Computing*, v. 2, 2012. Citado na página [8](#).