Universidade Federal de Pernambuco

GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO CENTRO DE INFORMÁTICA

Análise comparativa de técnicas para patrulhamento com terreno heterogêneo

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aluno: Maíra Tavares de Melo Araújo (mtma@cin.ufpe.br)

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

Agradecimentos

Ao meu marido, pelo apoio e companhia que me presta em todas as minhas necessidades.

Ao colega Pablo Sampaio que, sempre disposto a responder minhas perguntas, me ajudou com o seu conhecimento da área.

Ao professor e orientador Geber Ramalho e à professora Patrícia Tedesco, pelos conselhos e orientações dadas, muito importantes para este trabalho.

E, finalmente, ao Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco como um todo, pelo conhecimento passado em todos esses anos.

Assinaturas

Este Trabalho de Graduação é resultado dos esforços da aluna Maíra Tavares Araújo Bello, sob a orientação do professor Geber Lisboa Ramalho, conduzido no Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco. Todos abaixo estão de acordo com o conteúdo deste documento e os resultados deste Trabalho de Graduação.

Maíra Tavares Araújo Bello (aluna)
Geber Lisboa Ramalho (orientador)

Resumo

O problema de percorrer uma área de modo a visitar com frequência determinadas regiões de interesse é chamado de patrulhamento. Este problema, cujas várias aplicações o tornam foco de atenção dos pesquisadores, vem sido estudado sob a perspectiva de um sistema multiagente e diversas soluções já foram propostas nesta direção. Neste trabalho foi feita uma análise do desempenho de algumas destas soluções quando aplicadas em uma variação deste problema, na qual as regiões de interesse podem possuir diferentes prioridades de visita.

Palavras-chave: problema do patrulhamento, Sistemas Multiagente, terrenos heterogêneos.

Abstract

The problem of covering an area with the goal of visiting with frequency some important regions is called patrolling. This problem, whose several applications make it the focus of researchers, is been studied on the perspective of multiagent systems and lots of solutions were already proposed in that direction. In this work, a performance analysis of some of these solutions when applied in a variation of this problem, in which the important regions can have different priority of visitation values, was made.

Keywords: patrolling problem, Multiagent Systems, heterogeneous land.

Sumário

Lista de figuras	8
Lista de tabelas	9
Lista de equações	10
Lista de gráficos	11
1. Introdução	12
2. Problema do patrulhamento	15
2.1. Patrulhamento geral	15
2.2. Patrulhamento multiagente	16
2.3. Parâmetros	18
2.3.1. Parâmetros do ambiente	18
2.3.2. Parâmetros dos agentes	19
2.4. Métricas	20
2.4.1. Métricas baseadas na ociosidade	20
2.4.2. Métricas baseadas nos intervalos entre visitas	21
3. Estado da arte	24
3.1. Contribuições de Machado (2002)	
3.1.1. Agentes reativos conscientes	25
3.1.2. Agentes coordenados cognitivos	26
3.2. Contribuições de Almeida (2003)	26
3.2.1. Agentes coordenados cognitivos roteadores heurísticos	28
3.3. Contribuições de Santana (2005)	28
3.3.1. Agentes aprendizes de caixa cinza	29
3.4. Contribuições de Chevaleyre (2005)	29
3.4.1. Estratégia de ciclo único	30
3.5. Contribuições de Sampaio (2010)	
3.5.1. Estratégia gravitacional	31
4. Experimentos e seus resultados	32
4.1. Metodologia	32
4.1.1. Parâmetros	32
4.1.2. Tempo de simulação	34
4.1.3. Software simulador	35
4.1.4. Ambiente	36
4.2. Implementação	36

4.3. Resultados	37
4.3.1. Análise conjunta	37
4.3.2. Análise individual	41
Conclusão	46
Contribuições	46
Trabalhos futuros	47
Referências	48

Lista de figuras

Figura 2.1	Exemplo de território contínuo após esqueletização [Machado, 2002]	17
Figura 3.1	Mapas A (a) e B (b) apresentados por Machado (2002)	24
Figura 3.2	Exemplo que mostra a importância das distâncias na escolha do vértice objetivo	27
Figura 3.3	Exemplo que mostra a importância das distâncias no planejamento de rotas [Moreira, 2008]	27
Figura 3.4	Conjunto de mapas proposto por Santana (2005). Os mapas (a) e (b) são os propostos por Machado (2002), enquanto (c), (d), (e) e (f) são topologias de círculo, corredor, ilhas e grid, respectivamente.	28
Figura 3.5	Exemplo de agentes utilizando a estratégia de ciclo único [Chevaleyre, 2005]	30
Figura 3.6	Exemplo de forças de atração aplicadas pelos nós nas arestas adjacentes ao agente [Sampaio, 2010]	31
Figura 4.1	Etapas do treinamento do GGBLA [Santana, 2005]	35

Lista de tabelas

Tabela 2.1	Parâmetros relacionados com o ambiente e seus possíveis valores	19
Tabela 2.2	Parâmetros relacionados com os agentes e seus possíveis valores	20
Tabela 3.1	Parâmetros das arquiteturas de agentes propostas por Machado (2002)	25
Tabela 4.1	Parâmetros variados nos experimentos e os seus valores	34

Lista de equações

Equação 2.1	Sequência de ociosidades instantâneas a um vértice k até o ciclo t	
Equação 2.2	Ociosidade média	21
Equação 2.3	Ociosidade máxima	21
Equação 2.4	Ociosidade relativa instantânea	21
Equação 2.5	Sequência de visitas a um vértice k	22
Equação 2.6	Sequência de intervalos entre visitas a um vértice k	22
Equação 2.7	Desvio padrão dos intervalos entre visitas	22
Equação 2.8	Média quadrática dos intervalos entre visitas	23
Equação 2.9	Relação entre as métricas baseadas em intervalos entre visitas	23
Equação 2.10	Média quadrática ponderada dos intervalos entre visitas	23

Lista de gráficos

Gráfico 4.1	Resultados dos experimentos com terrenos homogêneos	38
Gráfico 4.2	Resultados dos experimentos com terrenos heterogêneos com pouca variação nas prioridades dos vértices (prioridade máxima igual a dois)	39
Gráfico 4.3	Resultados dos experimentos com terrenos heterogêneos com maior variação nas prioridades dos vértices (prioridade máxima igual a cinco)	40
Gráfico 4.4	Diferenças entre os resultados nos mapas heterogêneos de maior variação e nos mapas homogêneos	41
Gráfico 4.5	Resultados da estratégia CR para cada variação de prioridade	42
Gráfico 4.6	Resultados da estratégia CC para cada variação de prioridade	43
Gráfico 4.7	Resultados da estratégia HPCC para cada variação de prioridade	43
Gráfico 4.8	Resultados da estratégia GBLA para cada variação de prioridade	44
Gráfico 4.9	Resultados da estratégia CS para cada variação de prioridade	44
Gráfico 4.10	Resultados da estratégia gravitacional para cada variação de prioridade	45

1. Introdução

O ramo da computação chamado de inteligência artificial (IA) surgiu do sonho de se criar computadores inteligentes, capazes de raciocinar sozinhos e realizar atividades humanas [Nilsson, 2010]. Através do estudo da IA os pesquisadores objetivam, principalmente, entender melhor os princípios do comportamento inteligente e possibilitar a automatização de tarefas humanas [Hart, 1976]. Apesar de os sistemas artificiais atuais ainda estarem longe de alcançar totalmente o nível de inteligência humana, diversas tarefas já são realizadas com bons resultados, como reconhecimento de caracteres, detecção e reconhecimento de faces, entre outros.

Uma das tarefas que vêm sendo foco da atenção dos pesquisadores recentemente é a do patrulhamento, que consiste, de forma geral, em percorrer um local com o objetivo de visitar com frequência certas regiões de interesse. Suas diversas aplicações abrangem situações em que supervisão, inspeção ou controle são necessários [Almeida, et al., 2004]. Alguns exemplos são a alocação policial na prevenção criminal de uma área, monitoramento de focos de dengue ou até mesmo em detecção de invasores. Podemos observar que este último é claramente aplicável tanto em soluções militares quanto em jogos de estratégia, o que mostra a grande variedade de domínios de aplicação do problema.

Podemos naturalmente formular o problema do patrulhamento usando uma abordagem de sistemas multiagentes, ramo da inteligência artificial. Neste caso, temos os patrulheiros sendo representados pelos agentes inteligentes e o território a ser patrulhado pelo ambiente em que estes estão imersos. Desta forma, diversos pesquisadores têm focado seus estudos e soluções da patrulha utilizando o paradigma de Sistemas Multiagentes [Machado, 2002] [Almeida, 2003] [Santana, 2005] [Chevaleyre, 2005] [Menezes, 2006] [Chu, et al., 2007] [Sampaio, 2010].

A patrulha multiagente possui diversas variações, que devem ser levadas em conta na hora de se desenvolver uma solução para o problema. Entre elas podemos citar a presença de adversários, confiabilidade das percepções e ações, tipos de comunicação entre os agentes, quantidade de sociedades de patrulheiros e dinamicidade do ambiente [Moreira, 2008].

Outro importante parâmetro que pode variar no problema da patrulha é a homogeneidade do território a ser percorrido pelos agentes. Quando temos um território heterogêneo significa que existe um valor de prioridade associado a cada local do mesmo. Isto é aplicável em situações em que alguns lugares são mais importantes do que outros para os patrulheiros, como uma sala que deva ser visitada mais vezes por conter um cofre ou outro item valioso [Moreira, 2008].

Como o patrulhamento em si é um problema que vem apenas recentemente sido estudado a fundo, ainda não foi feita muita pesquisa direcionada especificamente à adição do conceito de prioridade dos locais a serem visitados. Visto isso, o objetivo deste trabalho é selecionar algumas técnicas atualmente usadas no patrulhamento multiagente e analisar o seu desempenho quando aplicadas em situações em o território é heterogêneo, comparando-as entre si.

Para fazer esta análise e comparação será usado um simulador de patrulhamento multiagente, o SimPatrol [Moreira, 2008], desenvolvido no Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco. O SimPatrol possui diversas facilidades para lidar com a patrulha, além de algumas importantes soluções do problema já terem sido implementadas nele, o que o torna bastante vantajoso para este trabalho.

Este documento tem por objetivo primeiramente situar o leitor no universo do problema do patrulhamento multiagente para em seguida partir para a explicação do que foi feito neste projeto e os seus resultados.

No segundo capítulo será explicado com mais detalhes o problema da patrulha, com ênfase em sua abordagem de Sistemas Multiagentes, mostrando os seus diferentes parâmetros e maneiras de medir a eficácia das soluções existentes.

O capítulo três apresentará algumas das principais soluções publicadas até o momento para o problema, as quais serão analisadas neste trabalho, listando e explicando-as em ordem cronológica de suas publicações.

O quarto capítulo começará a explanar, de fato, o trabalho realizado. Nele será explicada a metodologia utilizada nos experimentos, como os parâmetros que foram variados e o software simulador escolhido. Em seguida será apresentado o que foi implementado para facilitar a realização desses experimentos e de outros futuros. Serão então mostrados os resultados obtidos, utilizando-os para comparar os desempenhos das diversas técnicas quando aplicadas em territórios com

prioridades diferentes em seus locais de interesse, o que consiste justamente no objetivo deste trabalho.

Por fim serão feitas as considerações finais deste projeto, citando as contribuições do mesmo e sugestões para possíveis futuras pesquisas nesta área.

2. Problema do patrulhamento

Já que este trabalho está intrinsecamente relacionado com o problema do patrulhamento, a melhor forma de começar é certamente explicando mais a fundo o problema em si.

Desta forma, neste capítulo serão apresentados mais detalhes sobre o problema, assim organizados: nas seções 2.1 e 2.2 o problema será definido, por uma visão geral e uma visão multiagente respectivamente, na seção 2.3 serão apresentados alguns importantes parâmetros do patrulhamento multiagente e, finalmente, a última seção mostrará as métricas que são utilizadas para medir o desempenho de estratégias que são desenvolvidas para solucionar o problema.

2.1. Patrulhamento geral

O patrulhamento consiste no problema de percorrer um território, no intuito de visitar o mais frequentemente possível determinadas áreas de interesse no mesmo. Podemos então concluir que uma boa estratégia para solucionar esse problema é uma que procurar minimizar o intervalo de tempo entre duas visitas a uma região, para todas as regiões de interesse do ambiente a ser patrulhado [Almeida, et al., 2004].

É fácil imaginar aplicações deste problema no mundo real. Supervisão de redes de computadores, detecção de inimigos em área militar, controle de focos de uma epidemia e até mesmo jogos de estratégia em computadores, como *Team Fortress*¹, precisam todos de boas estratégias de patrulhamento, apesar de seus domínios de aplicação serem bastante diferentes.

Analisando essas e outras aplicações, observa-se que na grande maioria das vezes são alocados mais do que um patrulheiro para realizar a patrulha de um ambiente, pois o paralelismo resultante obviamente melhora significativamente o seu desempenho. Este é o principal motivo para a tendência existente de tratar o patrulhamento como um problema multiagente, o que será explicado mais detalhadamente na seção seguinte.

modo.

¹ Team Fortress é um jogo de estratégia no computador em que dois times competem no estilo "pega bandeira", ou seja, um time procura defender regiões de interesse em seu território enquanto o outro objetiva invadi-las. No modo single player o usuário joga contra o time do computador, que tem que ser capaz de patrulhar o seu território de forma inteligente para que o jogo não se torne fácil demais neste

2.2. Patrulhamento multiagente

Podemos definir um agente como qualquer coisa capaz de perceber o ambiente em que está inserido por meio de sensores e de atuar no mesmo através de atuadores [Russel & Norvig, 2003]. Esta definição engloba entidades diversas, desde seres humanos até mesmo portas automáticas como as encontradas em shoppings, que percebem a aproximação de uma pessoa e modificam o ambiente abrindo-se para a mesma. No entanto, quando tratamos de agentes inteligentes, em geral estamos nos referindo a agentes capazes de realizar, de forma autônoma, tarefas não triviais, adaptando-se às mudanças no seu ambiente para alcançar o seu objetivo [Florian, 2003], o que não é o caso do último exemplo citado.

O estudo de agentes inteligentes é de extrema importância para diversos domínios de aplicações [Florian, 2003]. Soluções nesta área possibilitam, por exemplo, a utilização de robôs para exploração de regiões inacessíveis por seres humanos (como a superfície do planeta Marte) ou para resgate de pessoas em locais perigosos. Agentes inteligentes são também bastante usados para o entretenimento, como em jogos de computadores e filmes. Os esforços feitos em cima deste assunto geram cada vez mais aplicações interessantes.

Dito isto, é fácil imaginar então o patrulhamento como consistindo de um problema onde agentes percebem o ambiente à sua volta e decidem que ações tomar sobre ele para alcançar o objetivo de minimizar o intervalo de tempo entre visitas a cada uma de suas regiões de interesse. Por termos neste caso mais de um agente colaborando entre si para alcançar um mesmo objetivo, dizemos tratar-se de um problema multiagente.

Para definirmos de fato o problema do patrulhamento utilizando a abordagem multiagente, precisamos determinar melhor as características dos seus componentes, isto é, seu ambiente e seus agentes.

O ambiente no caso do patrulhamento é logicamente o próprio território a ser patrulhado. Quando este se trata de um território discreto, ou seja, um território onde há uma distinção clara entre as regiões de interesse, o problema fica mais fácil, podendo ser modelado como um grafo, onde os vértices representam regiões de interesse e as arestas representam os caminhos entre as mesmas. Uma aplicação de supervisão de redes de computadores é um exemplo de patrulhamento

em território discreto. Porém quando temos um ambiente contínuo, a dificuldade de patrulhá-lo, e até mesmo de representá-lo, aumenta consideravelmente, já que o espaço de busca é bem maior [Machado, 2002].

No entanto, o trabalho de Machado (2002) mostrou que, nesse caso, é possível fazer uso de técnicas de esqueletização para simplificar o território de modo que o mesmo possa também ser representado por um grafo (Figura 2.1). O autor conta que há várias maneiras de alcançar este resultado, citando algumas como digramas de Voronoi, grafos de visibilidade, C-cells, métodos de contorno e até mesmo traçado manual [Machado, 2002].

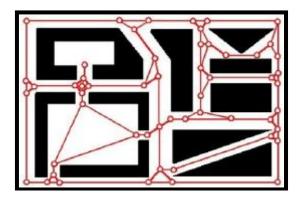


Figura 2.1 – Exemplo de território contínuo após esqueletização [Machado, 2002]

O impacto desta descoberta no desenvolvimento de soluções para o problema foi grande, já que graças a ela percebeu-se que qualquer solução proposta pode ser aplicada, sem necessidade de adaptação, para ambos os tipos de ambiente, discreto e contínuo, representando-os sempre como grafos [Almeida, 2003].

Falando agora dos agentes, no caso do patrulhamento cada agente representa um patrulheiro, podendo perceber o grafo a ser patrulhado (verificando quais arestas pode percorrer em seguida, por exemplo) e agir sobre ele, visitando as suas regiões de interesse.

Podemos então finalmente definir o patrulhamento multiagente como sendo um sistema multiagente cujo ambiente é um grafo, por onde os agentes andam percorrendo as arestas e visitando os vértices, procurando colaborativamente minimizar o intervalo de tempo entre duas visitas para cada um dos vértices.

É perceptível que, por esta definição, o problema do patrulhamento continua sendo aplicável a diversas áreas de naturezas bastante diferentes. Existem ainda vários parâmetros que podem variar de uma

aplicação do patrulhamento multiagente para outra e que devem certamente ser levados em conta no desenvolvimento de uma solução para este problema. Estes parâmetros serão apresentados na seção seguinte.

2.3. Parâmetros

O problema do patrulhamento multiagente possui bastantes variações. Citaremos nesta seção alguns dos mais importantes parâmetros que geram essas diferenças, baseando-se na tipologia apresentada no trabalho de Almeida (2003), divididos em dois grupos: parâmetros relacionados ao ambiente e os relacionados aos agentes.

2.3.1. Parâmetros do ambiente

Um importante parâmetro relacionado ao ambiente a ser patrulhado é a sua *granularidade*. Ele se refere ao que comentamos na seção passada com relação à existência de territórios *discretos*, que possuem limites bem definidos entre as regiões de interesse, como redes de computadores, e territórios *contínuos*, cujas separações entre regiões de interesse não são claras, como os corredores e salas de um museu.

Temos também um parâmetro relacionado à dinamicidade do ambiente, que pode ser estático, significando que ele não se altera ao passar do tempo, ou dinâmico, quando regiões de interesse ou conexões entre elas podem surgir ou desaparecer durante o seu patrulhamento, como no caso do problema de supervisão de redes de computadores, onde máquinas podem falhar ou ser adicionadas à rede a qualquer momento.

Por fim temos mais um parâmetro, que é o mais importante para este trabalho, relacionado à presença de valores de prioridade nos vértices do grafo que representa o território, chamado *homogeneidade* do ambiente. Algumas aplicações do problema do patrulhamento precisam levar em conta a importância de determinada região de interesse com relação a outra, como em um museu que possui uma sala com artefatos mais caros, devendo portanto ser vigiada com mais atenção que as outras. Dizemos que essas aplicações possuem território *heterogêneo*, enquanto que as que não necessitam desses valores de prioridade associados aos vértices utilizam um território *homogêneo*.

Neste trabalho, analisaremos justamente como a presença da heterogeneidade nos ambientes do patrulhamento multiagente altera a eficácia das principais soluções propostas para este problema, apresentando então quais delas são mais indicadas para tratar com territórios deste tipo.

A tabela 2.1 resume o que foi dito sobre cada um dos parâmetros do patrulhamento multiagente relacionados ao seu ambiente.

Parâmetro	Possíveis valores
Granularidade	Discreto ou contínuo
Dinamicidade	Estático ou dinâmico
Homogeneidade	Homogêneo ou heterogêneo

Tabela 2.1 - Parâmetros relacionados com o ambiente e seus possíveis valores

2.3.2. Parâmetros dos agentes

Com relação aos agentes um parâmetro importante é a *profundidade de percepção* dos mesmos. Ele se refere à porção do território que os agentes conseguem perceber, podendo variar de zero, significando que não é possível perceber nada do território, até qualquer outro valor positivo n, significando que é possível perceber até n passos do território à frente de sua posição atual. É possível que n seja suficientemente grande de forma que os agentes possam perceber todo o ambiente de uma só vez.

Outros parâmetros dizem respeito à confiabilidade das percepções e à confiabilidade das ações realizadas pelos agentes. Dizemos que as percepções são exatas quando são garantidamente corretas e ruidosas quando isto não é garantido, como é o caso de aplicações utilizando robôs onde os sensores podem captar ruídos. Com relação às ações é parecido, dizemos que são exatas quando os seus efeitos são completamente garantidos e ruidosas quando não o são.

Durante a patrulha de um ambiente, os agentes podem precisar se comunicar para alcançar o seu objetivo. No entanto, existem vários *tipos de comunicação* usadas neste problema, o que constitui outro parâmetro. As formas mais comuns de comunicação no patrulhamento são as através de mensagens, marcas que são depositadas pelos próprios agentes no território ou por *blackboard*, uma estrutura de dados compartilhada. A comunicação pode ser ainda inexistente, em casos em que ela não é necessária.

Para finalizar, podemos também caracterizar a confiabilidade da comunicação entre os agentes. Dizemos que ela é confiável se é

garantido que os agentes conseguirão se comunicar por ela quando necessitarem. Caso não haja esta garantia a comunicação é dita *não-confiável*.

A tabela 2.2 resume o que foi apresentado sobre os parâmetros do patrulhamento multiagente relacionados aos agentes.

Parâmetro	Possíveis valores
Profundidade de percepção	[0,+∞[
Confiabilidade das percepções	Exatas ou ruidosas
Confiabilidade das ações	Exatas ou ruidosas
Tipos de comunicação	Inexistente, por mensagens, por marcas ou por blackboard
Confiabilidade da comunicação	Confiável ou não-confiável

Tabela 2.2 - Parâmetros relacionados com os agentes e seus possíveis valores

2.4. Métricas

Para avaliar o desempenho de determinada técnica para o patrulhamento multiagente e poder compará-la com outras, são usadas métricas bem definidas. Nesta seção apresentaremos algumas destas, divididas em dois principais grupos: métricas baseadas em ociosidade e métricas baseadas nos intervalos entre visitas.

2.4.1. Métricas baseadas na ociosidade

O problema do patrulhamento procura minimizar a quantidade de tempo que cada vértice do grafo a ser percorrido permanece sem ser visitado. Chamamos esta quantidade de *ociosidade* do vértice [Moreira, 2008].

Mais precisamente, chamamos de *ociosidade instantânea* - $o_k^{\ t}$ - a métrica relacionada à ociosidade de um vértice k em um determinado tempo t, ou seja, ao intervalo de tempo entre a última visita ao vértice k e o momento atual. Esses valores de ociosidade instantânea são, geralmente, fornecidos aos agentes a cada ciclo para que eles possam tomar suas decisões.

Como neste trabalho utilizaremos apenas o tempo discretizado em forma de ciclos, onde a cada ciclo todos os agentes recebem informações sobre o ambiente, raciocinam e atuam sobre o mesmo, podemos definir uma sequência de todas as ociosidades instantâneas de um vértice até o último ciclo T de simulação – $\{o_k^t\}$ (Equação 2.1).

$$\{o_k^t\} = o_k^1, o_k^2, \dots, o_k^T$$

Equação 2.1 - Sequência de ociosidades instantâneas a um vértice k até o ciclo t

A partir da ociosidade instantânea podemos obter a *ociosidade média* - $O_{média}$ - que é a média dos valores coletados até o momento T (Equação 2.2). Esta é calculada obtendo o valor médio da ociosidade para cada ciclo da simulação, e calculando a média desses valores no final [Machado, et al., 2002].

$$O_{m \in dia} = rac{\sum_{t=1}^{T} \left[rac{1}{|V|} \sum_{k=1}^{|V|} o_k^t
ight]}{T}$$

Equação 2.2 - Ociosidade média

Podemos também calcular a *ociosidade máxima* do grafo – O_{max} – que corresponde ao maior valor de ociosidade instantânea máxima já encontrado até o momento t (Equação 2.3).

$$O_{max} = max_{k \in V}[max_{t \in \{1, \dots, T\}}\{o_k^t\}]$$

Equação 2.3 - Ociosidade máxima

No entanto, como estaremos utilizando ambientes heterogêneos neste trabalho, é importante levarmos em conta nas métricas também os valores de prioridades dos vértices. Já que quanto maior for o valor de prioridade de um vértice $k-p_k$ — mais vezes ele deve ser visitado, faz sentido utilizarmos nas métricas, no lugar do valor da ociosidade instantânea, um valor de *ociosidade relativa instantânea* — or_k^t — correspondente ao valor da ociosidade instantânea multiplicada pela prioridade do vértice (Equação 2.4). Desta forma os vértices de maior prioridade devem ser visitados mais frequentemente para se alcançar menores valores para as métricas citadas.

$$or_k^t = o_k^t \times p_k$$

Equação 2.4 - Ociosidade relativa instantânea

2.4.2. Métricas baseadas nos intervalos entre visitas

Outras formas de avaliar os resultados de uma técnica para o patrulhamento multiagente é utilizando, no lugar das ociosidades dos vértices em cada ciclo de simulação, os valores dos *intervalos de tempo entre visitas* para cada nó do grafo, visto que o objetivo das soluções para este problema é justamente o de minimizar estes valores.

Primeiramente, seja visitas(k) o número de visitas feitas ao vértice k, podemos definir uma sequência – $\{v_k^x\}$ – dos momentos de todas as visitas realizadas a um determinado vértice (Equação 2.5). Em seguida, a partir desta, podemos definir a sequência – $\{i_k^x\}$ – de intervalos entre visitas a um vértice (Equação 2.6), que são os valores que utilizaremos nas métricas apresentadas nesta seção. Consideramos elementos desta sequência o intervalo de tempo antes da primeira visita e o intervalo após a última, como indicado na equação 2.6 [Siqueira, et al., 2011].

$$\{v_k^x\} = v_k^1, v_k^2, \dots, v_k^{visitas(k)}$$

Equação 2.5 - Sequência de visitas a um vértice k

$$\begin{aligned} \{i_k^x\} &= i_k^1, i_k^2, \dots, i_k^{visitas(k)+1} \\ &= (v_k^1), (v_k^2 - v_k^1), \dots, (T - v_k^{visitas(k)}) \end{aligned}$$

Equação 2.6 - Sequência de intervalos entre visitas a um vértice k

De maneira similar a como foi apresentado na seção anterior, com essas sequências podemos calcular o *intervalo máximo* – I_{max} – entre visitas aos vértices do grafo ambiente (Equação 2.7), assim como o *intervalo médio* – $I_{média}$ –, ou seja, a média de todos os valores de intervalos entre visitas (Equação 2.8). As equações utilizadas para calcular estas métricas são análogas às equações 2.2 e 2.3.

Foram propostas, no entanto, outras métricas interessantes que utilizam intervalos entre visitas de vértices como base, como o *desvio padrão dos intervalos* – I_{desvioPadrão} –, que mede as irregularidades nos intervalos de visitas em uma simulação, calculando a sua distância ao intervalo médio (Equação 2.7) [Siqueira, et al., 2011].

$$I_{desvioPadr\~ao} = \left\{ \left[\sum_{x \in V} \left(\sum_{k=1}^{visitas(x)+1} \left(i_k^j - I_{m\'edia} \right)^2 \right) \right] / qtdTotalIntervalos \right\}^{1/2}$$

Equação 2.7 - Desvio padrão dos intervalos entre visitas

Outra métrica interessante é a *média quadrática dos intervalos* - I_{médiaQ} -, calculada como a raiz quadrada da soma de todos os intervalos elevados ao quadrado (Equação 2.8). Essa métrica é bastante importante, visto que foi provado que o seu valor está sempre entre os

valores da média e do desvio padrão dos intervalos (Equação 2.9), representado um equilíbrio entre as duas [Siqueira, et al., 2011].

$$I_{m\acute{e}diaQ} = \left\{ \left[\sum_{k \in V} \left(\sum_{j=1}^{visitas(k)+1} \left(i_k^j \right)^2 \right) \right] / \sum_{k \in V} \left(\left(visitas(k)+1 \right) \right) \right\}^{1/2}$$

Equação 2.8 - Média quadrática dos intervalos entre visitas

$$I_{m\'edia} \leq I_{m\'ediaQ} \leq I_{desvioPadr\~ao}$$

Equação 2.9 - Relação entre as métricas baseadas em intervalos entre visitas

Por esta razão, a média quadrática dos intervalos foi a métrica escolhida para ser usada na avaliação dos desempenhos das técnicas nos experimentos apresentados no capítulo 4. No entanto, como estamos trabalhando com a existência de prioridades associadas aos vértices do grafo, devemos adaptar esta métrica para incluir essas informações. Utilizaremos então uma *média quadrática ponderada dos intervalos* – I_{médiaQPonderada} –, onde as prioridades dos vértices serão representadas pelos pesos dos intervalos (Equação 2.10), inserindo desta forma a ideía de que quanto maior a prioridade de um vértice, mais importante é o intervalo entre suas visitas.

 $I_{m\'ediaQPonderada}$

$$= \left\{ \left[\sum_{k \in V} \left(\sum_{j=1}^{visitas(k)+1} \left(p_k * \left(i_k^j \right)^2 \right) \right) \right] / \sum_{k \in V} \left(p_k * \left(visitas(k)+1 \right) \right) \right\}^{1/2}$$

Equação 2.10 - Média quadrática ponderada dos intervalos entre visitas

3. Estado da arte

Como o objetivo desta monografia é analisar comparativamente o desempenho de estratégias que foram criadas para solucionar o problema do patrulhamento, porém aplicadas desta vez em um ambiente heterogêneo, faz-se necessário listar e explicar estas técnicas que serão analisadas.

Neste capítulo isso será feito apresentando as soluções publicadas por pesquisadores desta área em ordem cronológica crescente destas publicações, começando pela dissertação de mestrado de Machado (2002) até as contribuições de Sampaio (2010).

3.1. Contribuições de Machado (2002)

Machado (2002) foi pioneiro na utilização da abordagem de Sistemas Multiagentes para tratar do problema do patrulhamento, verificando a existência dos seus vários pontos em comum, como a tomada de decisão conjunta e coordenada. Foi também o primeiro a propor soluções para o problema na visão multiagente, métricas para avaliá-las, ambientes indicados para uso em experimentos e um simulador para o patrulhamento multiagente.

Os ambientes apresentados por Machado (2002), chamados de mapas A e B, – ver figura 3.1(a) e 3.1(b), respectivamente – são considerados importantes na análise de soluções para o problema do patrulhamento multiagente, tendo sido inseridos posteriormente no grupo de mapas indicados por Santana (2005) para uso em experimentos, que iremos mostrar mais adiante.

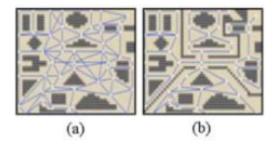


Figura 3.1 – Mapas A (a) e B (b) apresentados por Machado (2002)

Com relação às arquiteturas usadas nas soluções propostas por Machado (2002), algumas variações foram utilizadas. Com relação à tomada de decisão dos agentes foram propostas arquiteturas reativas e arquiteturas cognitivas. No primeiro caso, as decisões têm caráter mais

local, em que um agente em um determinado momento deve decidir qual o próximo vértice a ser visitado procurando-o apenas entre os adjacentes ao que ele se encontra. No caso da arquitetura cognitiva, o agente possui a liberdade de fazer esta escolha entre todos os vértices do grafo, devendo em seguida calcular uma boa rota entre o vértice atual e o seu destino.

Ainda com relação às arquiteturas utilizadas, há também um parâmetro que varia com relação à percepção das ociosidades. Enquanto em algumas arquiteturas a ociosidade conhecida por cada agente é individual, ou seja, ele apenas conhece as ociosidades calculadas em cima das suas próprias visitas aos vértices, em outras é utilizada uma ociosidade compartilhada, em que todos os agentes percebem o mesmo valor para as ociosidades, sendo calculadas com base nas visitas realizadas pelo conjunto de patrulheiros.

A tabela 3.1 resume as variações apresentadas aqui encontradas nas arquiteturas de agentes propostas por Machado (2002) para resolver o problema do patrulhamento.

Parâmetro	Possíveis valores
Tomada de decisão	Reativas ou cognitivas
Percepção das ociosidades	Individual ou compartilhada

Tabela 3.1 – Parâmetros das arquiteturas de agentes propostas por Machado (2002)

Das soluções desenvolvidas por Machado (2002), destacam-se pelo seu desempenho a arquitetura de agentes reativos conscientes (CR, do inglês conscientious reactive) e a de agentes coordenados cognitivos (CC, do inglês cognitive coordinated), que serão apresentadas com mais detalhes a seguir.

3.1.1. Agentes reativos conscientes

Os agentes reativos conscientes, como o nome sugere são uma arquitetura de agentes do tipo reativos, com relação à tomada de decisão. Além disso, o termo consciente se refere ao fato de cada agente nesta arquitetura ser consciente dos vértices que já percorreu e quando os visitou, possuindo portanto as informações das ociosidades individuais de cada um.

No caso desta solução, um agente escolhe sempre, entre os seus vizinhos, o vértice de maior ociosidade para visitar, objetivando com isto diminuir as métricas relacionadas à ociosidade do grafo (ver seção 2.4).

3.1.2. Agentes coordenados cognitivos

Os agentes coordenados cognitivos, por sua vez, são uma arquitetura de agentes cognitivos, possuindo um coordenador central – por isso o termo coordenados – que é responsável por distribuir os vértices entre os agentes. Para isto é essencial a existência de um sistema de comunicação, sendo proposta por Machado (2002) a utilização de troca de mensagens neste caso.

O coordenador central, que possui acesso às ociosidades compartilhadas do grafo, realiza esta distribuição dos vértices oferecendo a cada patrulheiro o vértice de maior ociosidade no momento que ainda não é objetivo de nenhum agente. Cada agente deve então, ao receber seu vértice objetivo, planejar uma rota até ele utilizando algum algoritmo de distâncias mínimas, como Dijkstra, onde os pesos das arestas representam as distâncias entre as regiões de interesse.

3.2. Contribuições de Almeida (2003)

Em sua dissertação, Almeida (2003) parabeniza o trabalho original de Machado (2002) e sugere novas direções para o patrulhamento multiagente, em especial a utilização de pesos nas arestas dos grafos, o que é extremamente importante em aplicações reais. Esses pesos podem representar distâncias entre dois pontos de interesse ou o tempo necessário para se mover de um para outro, por exemplo.

Ao lidar com grafos com pesos nas arestas, as distâncias entre nós se tornam bastante importantes, devendo ser levadas em conta nas decisões dos agentes, ao invés destas serem apenas baseadas nas ociosidades dos vértices. Utilizando a figura 3.2 como exemplo, digamos que em determinado ciclo da simulação exista um nó a com ociosidade 100 à uma distância 100 de um determinado agente, e um outro nó b com ociosidade 99 a uma distância 1 deste mesmo agente. O coordenador da arquitetura CC de Machado (2002) alocaria o nó a a este agente, apesar de o nó b ser claramente uma melhor escolha, diminuindo a ociosidade do grafo em menos tempo.

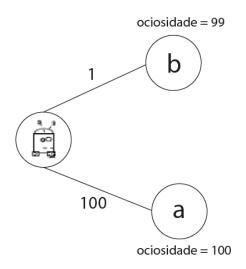


Figura 3.2 – Exemplo que mostra a importância das distâncias na escolha do vértice objetivo

Da mesma forma, Almeida (2003) sugere também fazer uso das informações sobre as ociosidades no planejamento de rotas entre vértices, no lugar de utilizar somente as distâncias para isso. A figura 3.3 mostra um exemplo em que o agente precisa ir do vértice a ao vértice d. Usando apenas as distâncias na decisão da rota o agente escolheria passar pelo vértice b, apesar de que passando pelo vértice c as ociosidades do grafo seriam ainda mais diminuídas

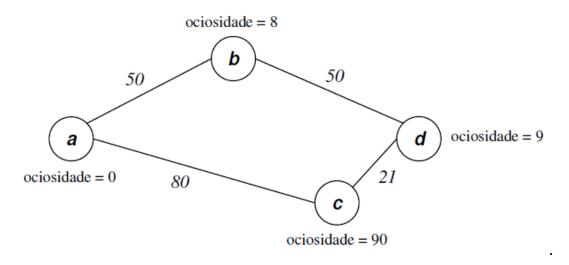


Figura 3.3 – Exemplo que mostra a importância das distâncias no planejamento de rotas [Moreira, 2008]

Almeida (2003) sugeriu diversas arquiteturas, baseadas nas propostas por Machado (2002), adicionando as idéias citadas há pouco. Delas, a que obteve melhor desempenho foi a dos agentes coordenados cognitivos roteadores heurísticos (HPCC, do inglês heuristic pathfinder cognitive coordinated), que será apresentado a seguir.

3.2.1. Agentes coordenados cognitivos roteadores heurísticos

Os agentes HPCC desenvolvidos por Almeida (2003) são uma extensão dos agentes CC de Machado (2002). Assim como este, os HPCC são uma arquitetura de agentes cognitivos com a presença de um coordenador central responsável pela distribuição dos vértices aos demais que, por sua vez, são responsáveis pelo planejamento das rotas até eles.

A grande diferença é a inclusão da tomada de decisão e planejamento de rotas avançados, levando em conta tanto a ociosidade dos nós quanto as distâncias até eles, como mencionado anteriormente.

3.3. Contribuições de Santana (2005)

Santana (2005) constatou em seu trabalho que as soluções sendo propostas até então normalmente obtinham bons resultados em alguns tipos de grafo, mas em outros não, ou seja, não eram gerais o suficiente para lidar com ambientes variados.

Uma de suas importantes contribuições consiste de um conjunto de mapas bastante representativos dos diferentes ambientes encontrados em situações reais de patrulhamento (Figura 3.4), que vem sido usado desde então por diversos pesquisadores em seus experimentos para análise de técnicas para o problema. É interessante notar que os dois mapas propostos por Machado (2002) foram incluídos por Santana (2005) neste conjunto.

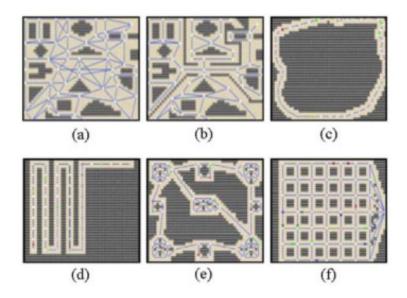


Figura 3.4 – Conjunto de mapas proposto por Santana (2005). Os mapas (a) e (b) são os propostos por Machado (2002), enquanto (c), (d), (e) e (f) são topologias de círculo, corredor, ilhas e grid, respectivamente.

Ele propôs então uma abordagem de aprendizagem de máquina para o problema, mais especificamente uma aprendizagem por reforço, em que os agentes recebem um valor de recompensa pelos seus esforços, através do qual aprendem se a sua ação foi proveitosa ou não naquele momento. Para isso, Santana (2005) primeiramente redefiniu o problema em termos de um processo de decisão de Markov e desenvolveu um algoritmo de Q-learning para resolvê-lo.

Entre as suas arquiteturas propostas, a que obteve melhor desempenho foi a de *agentes aprendizes de caixa cinza* (GBLA, do inglês g*ray-box learner agents*).

3.3.1. Agentes aprendizes de caixa cinza

Na arquitetura dos agentes GBLA, cada agente possui o seu processo de decisão markoviano, realizando a tomada de decisões de maneira egoísta, ou seja, levando em conta apenas as informações das ociosidades individuais dos vértices (ver seção 3.1).

A expressão caixa-cinza vem do fato de que, apesar de cada agente agir como uma caixa preta para os demais, eles se comunicam entre si, indicando os vértices que pretendem visitar a seguir, e incluem essas informações trocadas na sua representação de estado.

Foi proposta também por Santana (2005) uma variação dos agentes GBLA, os agentes aprendizes de caixa cinza generalizáveis (GGBLA, do inglês generalized gray-box learner agents). A principal diferença deste é a utilização de uma informação a menos na sua representação de estados, com relação ao GBLA: o nó em que o agente se encontra no momento. Sem essa informação o algoritmo se torna mais generalizável, como sugere seu nome, pois não depende da posição do agente no grafo. Desta forma é possível, após treinar os agentes em um grafo, utilizá-lo em outros diferentes. Santana (2005) mostrou em seu trabalho que, caso o treinamento inicial seja feito em um grafo suficientemente complexo, como o grafo ilha (Figura 3.4(e)), não há perdas significativas de desempenho ao utilizar os agentes em outras topologias. Desta forma, o treinamento pode ser feito de forma mais rápida quando vários mapas devem ser analisados. Por este motivo, neste trabalho serão usados os agentes GGBLA.

3.4. Contribuições de Chevaleyre (2005)

Chevaleyre (2005) procurou uma solução mais teórica, analisando o patrulhamento como um problema de otimização combinatória. Em seu trabalho ele conclui que a melhor solução para este problema, considerando um único agente, é a de seguir o caminho de uma solução para o caixeiro viajante (TSP, do inglês *Travelling Salesperson Problem*) no grafo do ambiente.

Ao estender a solução para o caso multiagente, Chevaleyre (2005) propôs dois tipos de arquitetura, um em que os agentes percorrem o caminho do TSP de alguma maneira e outro em que o grafo é particionado entre os agentes, que então utilizam uma solução do TSP para cada uma das partições.

Dentre elas, a solução de melhor desempenho foi a *estratégia de ciclo único* (CS, do inglês *cycle strategy*), que será apresentada a seguir.

3.4.1. Estratégia de ciclo único

A estratégia de ciclo único consiste em calcular a solução do TSP para o grafo inteiro e, em seguida, pôr os agentes para percorrer este caminho, todos no mesmo sentido e a uma mesma distância entre si. A figura 3.5 representa um exemplo de ambiente sendo patrulhado por dois agentes com esta estratégia.

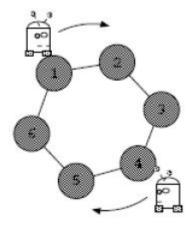


Figura 3.5 – Exemplo de agentes utilizando a estratégia de ciclo único [Chevaleyre, 2005]

3.5. Contribuições de Sampaio (2010)

Sampaio (2010) verificou que, apesar de muitas técnicas de IA já terem sido propostas para o problema do patrulhamento multiagente, elas ainda não conseguem resultados melhores do que a estratégia do ciclo único [Chevaleyre, 2005]. No entanto, apesar da abordagem de Chevaleyre (2005) apresentar bons resultados em condições normais, ela não é

escalável, devido a complexidade da computação do TSP, nem ideal para utilização em ambientes dinâmicos ou com existência de prioridade nos vértices, que é o nosso foco neste trabalho.

Sampaio (2010) propôs então uma solução inspirada na lei universal da gravitação de Newton, associando uma massa a cada nó e a cada agente do sistema e calculando em seguida a atração dos agentes para estes nós, por isso o nome da sua estratégia gravitacional.

3.5.1. Estratégia gravitacional

Durante a simulação utilizando a estratégia gravitacional de Sampaio (2010), a massa de um nó aumenta à medida em que aumenta a sua ociosidade e, da mesma forma que na gravitação real, quanto maior a massa de um nó, mais atraído serão os agentes para ele. Desta forma os agentes serão mais atraídos pelos nós que possuírem maiores ociosidades, que é justamente o que objetivamos no patrulhamento.

A atração que mencionamos é representada nesta solução por uma força aplicada na aresta, adjacente ao nó atual do agente, que pertencer ao menor caminho deste para o nó que a está produzindo (Figura 3.6). O agente decide então percorrer a aresta que possuir maior força resultante de atração por ele, dada pela maior força sendo exercida nela.

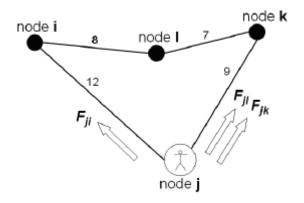


Figura 3.6 – Exemplo de forças de atração aplicadas pelos nós nas arestas adjacentes ao agente [Sampaio, 2010]

4. Experimentos e seus resultados

Este capítulo apresentará o trabalho realizado, que consiste na análise das técnicas mostradas no capítulo 3 quando aplicadas em ambientes heterogêneos.

A metodologia utilizada nos experimentos que foram feitos será explicada na seção 4.1. Em seguida, o trabalho de implementação necessário para a realização dos mesmos será mostrado na seção 4.2 e então, na seção 4.3, serão apresentados os resultados e a análise dos mesmos.

4.1. Metodologia

Nesta seção será explicada a metodologia que foi usada na realização dos experimentos deste trabalho. Primeiramente serão listados os parâmetros que foram variados, como as técnicas e mapas utilizados. Então será dito o tempo de simulação que foi utilizado para cada experimento, em seguida o software que foi escolhido para a simulação desses experimentos e, finalmente, o ambiente em que estes foram executados.

4.1.1. Parâmetros

Os experimentos realizados neste trabalho contaram com a presença de quatro parâmetros que foram variados entre si: a técnica utilizada, o mapa a ser patrulhado, a faixa de valores de prioridade utilizada e, por fim, a distribuição destes valores e das posições iniciais dos agentes. Cada um destes será mais detalhado a seguir.

Foram testadas as seis técnicas apresentadas no capítulo 3: os agentes conscientes reativos (CR) e os coordenados cognitivos (CC) de Machado (2002), os coordenados cognitivos roteadores heurísticos (HPCC) de Almeida (2003), os agentes aprendizes de caixa cinza generalizáveis (GGBLA) de Santana (2005) a estratégia do ciclo único (CS) de Chevaleyre (2005), e a estratégia gravitacional de Sampaio (2010).

As cinco primeiras foram escolhidas devido ao seu desempenho e importância na pesquisa sobre o patrulhamento, sendo frequentemente usadas como critério de comparação para novas soluções. Para passar a levar em conta os valores das prioridades dos vértices sem modificar de fato a ideia central de cada uma destas técnicas, foi trocada apenas a

informação das ociosidades instantâneas dos vértices, recebida pelos agentes a cada ciclo da simulação, pelas suas ociosidades instantâneas relativas (ver seção 3.4.1).

Já a estratégia gravitacional, apesar de ainda não ter sido submetida e, consequentemente, utilizada em outras pesquisas, foi adicionada pela originalidade da sua idéia e desempenho apresentado nos experimentos feitos pelo autor. Além disso, esta estratégia possibilita uma extensão bastante intuitiva para lidar com ambientes heterogêneos, que foi utilizada neste trabalho: a utilização de valores das massas dos vértices proporcionais às suas respectivas prioridades. Desta forma os agentes serão tanto mais atraídos a um nó do grafo quanto maior for a sua prioridade com relação aos demais.

Com relação aos ambientes, foi utilizado todo o conjunto de seis mapas proposto por Santana (2005) (Figura 3.4), ou seja: os mapas A, B, círculo, corredor, ilhas e grid.

Para todos os experimentos, o menor valor de prioridade que um vértice pode apresentar foi fixado como 1 (um). No entanto, como queremos medir o desempenho das técnicas citadas acima quando aplicadas em territórios de prioridades variáveis, variamos o valor máximo entre: 1 – neste caso não há variação de prioridade, logo o terreno é homogêneo –, 2 – representando um terreno com pouca variação de prioridade – e 5 – desta vez um terreno com maior variação. Desta forma poderemos, além de comparar as técnicas entre si, observar nos resultados a diferença de desempenho de cada técnica quando em mapas de diferentes variações de prioridade.

Por fim, para cada configuração de ambiente e faixa de prioridade utilizada, foram gerados três testes, cada um variando, aleatoriamente, os valores de prioridade dos vértices – dentro da faixa especificada – e as posições iniciais dos agentes. É importante destacar que, como indicado por Machado (2002) e feito pelos pesquisadores da área, essas distribuições de prioridades e posições de agentes foram usadas igualmente por cada uma das técnicas nos experimentos, de modo a permitir que estas sejam submetidas a condições iguais para cada simulação.

A tabela 4.1 resume as informações sobre todos os parâmetros que foram variados neste trabalho. Multiplicando a quantidade de

variações de cada um destes, observa-se que foram realizados um total de 324 experimentos (6 x 6 x 3 x 3 = 324).

Parâmetro	Quantidade de variações	Valores
Técnica	6	CC, CR, HPCC, GGBLA, CS,
		gravitacional
Ambiente	6	A, B, círculo, corredor, ilhas,
		grid
Faixa de prioridades	3	1 a 1, 1 a 2, 1 a 5
Distribuição das prioridades	3	Escolhidos de forma aleatória
dos vértices e das posições		
iniciais dos agentes		

Tabela 4.1 – Parâmetros variados nos experimentos e os seus valores

Embora desejado, não foi possível variar também a quantidade de agentes utilizada, que foi fixada em cinco agentes para todos os experimentos desse trabalho. Isso foi devido à grande quantidade de tempo necessária para a realização dos experimentos, como será visto na seção 4.1.4, o que inviabilizou essa possibilidade.

4.1.2. Tempo de simulação

Cada um dos experimentos realizados foi submetido a 5000 ciclos de simulação, em cada um dos quais os agentes percebem o ambiente, raciocinam e agem sobre ele.

Nos seus estudos sobre o problema do patrulhamento, Machado (2002) observou que uma simulação pode ser dividida em duas fases. A primeira fase, chamada de *transitória*, representa os primeiros ciclos da simulação. Como as ociosidades instantâneas dos nós são inicializadas com zero, como se todos fossem visitados logo no início da simulação, os valores de ociosidade nesta fase tendem para um valor menor do que o real. Em seguida vem a fase chamada *estável*, em que as ociosidades não sofrem mais influência do estado inicial, devido à grande quantidade de ciclos que se passaram. Machado (2002) propôs então que no cálculo final das métricas para avaliação de experimentos fossem descartadas as fases transitórias dos mesmos, o que passou a ser seguido nas pesquisas sobre o patrulhamento. Neste trabalho portanto, serão descartados os primeiros 1000 ciclos de cada simulação para o cálculo dos seus resultados.

Um caso particular com relação ao tempo de simulação são os agentes GGBLA de Santana (2005). Como o seu funcionamento é

baseado em aprendizagem de máquina é necessário adicionar, apenas para esta técnica, uma fase de treinamento antes de submetê-la de fato aos experimentos deste trabalho. O treinamento desses agentes foi feito, como sugerido por Santana (2005), baseado em uma configuração de mapa do tipo *ilhas*. A faixa de prioridades usada para o treinamento neste mapa foi a de maior variação – prioridade máxima de valor 5 (ver seção 4.1.1) –, de modo deixar os agentes mais preparados para a situação de ambientes heterogêneos. O tempo de simulação utilizado no treinamento, novamente como sugerido por Santana (2005), foi dividido em fases de aprendizagem – consistindo de 9000 ciclos – intercaladas por fases de avaliação – consistindo de 1000 ciclos – como ilustrado na figura 4.1. O treinamento foi finalizado quando a melhora dos resultados obtidos pelas fases de avaliação deixou de ser significativa.

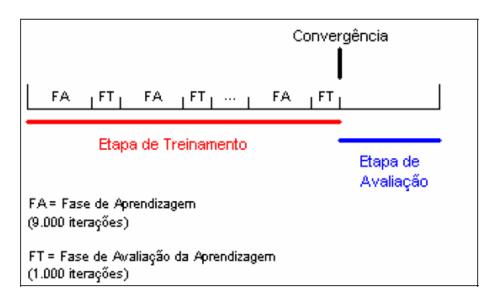


Figura 4.1 – Etapas do treinamento do GGBLA [Santana, 2005]

4.1.3. Software simulador

Como mencionado na seção 3.1, além de propor soluções para o problema do patrulhamento, Machado (2002) também desenvolveu uma primeira versão de um simulador para o mesmo. Com a evolução das pesquisas, outros pesquisadores foram desenvolvendo suas próprias versões em cima da de Machado (2002), estendendo-a de acordo com as suas necessidades. Um exemplo foi Almeida (2003) que o estendeu para que lidasse com grafos com pesos nas arestas. No entanto, não foi feito um controle dessas mudanças, tornando difícil a tarefa de saber as diferenças entre as várias versões do simulador [Moreira, 2008].

Por conta disso e procurando tornar o problema do patrulhamento um benchmark² para Sistemas Multiagentes, foi desenvolvido um novo software simulador open source, o SimPatrol [Moreira, 2008], que foi o escolhido para rodar os experimentos deste trabalho.

O SimPatrol já possui diversas funcionalidades importantes para o patrulhamento implementadas, como a possibilidade de se associar um valor de prioridade a um vértice, o que o torna ideal para a utilização nestes experimentos. Além disso, as estratégias que serão testadas já estão implementadas para ele, com exceção do GGBLA. Como, no entanto, o GBLA já estava implementado, poucas modificações foram necessárias para adicionar a este a capacidade de generalização, como será visto na seção 4.2. Por fim, também há exemplos de cada um dos mapas do conjunto de Santana (2005), que serão utilizados nos experimentos, escritos no formato de entrada do SimPatrol.

4.1.4. Ambiente

Cada um dos experimentos deste trabalho roda em aproximadamente duas horas em um computador pessoal comum, o que totaliza cerca de 648 horas de experimentos.

Para rodar todos os testes em um tempo viável, foram utilizadas 60 máquinas do Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco, rodando simultaneamente, cada uma com as seguintes configurações: processador Genuine Intel(R) CPU com velocidade de um gigahertz e oito décimos (1,80 GHz) e memória RAM de dois gigabytes (2GB).

4.2. Implementação

Ao começar a utilizar o SimPatrol, notou-se que apesar de haver exemplos dos mapas de Santana (2005) escritos para ele, estes ainda estavam no formato antigo, utilizado na primeira versão do simulador. Foi criado então um programa para transformar mapas escritos neste formato para o usado atualmente. Desta forma, qualquer mapa utilizado nas primeiras versões do SimPatrol pode agora ser convertido para o novo formato e utilizado na versão mais nova.

Em seguida foi desenvolvido um outro programa para facilitar a criação de experimentos, tanto dos realizados neste trabalho quanto de

2 "um benchmark é uma aplicação ou problema dedicado à avaliação das performances de sistemas" [Drogoul, et al., 2007]

outros futuros. Primeiramente, para cada estratégia atualmente implementada para o SimPatrol foi armazenado um modelo dos tipos de percepção e ação dos agentes que a utilizam. O programa final recebe por parâmetro as estratégias que serão aplicadas aos experimentos, os mapas em que serão submetidas, o valor máximo de prioridade utilizado e a quantidade de diferentes distribuições de prioridades e posições iniciais de agentes a serem geradas aleatoriamente. Fazendo uso dos modelos dos agentes mencionados anteriormente, este programa gera as configurações dos experimentos desejados automaticamente.

Como explicado na seção 4.1.3, apesar de já haver uma implementação dos agentes GBLA de Santana (2005) para o SimPatrol, não havia ainda a dos agentes GGBLA, que foi a estratégia escolhida para ser usada neste projeto, devido ao tempo disponível para treinamento. Foi feita então uma modificação nos agentes GBLA para que, quando requisitado, possam se comportar de maneira generalizável, sem fazer uso da informação do nó atual na composição dos estados do sistema, como sugerido por Santana (2005).

Por fim o SimPatrol foi modificado para incluir a informação da ociosidade instantânea relativa nas percepções dos agentes. As implementações dos agentes foram então modificadas para utilizar esta informação nas suas decisões, no lugar da ociosidade instantânea.

4.3. Resultados

Serão apresentados aqui os resultados que foram obtidos com os experimentos descritos nas seções anteriores. Através destes as técnicas testadas serão analisadas tanto conjuntamente, na seção 4.3.1, quanto individualmente, na seção 4.3.2.

4.3.1. Análise conjunta

Vamos analisar agora o desempenho das seis técnicas que foram submetidas aos experimentos deste trabalho para cada ambiente e cada faixa de prioridade utilizada.

O gráfico 4.1 abaixo mostra os resultados dos testes realizados em terrenos homogêneos, ou seja, com prioridade mínima e máxima dos vértices igual a um (1).

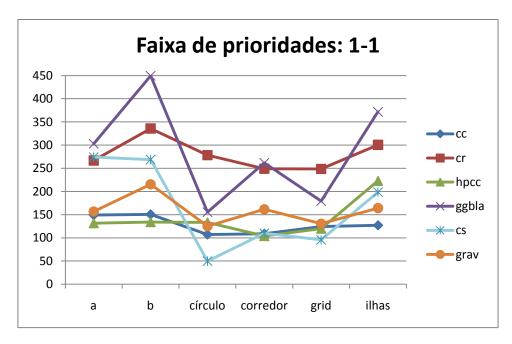


Gráfico 4.1 - Resultados dos experimentos com terrenos homogêneos

Como podemos ver neste gráfico, a técnica que obtém os menores valores para a métrica de média quadrática dos intervalos é a estratégia de ciclo único, que chega até a apresentar um valor menor do que cinquenta para o mapa círculo, o mais simples dos mapas. Observa-se porém que nos grafos mais complexos, o a, o b e o ilhas, que possuem maior número de nós e arestas, os 5000 ciclos não foram suficientes para que os agentes desta estratégia conseguissem valores tão baixos para a métrica. Isso acontece porque, em grafos densos, alguns agentes demoram mais para começar a percorrer o grafo, esperando os demais para manter a mesma distância entre eles. Com uma quantidade maior de ciclos, no entanto, o esperado é que a estratégia de ciclo único também apresentasse valores menores para os mapas mais complexos. No entanto, devido às limitações de tempo deste trabalho, usar uma quantidade maior de ciclos não foi possível.

Observamos também que as próximas melhores técnicas, no geral, foram, respectivamente, o HPCC, o CC e os agentes gravitacionais. Em seguida, mais distante das demais, temos os agentes CR e os GGBLA. Estes últimos apresentaram uma considerável diferença de desempenho nos mapas utilizados, tendo se saído melhor nos mapas *círculo*, *grid* e *corredor*. Isto está de acordo com o que diz Santana (2005) em sua dissertação sobre os agentes generalizáveis que, por não serem treinados especificamente para cada mapa, produzem melhores resultados nos mais simples.

Seguindo em frente, temos no gráfico 4.2 as medidas dos desempenhos de cada uma das técnicas, desta vez aplicadas em territórios com diferentes prioridades, sendo a maior possível de valor dois (2).

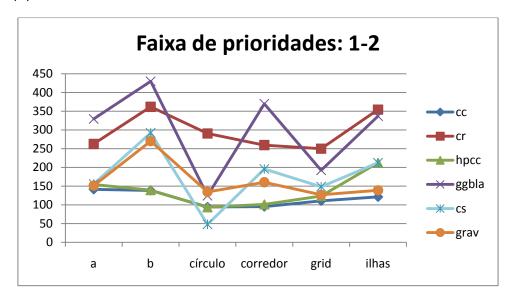


Gráfico 4.2 – Resultados dos experimentos com terrenos heterogêneos com pouca variação nas prioridades dos vértices (prioridade máxima igual a dois)

É bastante visível neste gráfico a piora dos agentes da estratégia de ciclo único, que passam a perder dos agentes HPCC, CC e gravitacionais em todos os mapas, exceto no *círculo*, em que continua obtendo excelentes resultados. Além disso o GGBLA apresenta um resultado melhor do que a estratégia gravitacional no mapa círculo. O restante das técnicas continuam obtendo desempenho parecido comparativamente umas às outras.

Por fim, o gráfico 4.3 apresenta os valores obtidos quando utilizados mapas heterogêneos com maior variação das prioridades, sendo a prioridade máxima permitida igual a cinco (5).

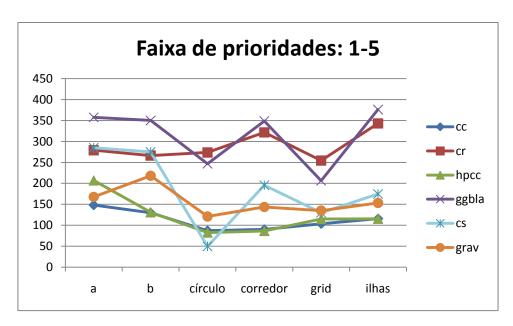


Gráfico 4.3 – Resultados dos experimentos com terrenos heterogêneos com maior variação nas prioridades dos vértices (prioridade máxima igual a cinco)

Nestes experimentos a estratégia de ciclo único sofre mais uma piora com relação aos demais, chegando a perder até mesmo dos agentes CR em alguns mapas. No mapa *círculo*, no entanto, ela continua obtendo os melhores resultados, devido à simplicidade do grafo. Os resultados do GGBLA para os mapas círculo e *grid* também pioram, o que pode ser observado pelo afastamento destes pontos para os das demais técnicas.

A partir destes resultados, foi produzido também um gráfico (Gráfico 4.4) que mostra, para cada técnica e cada mapa, a diferença dos seus desempenhos nos mapas de maior variação de prioridade – prioridade máxima igual a cinco – e nos sem variação – prioridade máxima igual a um.

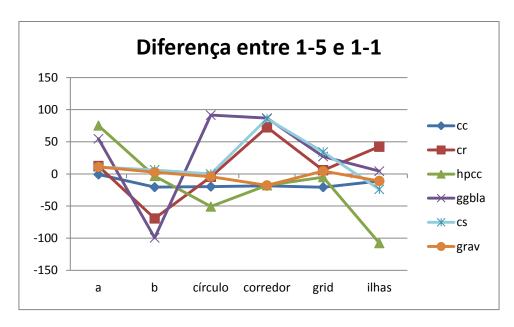


Gráfico 4.4 – Diferenças entre os resultados nos mapas heterogêneos de maior variação e nos mapas homogêneos

Neste gráfico podemos ver que as técnicas mais sensíveis à presença de prioridade variável entre os vértices são a CR, a GGBLA e a CS. Esta última, especificamente, que apresenta excelentes resultados para terrenos homogêneos, sofre pioras tão significativas que passa a perder de várias das técnicas na presença de variação das prioridades. Esta perda de desempenho pode ser explicada pelo fato de os seus agentes utilizarem apenas as distâncias entre os vértices para o cálculo de suas rotas, ignorando portanto as informações sobre as suas prioridades.

Percebe-se também que a estratégia gravitacional é a mais estável de todas, visto que todos os seus pontos estão bastante próximos do eixo zero.

Outra observação importante diz respeito às técnicas que utilizam a ociosidade dos vértices na sua heurística de escolha do objetivo, especificamente a CC e HPCC. Nota-se que elas apresentam mais melhoras do que pioras quando as prioridades são variadas. Isso faz sentido visto que, como elas priorizam visitar vértices de maior ociosidade instantânea relativa, os vértices de maior prioridade serão mais visitados, já que possuem os maiores desses valores.

4.3.2. Análise individual

Nesta seção os resultados obtidos pelos experimentos realizados serão analisados para cada técnica utilizada individualmente, começando pelos

agentes conscientes reativos (CR) de Machado (2002), que são mostrados no gráfico 4.5.

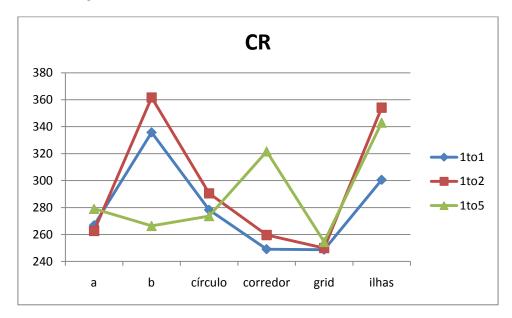


Gráfico 4.5 - Resultados da estratégia CR para cada variação de prioridade

Este gráfico mostra que o desempenho da arquitetura CR varia bastante com as variações de prioridade, em geral obtendo melhores resultados quando submetidos a mapas homogêneos.

Já a arquitetura dos agentes coordenados cognitivos (CC), também de Machado (2002), varia menos entre as diferentes configurações e o seu desempenho melhora com o aumento da variação de prioridade entre os nós (Gráfico 4.6). Como já explicado na seção 4.3.1, isso pode ser explicado intuitivamente pelo fato dos seus agentes procurarem seguir para os vértices de maior ociosidade, o que corresponde aos vértices de maior prioridade.

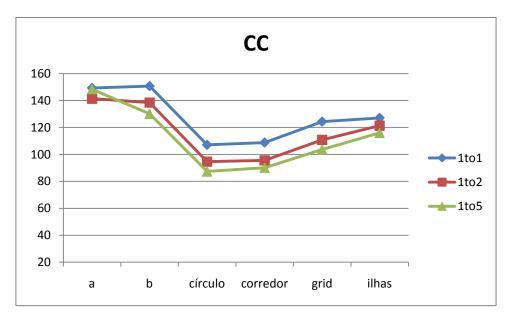


Gráfico 4.6 - Resultados da estratégia CC para cada variação de prioridade

Os resultados dos agentes HPCC, de Almeida (2003), possuem comportamento parecido com os CC, melhorando quando submetido a um ambiente heterogêneo (Gráfico 4.7), podendo ser explicado também da mesma forma.

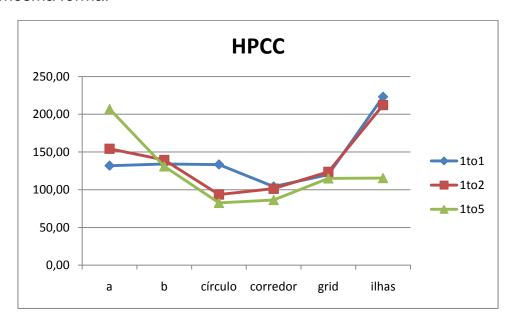


Gráfico 4.7 - Resultados da estratégia HPCC para cada variação de prioridade

Analisando agora o gráfico da técnica de Santana (2005), a GGBLA, percebemos que o seu resultado variou pouco entre os experimentos em mapas homogêneos e os de pouca variação de prioridade — prioridade máxima igual a dois —, porém houve grande variação com relação aos mapas mais heterogêneos, nos quais os resultados foram piores (Gráfico 4.8).

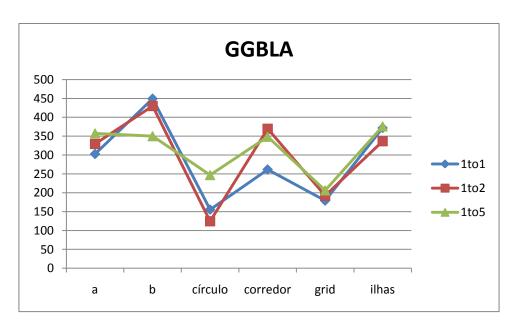


Gráfico 4.8 - Resultados da estratégia GGBLA para cada variação de prioridade

Com relação agora à estratégia de ciclo único de Chevaleyre (2005), houveram muitas variações. Podemos ver claramente em seu gráfico (Gráfico 4.9) a piora, especialmente para os mapas *corredor* e *grid*.

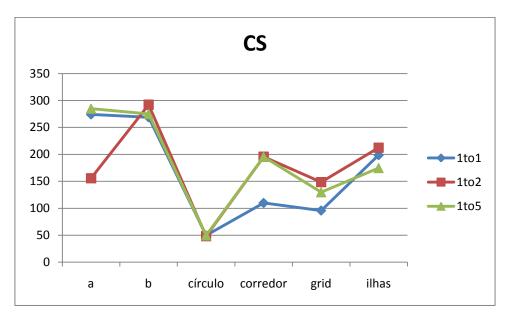


Gráfico 4.9 - Resultados da estratégia CS para cada variação de prioridade

Finalmente, falando agora da estratégia gravitacional de Sampaio (2010), verifica-se mais uma vez que esta é a mais estável de todas, mantendo o seu desempenho quase constante entre as variações de faixa de prioridades (Gráfico 4.10).

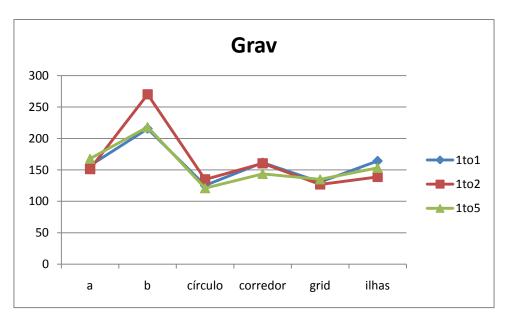


Gráfico 4.10 – Resultados da estratégia gravitacional para cada variação de prioridade

Conclusão

Como visto neste trabalho, o problema do patrulhamento consiste em patrulhar um local, procurando minimizar o tempo entre visitas a cada região de interesse do mesmo. Vimos também que são várias as suas aplicações, em diversos domínios distintos, como alocação policial e jogos de computador, por exemplo.

Cada vez mais este problema vem sido pesquisado em uma abordagem multiagente, em que os agentes representam os patrulheiros e o ambiente consiste no território a ser patrulhado, modelado como um mapa [Machado, 2002].

No entanto, ainda não havia sido feita nenhuma pesquisa voltada especificamente ao patrulhamento multiagente em ambientes heterogêneos, variação do problema em que certas regiões de interesse podem ser mais importantes do que outras, que também possui diversas aplicações [Moreira, 2008].

Este trabalho se propôs a realizar justamente uma primeira pesquisa focada neste assunto.

Contribuições

Neste trabalho foram realizados experimentos envolvendo seis importantes técnicas já desenvolvidas para o patrulhamento multiagente que, no entanto, ainda não haviam sido analisadas em ambientes heterogêneos.

Os resultados destes experimentos permitiram perceber a inadequação da estratégia de ciclo único de Chevaleyre (2005) para este tipo de ambiente, pois esta passa a perder cada vez mais das demais técnicas à medida que a variação das prioridades dos vértices aumenta.

Observou-se também o bom desempenho de técnicas que utilizam as ociosidades dos vértices em suas heurísticas de tomada de decisão ou planejamento de rotas, como os agentes coordenados cognitivos de Machado (2002) e os agentes coordenados cognitivos roteadores heurísticos de Almeida (2003), quando, no lugar das ociosidades instantâneas, são utilizadas as ociosidades instantâneas relativas dos vértices (ver seção 2.4.1).

Por fim, mostrou-se a estabilidade da estratégia gravitacional de Sampaio (2010), que apresenta praticamente o mesmo desempenho quando submetida a terrenos homogêneos ou heterogêneos.

Trabalhos futuros

Este trabalho realizou uma primeira pesquisa na área de ambientes heterogêneos no patrulhamento multiagente. Deste estudo e análise do problema, surgiram as seguintes idéias para trabalhos futuros:

- Realizar experimentos com quantidade maior de agentes: o pouco tempo disponível para realização dos experimentos, que são demorados, impossibilitou a variação da quantidade de agentes para análise dos resultados. É proposto, portanto, que sejam feitos mais experimentos variando este parâmetro.
- Análise de outras técnicas em terrenos heterogêneos: utilização de outras técnicas em experimentos, como os agentes negociadores propostos por Menezes (2006) e os agentes GBLA de Santana (2005) no lugar dos GGBLA.
- Extensão das técnicas: propor extensões para as técnicas do patrulhamento multiagente, para que estas possam levar em conta as informações das prioridades dos vértices de forma mais inteligente e, consequentemente, produzir melhores resultados.

Referências

- Almeida, A. (2003). Patrulhamento Multiagente em Grafos com Pesos. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação), Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Informática, Recife.
- Almeida, A., Ramalho, G., Santana, H., Tedesco, P., Menezes, T., Corruble, V., et al. (2004). Advances in Artificial Intelligence. *SBIA*, (pp. 126-138).
- Chevaleyre, Y. (2004). Theoretical Analysis of the Multi-agent Patrolling Problem. *IEEE / WIC / ACM International Conference on Intelligent Agent Technology*. Beijing.
- Chu, H.-N., Glad, A., Simonin, O., Sempe, F., Drogoul, A., e Charpillet, F. (2007). Swarm Approaches for the Patrolling Problem, Information Propagation vs. Pheromone Evaporation. *ICTAI '07 Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, 1, pp. 442 449. Patras.
- Drogoul, A., Landau, S., e Muñoz, A. (2007). RoboCup: un benchmark pour l'IAD?
- Florian, R. (2003). *Autonomous artificial intelligent agents.* Center for Congnitive and Neural Studies (Coneural), Cluj-Napoca.
- Hart, P. E. (1976). *Artificial Intelligence*. Stanford Research Institute, Artificial Intelligence Center, Menlo Park.
- Machado, A. (2002). Patrulhamento Multiagente: uma Análise Empírica e Sistemática. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação), Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Informática, Recife.
- Machado, A., Ramalho, G., Drogoul, A., e Jean-Daniel, Z. (2002). Multiagent patrolling: an empirical analysis of alternative architectures. *MABS'02 Proceedings of the 3rd international conference on Multiagent-based simulation II*, (pp. 155-170).
- Menezes, T. (2006). Negociação em Sistemas Multiagente para Patrulhamento. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação), Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Informática, Recife.
- Moreira, D. H. (2008). SimPatrol: um simulador de SMAs para o patrulhamento. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação), Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Informática, Recife.

- Nilsson, N. J. (2010). The Quest for Artificial Intelligence: A History of Ideas and Achievements. Cambridge University Press.
- Russel, S., e Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (2nd Edition ed.). (P. Hall, Ed.) New Jersey.
- Sampaio, P., Ramalho, G., e Tedesco, P. (2010). The Gravitational Strategy for the Timed Patrolling. 22th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). Arras: IEEE Press. submetido
- Santana, H. (2005). *Patrulha multiagente com aprendizagem por reforço.*Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação), Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Informática, Recife.
- Siqueira, M., Sampaio, P., Ramalho, G., e Tedesco, P. (2011). Towards a Benchmark for Multiagent Patrolling: *9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS).* Taipei. submetido