

Rodrigo da Silva Sousa

**ESTRATÉGIAS COM NÍVEL DE PERCEPÇÃO REDUZIDO PARA A
PATRULHA MULTIAGENTE**

Trabalho de Graduação



Universidade Federal Rural de Pernambuco
secretaria@preg.ufrpe.br
<http://www.ufrpe.br/br/graduacao>

RECIFE
2017



Universidade Federal Rural de Pernambuco
Departamento de Estatística e Informática
Bacharelado em Ciência da Computação

Rodrigo da Silva Sousa

**ESTRATÉGIAS COM NÍVEL DE PERCEPÇÃO REDUZIDO PARA A
PATRULHA MULTIAGENTE**

Monografia apresentada ao Curso de Bacharelado em Ciência da Computação da Universidade Federal Rural de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: *Pablo Azevedo Sampaio*

RECIFE
2017



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E DO DESPORTO
UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO (UFRPE)
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

<http://www.bcc.ufrpe.br>

FICHA DE APROVAÇÃO DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Trabalho defendido por Rodrigo da Silva Sousa como requisito para conclusão do curso de Bacharelado em Ciência da Computação da Universidade Federal Rural de Pernambuco, intitulado **Estratégias com nível de percepção reduzido para a patrulha multiagente**, orientado por Pablo Azevedo Sampaio e aprovado pela seguinte banca examinadora:

Pablo A. Sampaio

Pablo Azevedo Sampaio
DEINFO/UFRPE

Rodrigo Nonamor

Rodrigo Nonamor Pereira Mariano de Souza
DEINFO/UFRPE

Péricles Barbosa

Péricles Barbosa Cunha de Miranda
DEINFO/UFRPE

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, Maria e Arlindo, por todo o amor, apoio, e pela educação que conseguiram me proporcionar com muito esforço.

A minha querida namorada Priscila, pelo amor, carinho e apoio, e por me inspirar sempre a continuar.

Agradeço também ao meu orientador, Pablo Sampaio, pelas oportunidades, orientação e ensinamentos valiosos.

Por fim, agradeço a todos os professores do Departamento de Estatística e Informática da Universidade Federal Rural de Pernambuco e amigos do curso, por toda a importante colaboração para a minha formação acadêmica.

Resumo

A Patrulha Multiagente consiste na tarefa de coordenar um grupo de agentes enquanto estes se locomovem entre os pontos de um determinado ambiente com o objetivo de otimizar algum critério de desempenho que represente a eficiência da patrulha para a aplicação desejada. A variedade de aplicações práticas da patrulha é vasta e engloba aplicações militares e de segurança, limpeza de ambientes, monitoramento de fronteiras ou equipamentos em uma fábrica, etc.

Muitas dessas aplicações envolvem a construção de agentes físicos capazes de executar as estratégias de patrulha em ambientes reais. No entanto, os requerimentos de algumas estratégias bem como as características do ambiente real que se deseja patrulhar podem impactar diretamente na complexidade e custos envolvidos na construção do agente. Estratégias baseadas em abordagens swarm são bastante utilizadas por usarem agentes simples que se comunicam indiretamente por meio de marcações no ambiente. Ainda assim, implementar a capacidade de percepção prevista para este tipo de agente em muitos ambientes reais não é uma tarefa simples. Portanto, com o objetivo de aliviar esta tarefa, este trabalho propõe novas estratégias com nível de percepção reduzido, baseadas em estratégias swarm da literatura. As novas estratégias desenvolvidas, chamadas Zero-range, ainda mantêm as capacidades de comunicação e cooperação das estratégias originais em que foram baseadas. Além disso, obtiveram desempenho equivalente ou superior às versões originais nos experimentos comparativos realizados neste trabalho.

Palavras-chave: patrulha, patrulha multiagente, sistemas multiagente, abordagens swarm, nível de percepção

Abstract

The Multiagent Patrolling consists of the task of coordinating a group of agents while they move between the points of a given environment in order to optimize some performance criterion that represents the efficiency of the patrol for the desired application. The range of practical patrolling applications is vast and encompasses military and security applications, environment cleaning, monitoring borders or equipment in a factory, etc.

Many of these applications involve the construction of physical agents capable of executing patrolling strategies in real environments. However, the requirements for some strategies as well as the characteristics of the actual environment that one wishes to patrol can directly impact the complexity and costs involved in the construction of the agent. Strategies based on swarm approaches are widely used, for they use simple agents which communicate indirectly through markings in the environment. Still, implementing the expected perception capability for this type of agent in many real environments is not a simple task. Therefore, in order to alleviate this task, this work proposes new strategies with reduced perception level, based on swarm strategies in the literature. The new developed strategies, called Zero-range, still maintain the communication and cooperation capabilities of the original strategies on which they were based. In addition, they obtained performance equivalent or superior to the original versions in the comparative experiments carried out in this work.

Keywords: patrolling, multi-agent patrolling, multi-agent systems, swarm approaches, perception range

Lista de Figuras

3.1	Exemplo do nível de percepção de um agente	22
5.1	Mapas usados para os experimentos	31
5.2	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa A	33
5.3	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa Cicles Corridor	34
5.4	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa Grid	34
5.5	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa Islands	35
5.6	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa A	36
5.7	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa Cicles Corridor	37
5.8	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa Grid	37
5.9	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa Islands	38
5.10	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa A	39
5.11	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Cicles Corridor	40
5.12	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Grid	40
5.13	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Islands	41
5.14	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa A	42
5.15	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Cicles Corridor	43
5.16	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Grid	43
5.17	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Islands	44

5.18	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa A	45
5.19	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Cicles Corridor	46
5.20	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Grid	46
5.21	Gráfico com as estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Islands	47
5.22	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa A	48
5.23	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Cicles Corridor	49
5.24	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Grid	49
5.25	Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Islands	50

Lista de Quadros

3.1	Classificação de estratégias locais a partir do alcance da percepção	24
5.1	Ranking geral das estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Máximo	33
5.2	Top 5 na métrica Intervalo Máximo incluindo as novas estratégias ZR	36
5.3	Ranking geral das estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio	39
5.4	Top 5 na métrica Intervalo Quadrático Médio incluindo as novas estratégias ZR	42
5.5	Ranking geral das estratégias <i>swarm</i> da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências	45
5.6	Top 5 na métrica Desvio Padrão das Frequências incluindo as novas estratégias ZR	48

Lista de Pseudocódigos

1	<i>Comportamento genérico de um agente 1-range</i>	26
2	<i>Agente ZR</i>	27
3	<i>Agente ZR Estendido</i>	29

Lista de Acrônimos

TMAP	Timed Multiagent Patrolling
UFRPE	Universidade Federal Rural de Pernambuco
CR	Conscientious Reactive
EC	Edge Counting
RF	Reactive With Flags
NC	Node Counting
LRTA*	Learning Real-Time A*
BDFS	Balloon DFS
DFS	Depth First Search
MLDFS	Multi Level DFS
PVAW	Probabilistic-VAW
VAW	Vertex-Ant-Walk
ZR	Zero-range
EZR	Extended Zero-range
IM	Intervalo Máximo
IQM	Intervalo Quadrático Médio
DPF	Desvio Padrão das Frequências
OM	Ociosidade Máxima

Sumário

1	Introdução	14
1.1	Objetivo Geral	15
1.1.1	Objetivos Específicos	15
1.2	Organização do Trabalho	15
2	Definição do Problema	16
2.1	Patrulha Multiagente e Variantes	16
2.2	Métricas	17
2.3	Considerações Finais	18
3	Estado da Arte	19
3.1	Estratégias <i>swarm</i> da Literatura	19
3.2	Classificação por Alcance da Percepção	21
3.3	Considerações Finais	24
4	Método Zero-range	25
4.1	O Método ZR	25
4.2	Memória	26
4.2.1	Políticas de Memória	27
4.3	Agente ZR Estendido	28
4.4	Considerações Finais	29
5	Experimentos	30
5.1	Metodologia	30
5.2	Comparações por Métrica	32
5.2.1	Intervalo Máximo	32
5.2.1.1	Estratégias da Literatura	32
5.2.1.2	Novas Estratégias ZR	35
5.2.2	Intervalo Quadrático Médio	38
5.2.2.1	Estratégias da Literatura	38
5.2.2.2	Novas Estratégias ZR	41
5.2.3	Desvio Padrão das Frequências	44
5.2.3.1	Estratégias da Literatura	44
5.2.3.2	Novas Estratégias ZR	47
5.3	Considerações Finais	50

6 Conclusão	52
6.1 Publicações	52
6.2 Trabalhos Futuros	53
Referências	54

1

Introdução

A patrulha multiagente como definida pela primeira vez por (MACHADO et al., 2002) é a tarefa de continuamente visitar todos os pontos de um ambiente com o objetivo de minimizar o tempo entre duas visitas. A patrulha por si só possui uma ampla variedade de potenciais aplicações, tais como: jogos eletrônicos, limpeza de ambientes, operações de busca e resgate, monitoramento de equipamentos em uma fábrica, etc. Porém, em geral, a patrulha costuma ser uma atividade mais associada com a área militar e de segurança, sendo utilizada para monitoramento de fronteiras ou áreas de guerra, segurança urbana e de propriedades. Dada a natureza contínua da patrulha e a grande quantidade de aplicações que são perigosas ou entendidas para humanos, robôs móveis e drones são os principais agentes físicos escolhidos para a maioria das aplicações.

É importante notar que a Patrulha Multiagente é um modelo que simplifica (ou abstrai) os domínios reais (ou as aplicações) com o intuito de facilitar o desenvolvimento e análise de soluções. Por outro lado, agentes físicos precisam sempre lidar com problemas importantes que são abstraídos pela Patrulha Multiagente, como os detalhes topográficos do ambiente, sensores e equipamentos necessários para comunicação e mobilidade do agente físico, dentre outros. Portanto, o nível de abstração normalmente utilizado pela Patrulha Multiagente cria uma grande distância entre o problema e o domínio real, que pode se tornar um problema na adaptação de estratégias para aplicações no mundo real (GORDON, 2010). Dessa forma, o nível de complexidade e custos envolvidos na construção de um agente físico capaz de executar alguma estratégia de patrulha se torna uma preocupação importante (BAGLIETTO et al., 2009). Levando em conta este ponto, as estratégias de patrulha baseadas em abordagens *swarm* (KOENIG; LIU, 2001) ou busca local são bastante utilizadas em aplicações práticas por utilizarem agentes simples que se comunicam indiretamente por meio de marcações no ambiente. Ainda assim, a maioria dessas estratégias pode considerar requisitos não muito realistas; principalmente no que diz respeito ao alcance da percepção do ambiente atribuída aos seus agentes, o que acaba levando à necessidade do uso de comunicação sem fio em ambientes reais, o que exige equipamentos caros e sujeitos a falhas de segurança. Consequentemente isso pode impactar na variedade de ambientes e situações adequadas para a aplicação prática da estratégia de patrulha (BIRK;

CONDEA, 2005).

Visando melhorar as estratégias *swarm* encontradas na literatura, neste trabalho, propomos um método para reduzir o alcance da percepção dos agentes, como forma de deixar mais simples a construção dos agentes físicos, possivelmente barateando-os. O método visa converter as estratégias existentes em estratégias que requerem um alcance mínimo – o agente precisa "ver" apenas o nó atual, não sendo necessária a comunicação sem fio.

1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é o de desenvolver e testar um método para conversão de estratégias da Patrulha Multiagente baseadas em abordagens *swarm* em novas estratégias com mecanismo de decisão similar, porém reduzindo o alcance de percepção requerido pelo agente. Além disso, as estratégias convertidas devem manter a capacidade de cooperação dos agentes presente na estratégia original.

1.1.1 Objetivos Específicos

- Estudar e comparar as principais estratégias da Patrulha Multiagente baseadas em abordagens *swarm*;
- Apresentar um novo método para conversão de estratégias baseadas em abordagens *swarm* em novas estratégias com o alcance de percepção do agente reduzido;
- Desenvolver novas estratégias através da aplicação do novo método nas estratégias da literatura;
- Avaliar o desempenho das novas estratégias comparando com as estratégias originais da literatura;

1.2 Organização do Trabalho

A introdução do tema juntamente com a motivação e proposta do trabalho são apresentados no capítulo 1. Conceitos e definições da Patrulha Multiagente são expostos no capítulo 2. O capítulo 3 revisa as principais estratégias baseadas em abordagens *swarm* encontradas na literatura e as classifica de acordo com o alcance da percepção de cada uma. No capítulo 4 é apresentada a proposta central do trabalho. A metodologia dos experimentos executados e os resultados das comparações estão no capítulo 5. Finalmente, no capítulo 6 temos a conclusão do trabalho e trabalhos futuros.

2

Definição do Problema

Neste capítulo vamos apresentar brevemente alguns conceitos e definições importantes para a Patrulha Multiagente e que serão necessários para o entendimento do restante do trabalho.

2.1 Patrulha Multiagente e Variantes

Segundo (SAMPAIO, 2013) uma Meta-Definição da patrulha multiagente capaz de descrever a estrutura dos problemas que foram criados para modelar alguma tarefa de patrulhamento ou que são aplicáveis como modelos de alguma tarefa de patrulhamento, é a seguinte:

"Patrulha Multiagente é a tarefa de coordenar um time de agentes **patrulhadores**, durante um dado período de tempo, para que eles se alternem entre ações de movimentação pelo **ambiente** e visitação aos **pontos de interesse** desse ambiente, visando satisfazer **critérios de desempenho** dados. Em algumas formulações, o desempenho dos patrulhadores quanto aos critérios de desempenho pode ser afetado pelas ações de um **agente perturbador do desempenho**."

Por essa definição é possível identificar os principais elementos relacionados com a Patrulha Multiagente. As definições encontradas na literatura variam bastante quanto à forma de definir estes elementos centrais.

O agente perturbador de desempenho, como citado na definição de Sampaio não é um elemento sempre presente, pode aparecer apenas em algumas versões do problema, principalmente as baseadas em Teoria dos Jogos (FANG et al., 2016) ou versões que incluem a presença de agentes adversários (ASGHAR; SMITH, 2016). Além dessas ainda existem muitas outras variações do problema, versões que utilizam ambientes contínuos para a patrulha, baseadas em eventos (AGMON, 2010), etc. Seria demasiadamente geral contemplar todas as definições do problema, portanto, neste trabalho, focaremos na definição conhecida como Timed Multiagent Patrolling (TMAP).

Na TMAP, definida em (SAMPAIO, 2013), é assumido que o ambiente de patrulha é representado por um grafo, o qual pode ser obtido a partir de ambientes reais por meio de um processo de esqueletonização (MACHADO et al., 2002). Apenas as informações essenciais do

ambiente físico, como os pontos de interesse e os caminhos entre os mesmos, são representados por nós e arestas, respectivamente. O agente da patrulha é o elemento responsável por visitar os pontos de interesse do ambiente. De acordo com a definição de patrulha, o agente precisa se locomover pelo ambiente e visitar os pontos de maneira contínua. O agente se move através das arestas que ligam um ponto ao outro e, a visita à um ponto, ou nó, ocorre instantaneamente, no momento em que o agente chega ao nó. As características de um agente patrulhador são descritas pela estratégia de patrulha à qual o mesmo faz parte, a capacidade de um agente se comunicar com outro, direta ou indiretamente, é uma dessas características.

Naturalmente, estudos da Patrulha Multiagente também se preocupam com a necessidade de se medir o desempenho de estratégias de patrulha. A TMAP assume que o desempenho será medido por uma função que recebe o registro dos instantes de visitas realizadas pelos agentes aos pontos de interesse. A grande maioria das métricas encontradas na literatura se baseiam em três conceitos: ociosidade, frequência e intervalo. A definição de Patrulha Multiagente de (MACHADO et al., 2002) considera a ociosidade como o principal critério a ser otimizado. A ociosidade consiste nas sucessivas medições do tempo decorrido desde a última visita a um nó, feitas a cada instante (discreto) de tempo. Dessa forma, as métricas de ociosidade instantânea média do grafo e ociosidade máxima foram definidas; essas costumam ser as duas métricas mais adotadas na literatura. Além disso, métricas baseadas nas frequências (a quantidade de visitas por unidade de tempo, em cada nó) também são bastante comuns, principalmente em trabalhos que buscam uniformidade na patrulha. Já o conceito de intervalo pode ser definido como os tempos entre duas visitas consecutivas a um nó qualquer (SAMPAIO, 2013).

Por fim, na TMAP, o objetivo é definir os caminhos seguidos por cada agente, de modo a otimizar alguma das métricas citadas acima.

2.2 Métricas

Métricas são usadas na Patrulha Multiagente como uma medida de desempenho dos agentes patrulhadores. Na TMAP esse desempenho é medido com base nos instantes das visitas realizadas pelos agentes aos pontos de interesse. Existe uma grande variedade de métricas baseadas em tempo (instantes) que são usadas na literatura. Para escolha das métricas usadas nos experimentos deste trabalho usamos (SAMPAIO, 2013) como fonte. Sampaio revisa as métricas da literatura e propõe novas métricas. A partir disso selecionamos 3 métricas: Intervalo Máximo (IM), Intervalo Quadrático Médio (IQM) e Desvio Padrão das Frequências (DPF). De acordo com os seguintes critérios:

- Intervalo Máximo: Faz parte da nova família de métricas baseadas no intervalo entre visitas, proposta em (SAMPAIO, 2013). Embora tenham definições diferentes, a métrica IM é efetivamente igual à métrica Ociosidade Máxima (OM) se o tempo da simulação for discreto (como é o caso). Sendo a OM uma métrica bastante utilizada

na literatura, escolhemos a métrica IM por ter o mesmo efeito para o nosso caso e ter a vantagem de se aplicar a casos mais gerais.

- Intervalo Quadrático Médio: A métrica IQM é dada pela raiz quadrada da média dos quadrados dos intervalos. A IQM foi escolhida por ser capaz de mostrar melhor o equilíbrio entre a frequência média de visitas (que mede, em geral, quantas visitas os nós recebem por unidade de tempo) e o desvio padrão dos intervalos (que mede quão igualmente os nós são visitados no tempo) (SAMPAIO; RAMALHO; TEDESCO, 2010).
- Desvio Padrão das Frequências: Muitos trabalhos tem como objetivo uniformizar a frequência de visitas. Escolhemos então a métrica DPF por ser capaz de indicar quão (des)igualmente os nós estão recebendo visitas. Ou seja, um DPF mínimo indica que todos os nós estão recebendo visitas na mesma frequência.

2.3 Considerações Finais

Neste capítulo foram expostos os principais conceitos da Patrulha Multiagente. Além disso, também delimitamos os focos deste trabalho em relação as várias definições do problema e métricas existentes.

3

Estado da Arte

Existe uma grande variedade de abordagens e técnicas usadas para a Patrulha Multiagente na literatura, mas para este trabalho temos interesse em estratégias baseadas em busca local ou em abordagens *swarm*. São estratégias onde os agentes não possuem conhecimento global do ambiente e são capazes de tomar decisões em tempo real, sem a necessidade de um agente centralizador. Existem diversas estratégias centralizadoras ou com conhecimento global (ALMEIDA et al., 2004) (CHEVALEYRE; SEMPE; RAMALHO, 2004) (SAMPAIO; RAMALHO; TEDESCO, 2010) que não estão previstas para o escopo deste trabalho.

3.1 Estratégias *swarm* da Literatura

Uma das primeiras formulações do problema da Patrulha Multiagente pode ser encontrada em (MACHADO et al., 2002). Neste trabalho são definidas as estratégias Conscientious Reactive (CR), na qual os agentes não se comunicam de nenhuma maneira e cada agente usa apenas a ociosidade local, armazenada no próprio agente, para tomar decisões; e a estratégia Reactive With Flags (RF), na qual os agentes se comunicam indiretamente através de *flags*, ou marcações, no ambiente. Dessa forma, a ociosidade local de todos os agentes que já passaram por determinado nó pode ser compartilhada com outros agentes localizados em nós vizinhos.

Estratégias inspiradas no comportamento de formigas são descritas em (KOENIG; LIU, 2001). Os agentes, chamados "robôs formiga", fazem uso de heurísticas de busca em tempo real e são capazes de patrulhar algum terreno deixando marcas, representando o feromônio de formigas reais, que podem ser lidas por outros robôs formiga. Além disso, os robôs descritos por Koenig não conhecem o ambiente previamente nem são capazes de planejar rotas para nós distantes.

Os robôs formiga apresentam um funcionamento bastante simples: cada robô consegue ler valores em nós vizinhos e escrever no seu nó atual. Quando chega ao nó o agente precisa decidir qual será o próximo nó a ser visitado, para isso ele lê os valores escritos em todos os nós vizinhos e escolhe aquele com o menor valor. Antes de se mover para o nó escolhido o agente atualiza o valor do nó atual usando alguma regra ou heurística. O trabalho estuda 4 métodos de

busca em tempo real que diferem apenas na regra de atualização: Node Counting (NC), Learning Real-Time A* (LRTA*), Wagner's Rule e Thrun's Rule.

Em (BAGLIETTO et al., 2009) a estratégia Edge Counting (EC) é definida como uma solução que necessita de pouco recurso computacional e memória; além disso, não usa comunicação direta entre os agentes. O objetivo é ter uma estratégia com poucos requisitos permitindo assim o uso de agentes físicos de baixo custo e pouca complexidade. Nesta estratégia, os nós do ambiente guardam um "ponteiro" que indica a direção de alguma aresta de saída do nó. Quando um agente visita o nó, ele escolhe para atravessar a última aresta apontada e atualiza o ponteiro para a próxima aresta de maneira circular. Com isso é possível garantir que todos os nós do ambiente que tenham o mesmo número de arestas sejam visitados com a mesma frequência.

Balloon DFS (BDFS) (ELOR; BRUCKSTEIN, 2009) é uma estratégia inspirada em balões infláveis que tem como intuito realizar a divisão do ambiente patrulhado em partes iguais entre os agentes para ajudar na tarefa da patrulha. Cada agente então se torna responsável por patrulhar apenas a parte que o pertence. Outras estratégias (CHEVALEYRE; SEMPE; RAMALHO, 2004) (SAK; WAINER; GOLDENSTEIN, 2008) que apresentam o mesmo princípio precisam fazer uso de agentes coordenadores com conhecimento prévio do ambiente para realizar esta divisão e, só então, iniciar a atividade de patrulha nas partições, que por sua vez mantém um tamanho fixo pelo resto do tempo.

BDFS, no entanto, realiza a divisão do ambiente dinamicamente durante toda a duração da patrulha e sem conhecimento prévio do ambiente. A divisão eventualmente alcança um estado estável onde o tamanho de qualquer partição é no máximo $\frac{|G|}{k} + \frac{k}{2}$ (sendo k o número de agentes). Mudanças no ambiente ou o mal funcionamento de algum agente pode interferir com essa estabilidade, fazendo com que os agentes automaticamente voltem a repartir o ambiente até alcançar nova estabilidade.

O BDFS utiliza mecanismos diferentes para a tarefa de patrulhar o ambiente e para a tarefa de repartir o ambiente, embora as duas tarefas ocorram em paralelo. Para patrulhar, cada agente utiliza uma variante da Depth First Search (DFS) chamada Multi Level DFS (MLDFS) (WAGNER; LINDENBAUM; BRUCKSTEIN, 1999). A patrulha pode então ser feita através das marcações deixadas pelos agente em cada nó. Já a divisão do ambiente acontece através da pressão exercida por cada agente quando patrulha próximo à arestas de fronteira, arestas que ligam nós pertencentes a diferentes partes do grafo. Da mesma forma que balões reais contidos em algum recipiente exercem pressão um nos outros à medida que são inflados até preencherem o recipiente por completo.

Cada aresta de fronteira possui uma marcação de pressão onde os agentes podem escrever o tamanho da sua partição e ler a pressão exercida pelo outro agente no sentido contrário. Essas informações são usadas para calcular a probabilidade de um agente, que se encontra num nó ligado por uma aresta de fronteira, de conquistar o nó da outra ponta. Uma partição é considerada estável quando não ocorrem mais conquistas.

Probabilistic-VAW (PVAW) (ELOR; BRUCKSTEIN, 2010) é a primeira de uma série de

estratégias de patrulha baseadas em ciclos, todas utilizando agentes simples. Além disso, as estratégias PVAW são extensões da estratégia Vertex-Ant-Walk (VAW) (WAGNER; BRUCKSTEIN, 1999). O principal objetivo da estratégia PVAW é encontrar um ciclo Hamiltoniano (ciclo ótimo) e fazer todos os agentes seguirem esse ciclo de forma espaçada (CHEVALEYRE; SEMPE; RAMALHO, 2004). Para isso a estratégia PVAW possui dois tipos de agentes especializados que executam tarefas distintas, um agente líder e agentes seguidores:

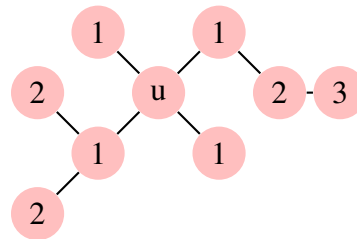
- **Agente Líder:** O agente líder é responsável por encontrar um ciclo Hamiltoniano no ambiente. O agente líder consegue identificar, através de marcações, quando os nós visitados por ele no momento foram os mesmos visitados anteriormente bem como se foram visitados na mesma ordem. Caso ambas condições sejam verdadeiras isso indica que o agente líder está no caminho certo para encontrar um ciclo Hamiltoniano. O PVAW é baseado no VAW, porém tem a vantagem de garantir que o agente vai encontrar um ciclo Hamiltoniano, se existir um. Para isso, o PVAW combina o mecanismo de decisão do VAW com escolhas aleatórias, quando percebe que não está seguindo um ciclo Hamiltoniano.
- **Agentes seguidores:** A tarefa dos agentes seguidores é a de seguir as marcações do agente líder, em sentido horário, enquanto fazem suas próprias marcações para servir de referência quanto a distância entre o agente à frente no ciclo e o agente atrás no ciclo. A cada turno o agente pode considerar manter-se no nó ao invés de continuar seguindo o ciclo com o intuito de aumentar a distância para o agente à frente e também diminuir a distância para o agente atrás, caso necessário.

Devido ao seu objetivo principal, a estratégia PVAW pode ser usada apenas em grafos que de fato possuam um ciclo Hamiltoniano. Para superar essa limitação a PVAW foi estendida em duas outras estratégias que permitem execução em uma variedade maior de grafos.

O PVAW2 busca o ciclo Hamiltoniano do quadrado do grafo e pode ser executado em qualquer grafo dois-conectado, pois o quadrado de todo grafo dois-conectado é Hamiltoniano (FLEISCHNER, 1974). Já o PVAW3 é a versão mais geral, capaz de ser executado em qualquer grafo conectado, onde a busca pelo ciclo Hamiltoniano se dá no quadrado do quadrado do grafo. Sabe-se que o quadrado de qualquer grafo conectado é dois-conectado e, como visto anteriormente, o quadrado de um grafo dois-conectado é Hamiltoniano, conclui-se que, o quadrado do quadrado de qualquer grafo também é um grafo Hamiltoniano.

3.2 Classificação por Alcance da Percepção

Consideramos como o alcance da percepção de um agente a distância, em grau de vizinhança, a qual o mesmo é capaz de realizar leituras das marcações no ambiente.

Figura 3.1: Exemplo do nível de percepção de um agente

Fonte: O autor

A figura 3.1 é um exemplo do nível de percepção que um agente situado no nó **u** necessitaria para ler os nós vizinhos. Todos os nós, exceto **u**, estão marcados com o nível de vizinhança relativo ao nó **u**. Podemos então classificar um agente de uma estratégia qualquer de acordo com o nível de percepção do ambiente que o mesmo possui. Para o restante deste trabalho vamos fazer uso da nomenclatura **k-range** para fazer referência ao alcance da percepção de um agente, onde o termo **k** indicará o nível de percepção.

É importante ressaltar que a comunicação indireta entre agentes, predominante nas soluções que envolvem as abordagens *swarm*, depende diretamente do alcance da percepção atribuída ao agente, uma vez que os agentes não dispõem de nenhuma outra forma de comunicação além das marcações deixadas pelos próprios.

Podemos observar que quanto maior for o alcance da percepção do agente, mais amplo será o seu conhecimento do mapa e por conseguinte o valor da informação disponível para a patrulha também será maior. No entanto, o alcance da percepção do agente é um assunto pouco discutido pelas soluções de busca local aplicadas à Patrulha Multiagente, e isso se dá primordialmente pelas implicações da abordagem *swarm*:

- Agentes simples distribuídos: Os agentes devem realizar operações simples e locais que não demandam grande poder de processamento nem conhecimento prévio do ambiente. Limitando o nível de percepção a 1 simplifica-se a locomoção do agente visto que não é necessário calcular o seu caminho até o nó escolhido. Para distâncias maiores que 1 o agente precisaria despender processamento também para o cálculo de rotas que o levem até o destino, através de técnicas de *pathfinding*, o que pode aumentar bastante a complexidade do agente.
- Comportamento emergente: Nas abordagens *swarm* os agentes não cooperam diretamente uns com os outros. As ações de cada agente são locais e, quando combinadas, dão origem ao comportamento emergente do *swarm*, a cooperação não é planejada mas surge de maneira espontânea a partir da combinação de ações isoladas e sem intervenções externas (CAMAZINE, 2003).

Tais pontos parecem plausíveis para justificar a adoção predominante de agentes 1-range

para as soluções que utilizam a abordagem *swarm* ou busca local pois, utilizar agentes 1-range parece ser a opção que melhor adequa as capacidades do agente às particularidades da abordagem.

No entanto, o nível de percepção de um agente 1-range ou maior não é um requerimento muito realista em ambientes reais. Para ser devidamente implementado é necessário fornecer também alguma infraestrutura de comunicação sem fio entre agentes e nós. Redes de sensores podem ser utilizadas para esse fim (PENNISI et al., 2015); no entanto, a dependência em uma infraestrutura de comunicação pode implicar em uma série de problemas para o bom desempenho da patrulha e elevar os custos de construção de um agente físico (BAGLIETTO et al., 2009).

Alguns problemas inerentes da comunicação sem fio como confiabilidade, alcance e largura de banda (BIRK; CONDEA, 2005) se tornam ainda maiores no contexto de agentes móveis e ambientes com pouca conectividade topológica (ZAVLANOS; RIBEIRO; PAPPAS, 2013). Além disso, existe a possibilidade de interceptação das comunicações, o que contribui para a previsibilidade da patrulha, o que não é nada desejável, principalmente em aplicações de segurança (AGMON et al., 2008) (PORTUGAL; ROCHA, 2013).

Tais problemas e limitações na aplicabilidade prática de agentes k -range, onde $k \geq 1$, podem ser contornadas com a redução do alcance da percepção. A percepção 0-range limita o agente a ler marcações apenas no nó em que o mesmo se encontra no momento e favorece o uso de alternativas mais baratas para armazenar informações nos nós como tags RFID mais simples que não podem ser lidas à distância e não usam energia própria. Esse tipo de RFID foi perfeito para o nosso grupo de pesquisa de Patrulha Multiagente da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) na tentativa de criar um robô patrulhador tendo apenas recursos limitados à disposição.

No entanto, como pode ser visto no quadro 3.1, onde classificamos as estratégias apresentadas neste capítulo de acordo com o alcance da percepção dos seus seus agentes e capacidade de cooperação, encontramos apenas 2 estratégias com percepção 0-range. Estratégias 0-range ainda são muito raras apesar do desempenho notável (MACHADO et al., 2002) e do grande potencial em aplicações de baixo custo (BAGLIETTO et al., 2009).

É importante notar que estamos considerando a estratégia CR como uma estratégia 0-range, no entanto, a estratégia CR foge um pouco da nossa nomenclatura pois os seus agentes utilizam memórias individuais no lugar de marcações no ambiente. Portanto, o agente CR efetivamente não lê nenhum nó do ambiente.

Quadro 3.1: Classificação de estratégias locais a partir do alcance da percepção

Estratégia	Percepção	Tipo de Comunicação
BDFS	1-range	Marcações
CR	0-range	Agentes não se comunicam
EC	0-range	Marcações
LRTA*	1-range	Marcações
NC	1-range	Marcações
PVAW	1-range	Marcações
PVAW2	2-range	Marcações
PVAW3	4-range	Marcações
RF	1-range	Marcações
Thrun	1-range	Marcações
Wagner	1-range	Marcações

Fonte: O autor

3.3 Considerações Finais

É possível observar na literatura uma grande variedade de estratégias baseadas na abordagem *swarm*. Porém, apesar disso, os trabalhos dificilmente realizam experimentos com estratégias anteriores, o que dificulta definir quais são as melhores estratégias. Portanto, um dos objetivos deste trabalho é o de realizar uma comparação entre as principais estratégias dentro de um conjunto de métricas e mapas variados.

Outro ponto importante é a carência de uma discussão sobre o alcance da percepção das estratégias e o impacto que isso pode causar nos custos e complexidade de um agente físico, em aplicações em ambientes reais e na segurança da patrulha. A percepção 0-range se mostra como a solução para simplificar e baratear o custo envolvido na construção de robôs patrulhadores, porém há uma predominância de estratégias 1-range na literatura e, dessa forma, consideramos que o potencial das estratégias 0-range ainda está sendo pouco explorado.

4

Método Zero-range

Neste capítulo apresentaremos a proposta central deste trabalho, o método Zero-range (ZR), um método capaz de reduzir o alcance da percepção de estratégias 1-range para 0-range sem perder um aspecto muito importante presente nessas estratégias: a cooperação entre agentes.

4.1 O Método ZR

Como visto no capítulo 3, apesar do grande potencial a quantidade de estratégias 0-range ainda é ínfima. O método ZR que será apresentado nesta seção tem a motivação de mudar esse cenário, oferecendo um método capaz de reduzir o alcance da percepção de estratégias 1-range. Dessa forma, é possível criar novas estratégias 0-range baseadas diretamente em estratégias 1-range já existentes. As novas estratégias, criadas a partir do método ZR, são chamadas estratégias ZR. Com o método ZR buscamos unir dois pontos fundamentais: a redução do alcance da percepção de estratégias 1-range para 0-range e a manutenção da capacidade de cooperação entre os agentes.

Para desenvolver essa generalização é importante primeiro compreender o comportamento de um agente 1-range. O pseudocódigo 1 descreve o comportamento comum de um agente 1-range. Todas as estratégias tratadas neste trabalho compartilham desse comportamento geral e se diferenciam exclusivamente durante o **processo de tomada de decisão** e o **processo de atualização do nó**.

- Tomada de decisão: O processo de tomada de decisão permite que o agente faça a escolha do próximo nó que irá visitar. Essa decisão é tomada considerando o conjunto de informações dos nós que estão ao alcance do agente e é guiada por alguma regra de decisão. O Node Counting, por exemplo, uma estratégia 1-range, escolhe dentre os seus vizinhos aquele com o menor número de visitas.
- Atualização do nó: O processo de atualização é o responsável por atualizar as informações marcadas no ambiente de acordo com alguma regra de atualização. Para

o agente, só é possível atualizar as informações contidas no nó em que o mesmo se encontra no momento.

Pseudocódigo 1 *Comportamento genérico de um agente 1-range*

```

1: Procedimento AGENTE 1-RANGE( $S$ )
  ▷  $S$  é uma descrição das regras de decisão e atualização da estratégia 1-range
2:    $x \leftarrow$  nó atual
3:    $N_1(x) \leftarrow$  lê as informações de todos os vizinhos de  $x$ 
4:    $v \leftarrow$  RegraDeDecisão( $N_1(x)$ )                                     ▷ Decide o nó destino
5:    $mem_x \leftarrow$  RegraDeAtualização( $v$ )  ▷ Atualiza as informações na memória do nó atual
6:   agente se locomove para o nó  $v$ 
7:   Se chegou em  $v$  e ainda resta tempo para a patrulha Então
8:     voltar para a linha 2
9:   Fim
10: Fim

```

Fonte: O autor

Esses dois procedimentos são executados por todas as estratégias e cada estratégia utiliza regras diferentes, além de poder considerar informações diferentes durante estes processos. O processo de tomada de decisão e de atualização do nó são, portanto, dois pontos centrais presentes nos agentes de estratégias *swarm*. Como visto, é feito uso de algum tipo de memória, compartilhada na maioria dos casos, de onde informações que visam ajudar a patrulha podem ser lidas e escritas. O nosso método ZR faz mudanças necessárias na memória utilizada pelas estratégias 1-range, introduzindo uma nova estrutura de memória, que chamamos de **memória ambiente**, e acrescentando memórias individuais nos agentes, que nos agentes 1-range, são usadas minimamente ou não são usadas.

O pseudocódigo 2 resume as adaptações realizadas pelo método ZR. Como pode ser visto, todos os passos originais da estratégia 1-range, tomada de decisão e atualização, são passados como parâmetro para o método ZR e são mantidos sem alterações. Novos elementos são adicionados, como a memória ambiente e a memória individual do agente. Além disso, também é adicionado um passo que sincroniza as informações entre as duas memórias de acordo com uma **política de memória** escolhida. As políticas e tipos de memórias usadas pelo método ZR são discutidas na seção seguinte.

4.2 Memória

Assim como as estratégias 1-range, as estratégias 0-range precisam também compartilhar informações no ambiente. Para isso, da mesma forma que um agente 1-range tem ao seu alcance informações dos nós vizinhos, o agente 0-range também precisa ter essa informação ao seu alcance. A solução para essa questão é ter as informações de todos os nós do ambiente

Pseudocódigo 2 Agente ZR

```

1: Procedimento AGENTE ZR( $S, m$ )
  ▷  $S$  é uma descrição das regras de decisão e atualização da estratégia 1-range original
  ▷  $m$  representa a política de memória
  ▷  $mem_{ag}$  é a memória individual do agente
2:    $x \leftarrow$  nó atual
3:    $memAmbiente_x \leftarrow$  lê a memória ambiente guardada em  $x$ 
4:   Sincroniza( $memAmbiente_x, mem_{ag}, m$ )           ▷ Passo de sincronização das memórias
5:    $N_1(x) \leftarrow$  seleciona as informações de todos os vizinhos de  $x$  a partir de  $memAmbiente_x$ 
6:    $v \leftarrow$  RegraDeDecisão( $N_1(x)$ )           ▷ Decide o nó destino
7:    $memAmbiente_x[x], mem_{ag}[x] \leftarrow$  RegraDeAtualização( $v$ ) ▷ Atualiza as informações do
  nó atual na memória ambiente contida em  $x$  e na memória do agente
8:   agente se locomove para o nó  $v$ 
9:   Se chegou em  $v$  e ainda resta tempo para a patrulha Então
10:     voltar para a linha 2
11:   Fim
12: Fim

```

Fonte: O autor

armazenadas em cada nó. Dessa maneira, o agente 0-range é capaz de ler informações a partir do nó atual que, do contrário, estariam além do seu nível de percepção. Afinal, todos os outros nós, excluindo o nó onde o agente 0-range se encontra, estão efetivamente fora do seu alcance. Chamamos essa memória de **memória ambiente**.

É importante notar que usar apenas esse tipo de memória não soluciona a questão por completo. A informação "extra" presente em cada nó ainda precisa ser atualizada de alguma forma ou não terá utilidade alguma para a patrulha. Precisamos então de mais uma memória, desta vez uma **memória individual** para os agentes. Assim, durante a patrulha cada agente será capaz de coletar informações dos nós pelos quais passou e posteriormente atualizar a **memória ambiente** dos nós que venha a visitar. Graças a essa dupla de memórias é possível alcançar nosso objetivo, reduzir a percepção para 0-range e ainda manter a capacidade de compartilhar informações no ambiente e, dessa forma, garantir a cooperação entre agentes.

4.2.1 Políticas de Memória

É evidente que as informações trazidas na **memória individual** do agente estarão, na maior parte do tempo, desatualizadas. Tendo em vista que, enquanto algum agente está distribuindo a informação de um nó qualquer pelo ambiente é bastante provável que outro agente venha a visitar este mesmo nó durante esse período de tempo. Isto pode significar que nós muito distantes terão informações bastante desatualizadas uns dos outros. Da mesma forma, é esperado que nós próximos possuam informações mais atualizadas, em comparação.

A princípio parece não ter utilidade guardar na **memória ambiente** de um nó informações

de nós que não são vizinhos diretos do mesmo pois, o agente 0-range, assim como todos os agentes 1-range, pode se locomover apenas até os nós vizinhos da sua posição atual. Portanto, mesmo que a **memória ambiente** contenha informações de todos os nós, apenas as informações dos nós vizinhos são consideradas pelo processo de decisão utilizado pela estratégia original.

Ainda assim, ter as informações do ambiente completo à disposição em cada nó pode ajudar na melhor distribuição da informação durante a patrulha. Os agentes não vão precisar sempre chegar até as imediações de um nó qualquer para conseguir informação sobre o mesmo, garantindo, assim, uma maior chance da informação ser obtida e, por conseguinte, ser espalhada mais rapidamente pelo ambiente. A partir disso definimos duas políticas de sincronização para a memória ambiente:

- Apenas os nós vizinhos: Apenas os nós vizinhos ao nó atual são armazenados e sincronizados.
- Sincronização global: Todos os nós do ambiente são armazenados e sincronizados.

4.3 Agente ZR Estendido

Durante a execução de experimentos com as estratégias ZR identificamos em alguns momentos um desempenho bastante aquém do esperado. Após uma maior investigação constatamos que, em alguns mapas, mesmo ao fim da simulação, ainda restavam alguns nós que não haviam recebido uma única visita sequer. Isso se mostrou bastante prejudicial para o desempenho em algumas métricas, principalmente para a métrica Intervalo Máximo usada nos experimentos.

O motivo de alguns nós não estarem recebendo visitas pode ser consequência de um comportamento inesperado que ocorre quando dois ou mais agentes chegam ao mesmo tempo em um nó, vamos nos referir à esse problema com o termo **agrupamento de agentes**: É possível que todos os agentes presentes em um mesmo nó venham a fazer a mesma escolha de nó destino. Todos os agentes em uma estratégia utilizam a mesma regra de decisão, portanto, fazer uma decisão em condições iguais pode levar à escolhas iguais. Dessa forma, um grupo de agentes pode ficar preso nessa situação por um tempo indeterminado, impactando diretamente no desempenho da estratégia.

É importante notar que este comportamento é herdado de algumas estratégias 1-range e não está por si só ligado com a diminuição do alcance da percepção do agente. Para contornar este problema é preciso elaborar um mecanismo que faça com que os agentes presentes em um mesmo nó sejam capazes de compartilhar suas escolhas com os demais, de modo que seja possível que os agentes evitem fazer as mesmas escolhas já feitas por outros agentes presentes no mesmo nó. Além disso, é desejável que esse mecanismo não altere o método ZR ao ponto do mesmo perder sua capacidade de generalização.

As adaptações do método Extended Zero-range (EZR), como podem ser vistas no pseudocódigo 3, mantém os mesmo comportamento do agente ZR e apenas adiciona mais um

Pseudocódigo 3 *Agente ZR Estendido*

```

1: Procedimento AGENTE EZR( $S, m$ )
  ▷  $S$  é uma descrição das regras de decisão e atualização da estratégia 1-range original
  ▷  $m$  representa a política de memória
  ▷  $mem_{ag}$  é a memória individual do agente
2:    $x \leftarrow$  nó atual
3:    $memAmbiente_x \leftarrow$  lê a memória do ambiente guardada em  $x$ 
4:   Sincroniza( $memAmbiente_x, mem_{ag}, m$ )           ▷ Passo de sincronização das memórias
5:    $N_1(x) \leftarrow$  seleciona as informações de todos os vizinhos de  $x$  a partir de  $memAmbiente_x$ 
6:    $v \leftarrow$  RegraDeDecisão( $N_1(x)$ )           ▷ Decide o nó destino
7:    $memAmbiente_x[x], mem_{ag}[x] \leftarrow$  RegraDeAtualização( $v$ ) ▷ Atualiza as informações do
  nó atual na memória ambiente contida em  $x$  e na memória do agente
8:    $memAmbiente_x[v] \leftarrow$  RegraDeAtualização( $v$ )   ▷ Atualiza as informações do nó
  destino na memória ambiente contida em  $x$ 
9:   agente se locomove para o nó  $v$ 
10:  Se chegou em  $v$  e ainda resta tempo para a patrulha Então
11:    voltar para a linha 2
12:  Fim
13: Fim

```

Fonte: O autor

processo de atualização. Esse segundo processo é muito parecido com o primeiro, com apenas duas diferenças: a informação que será atualizada dessa vez é referente ao **nó destino** e; a memória do agente não precisa ser atualizada, uma vez que o agente vai poder obter a informação mais recente diretamente do nó destino assim que chegar ao mesmo.

4.4 Considerações Finais

Neste capítulo apresentamos os métodos ZR e EZR, dois métodos propostos neste trabalho com o objetivo de reduzir o alcance da percepção de estratégias 1-range. No próximo capítulo apresentaremos os experimentos e resultados obtidos com as novas estratégias ZR criadas a partir dos dois métodos.

As estratégias foram implementadas em Java, em um simulador próprio. O simulador usado é simples, não dispendo de interface gráfica, porém é suficiente para simular as estratégias nos ambientes e retornar os resultados de desempenho nas métricas.

5

Experimentos

A literatura em torno da patrulha multiagente ainda carece de mais trabalhos comparativos entre as diferentes estratégias existentes. Com o intuito de preencher um pouco esta lacuna para as estratégias *swarm*, nesta seção, além dos experimentos comparativos realizados para as novas estratégias ZR e EZR, comparamos também as estratégias *swarm* separadamente e apresentamos um ranking geral das mesmas.

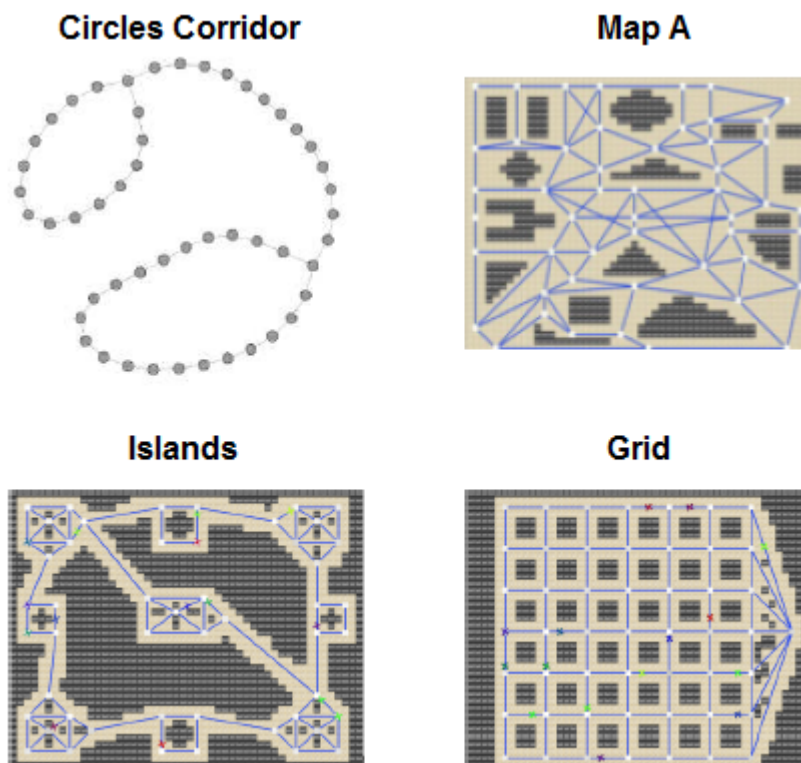
É importante mencionar que nem todas as estratégias apresentadas no capítulo 3 foram selecionadas para este trabalho. Algumas estratégias como as PVAWs, por exemplo, possuem restrições quanto ao tipo de mapas em que podem ser executadas ou necessitam executar algum passo prévio que considera o conhecimento global do ambiente.

5.1 Metodologia

Vamos utilizar o simulador SimplePatrol, um simulador simples desenvolvido pelo nosso grupo de pesquisa de Patrulha Multiagente da UFRPE, para comparar um total de 27 estratégias, sendo:

- 5 estratégias 1-range da literatura: Node Counting (NCount), LRTA*, Wagner, e Thrun, todas definidas em (KOENIG; LIU, 2001); e Reactive With Flags (RFlag) (MACHADO et al., 2002).
- 2 estratégias 0-range da literatura: CR (MACHADO et al., 2002) e Edge Counting (ECount) (BAGLIETTO et al., 2009).
- 10 novas estratégias ZR: Incluindo versões com políticas de sincronização de memória **global** (g) e **apenas nós vizinhos** (n).
- 10 novas estratégias EZR: Incluindo versões com políticas de sincronização de memória **global** (g) e **apenas nós vizinhos** (n).

Os mapas que serão usados para os experimentos podem ser vistos na figura 5.1. Selecionamos 4 mapas que costumam ser usados na literatura e que também apresentam boa variedade

Figura 5.1: Mapas usados para os experimentos

Fonte: (ALMEIDA et al., 2004) (SAMPAIO, 2013)

topológica. Os mapas **A**, **Grid** e **Islands** são bastante utilizados desde os primeiros trabalhos da patrulha multiagente (ALMEIDA et al., 2004). Já o mapa **Cicles Corridor** é mais recente e foi baseado nos mapas **Cicles** e **Corridor**, mesclando as características de ambos (SAMPAIO, 2013).

Para cada estratégia são executadas 30 simulações em cada mapa e, para cada simulação (com duração de 50000 turnos) são escolhidas posições iniciais aleatórias para cada grupo diferente de agentes. Os experimentos foram realizados com grupos de 1 a 17 agentes. Ao final da execução as métricas são apuradas obtendo-se a média e o desvio padrão dos valores de todas as simulações referentes à uma estratégia em cada mapa e para cada grupo de agentes.

Os resultados absolutos de uma estratégia em determinado mapa são então normalizados a partir dos menores valores referentes à cada grupo de agentes, permitindo assim que sejam apresentados em forma de porcentagem para indicar o desempenho relativo entre as estratégias. A melhor estratégia apresenta desempenho 100% enquanto alguma outra estratégia com porcentagem maior, por exemplo 150%, indica um desempenho 50% pior em comparação com a melhor estratégia.

Como forma de não poluir os gráficos e permitir uma melhor observação dos resultados decidimos exibir os resultados apenas das 5 melhores estratégias em cada experimento, com exceção do ranking das estratégias da literatura onde incluímos os resultados de todas as 5 estratégias 1-range originais mais as 2 estratégias 0-range da literatura, num total de 7 estraté-

gias. A partir dos resultados também foi possível obter um ranking médio da colocação das estratégias, dentro de cada métrica, entre os diferentes mapas. Dessa forma, comparamos todas as principais estratégias locais com o objetivo de fornecer um panorama geral do desempenho dessas estratégias dentro de experimentos com maior variedade de mapas, número de agentes e métricas utilizadas.

Obtemos um ranking geral das estratégias 1-range originais (e também estratégias 0-range da literatura) para cada métrica. A posição de uma estratégia é calculada a partir do somatório de porcentagens de cada grupo de agentes, quanto menor o resultado desse somatório mais alta será a posição da estratégia no ranking. Contabilizando todas as estratégias comparadas, número de execuções, os diferentes mapas e grupos de agentes, no total foram realizados 55080 experimentos. Os resultados foram divididos por métricas e expostos nas seções seguintes.

5.2 Comparações por Métrica

5.2.1 Intervalo Máximo

5.2.1.1 Estratégias da Literatura

Na comparação das estratégias *swarm* da literatura é possível observar no quadro 5.1 que as estratégias 0-range (CR e ECount) ficam entre as melhores na métrica IM em todos os mapas. Além disso, em praticamente todos os mapas a estratégia CR começa como a melhor para grupos de poucos agentes, no entanto, à medida que o número de agentes aumenta ela começa a perder espaço para a estratégia ECount; isso fica bastante evidente nos mapas **A** (figura 5.2) e **Grid** (figura 5.4). Além disso, esses dois mapas apresentam resultados bastante similares, com a estratégia CR começando bem mas eventualmente se igualando às estratégias LRTA* e Thrun uma vez que o número de agentes aumenta; outra similaridade fica por conta das estratégias NCount, Thrun e RFlag tecnicamente empatadas em praticamente todos os grupos de agentes.

NCount, Thrun e LRTA* foram três estratégias com desempenho ruim nesta métrica, nenhuma delas conseguiu pelo menos a 3ª colocação em nenhum mapa. NCount especialmente foi a estratégia com pior desempenho nos mapas **Cicles Corridor** (figura 5.3) e **Islands** (figura 5.5).

Quadro 5.1: Ranking geral das estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Máximo

	Map A	Islands	Grid	Cicles	Ranking Médio
CR	2	1	2	1	1,5
ECount	1	2	1	2	1,5
Wagner	3	3	3	4	3,25
LRTA	4	4	4	5	4,25
RFlag	7	5	5	3	5
NCount	5	5	6	7	5,75
Thrun	6	6	7	6	6,25

Fonte: O autor

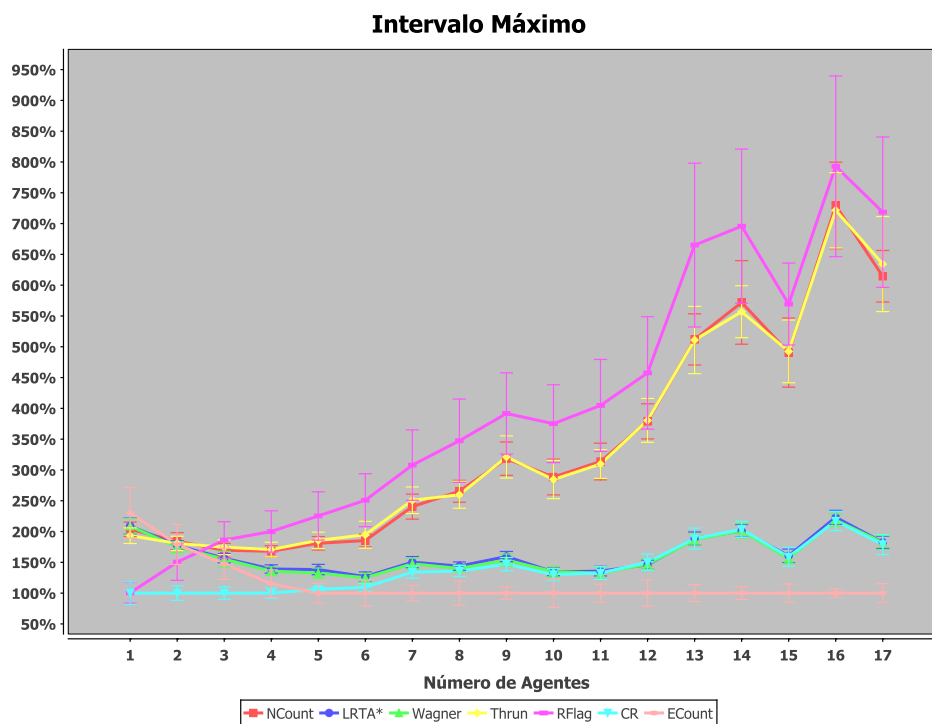
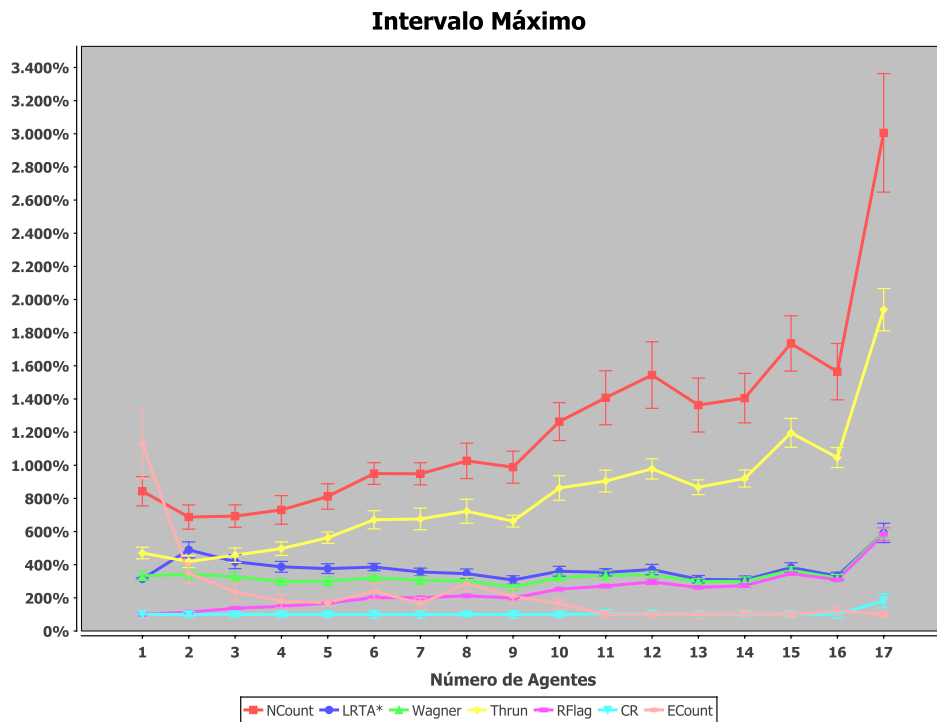
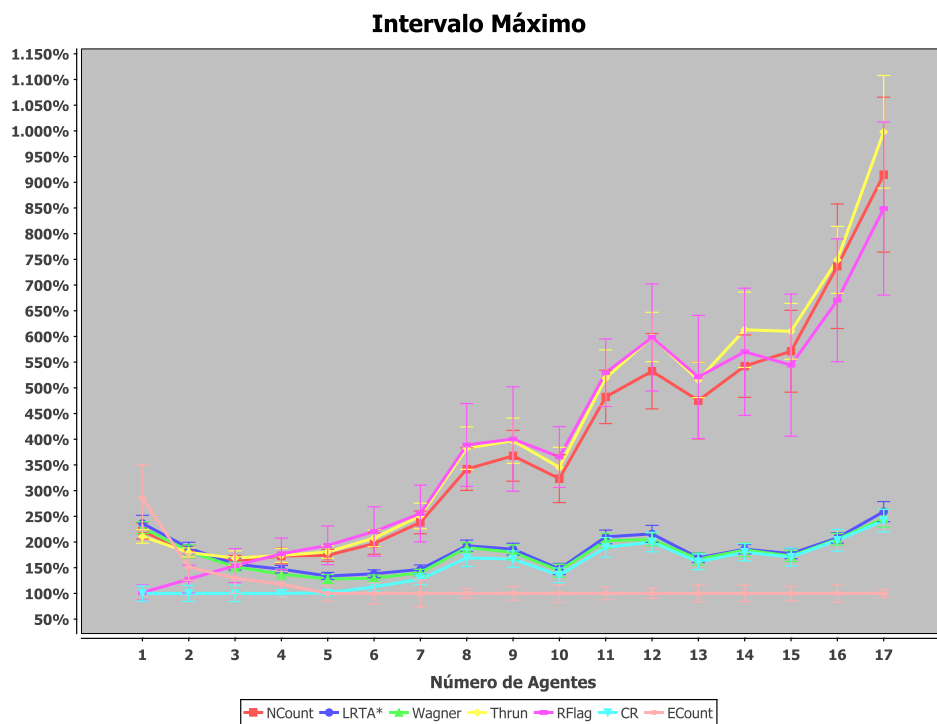
Figura 5.2: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa A

Figura 5.3: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa Cicles Corridor



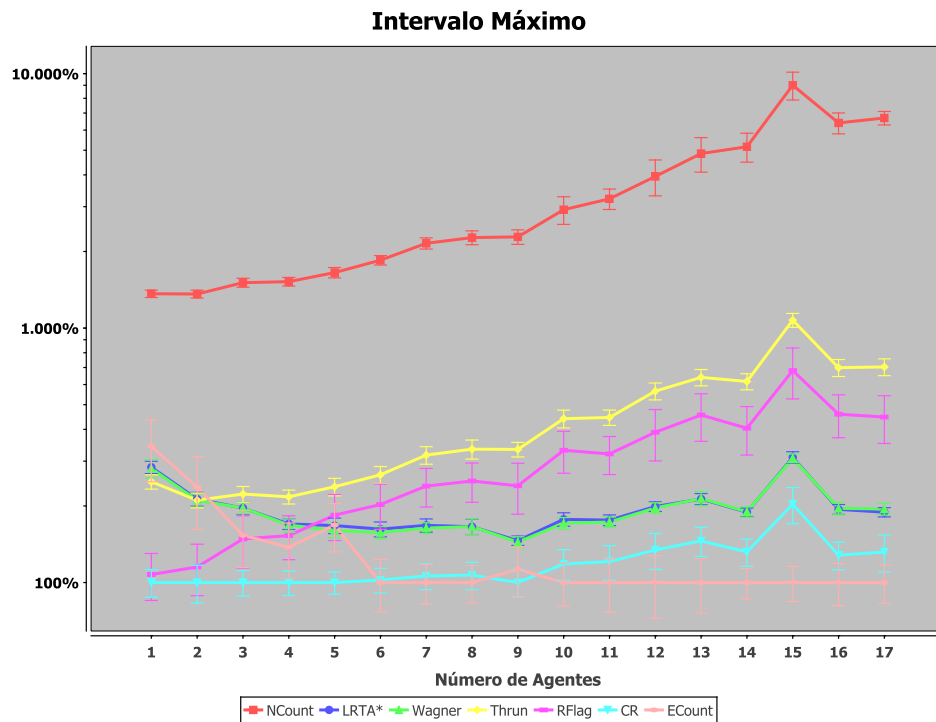
Fonte: O autor

Figura 5.4: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa Grid



Fonte: O autor

Figura 5.5: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Máximo - Mapa Islands



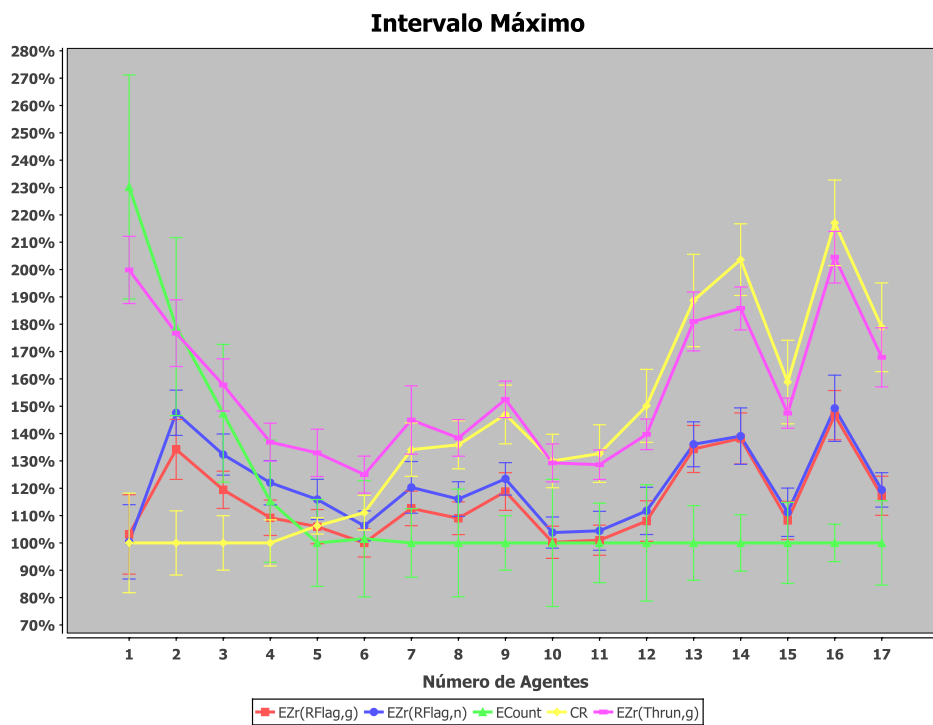
5.2.1.2 Novas Estratégias ZR

No quadro 5.2, incluímos as novas estratégias ZR e tivemos três delas aparecendo no top 5, sendo duas já nas primeiras posições. O resto do ranking foi completado pelas estratégias ECount e CR. O desempenho da ECount é bastante notável nos mapas **A** (figura 5.6), **Grid** (figura 5.8) e **Islands** (figura 5.9). É interessante observar também que a estratégia RFlag foi uma das piores estratégias 1-range nesta métrica, porém, a sua versão EZR foi a melhor estratégia usando as duas políticas de memória. A estratégia Wagner por sua vez havia sido a melhor das estratégias 1-range, no entanto nenhuma versão ZR baseada na mesma aparece no top 5. Os melhores mapas para as estratégias EZR foram os mapas **Islands** (figura 5.9) e **Cicles Corridor** (figura 5.7); principalmente no mapa **Cicles Corridor** (figura 5.7) é possível ver como as duas estratégias mantêm uma boa distância das outras.

Quadro 5.2: Top 5 na métrica Intervalo Máximo incluindo as novas estratégias ZR

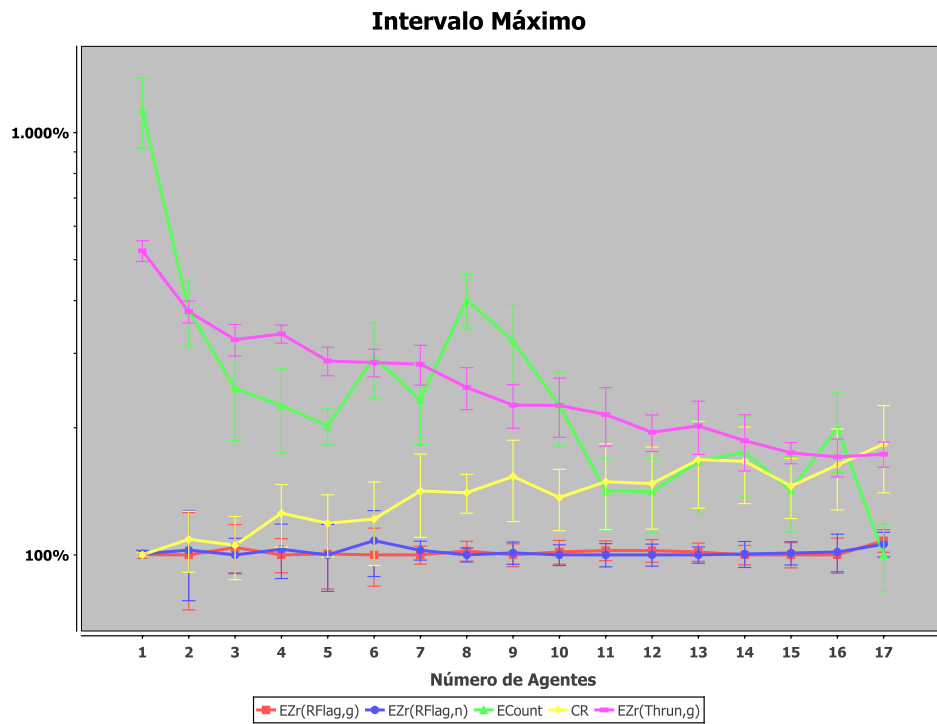
	Map A	Islands	Grid	Cicles	Ranking Médio
EZR(RFlag,g)	1	1	2	1	1,25
EZR(RFlag,n)	3	2	3	2	2,5
ECount	2	4	1	6	3,25
CR	4	3	4	3	3,5
EZR(Thrun,g)	5	5	5	5	5
EZR(Thrun,n)	6	6	6	4	5,5

Fonte: O autor

Figura 5.6: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa A

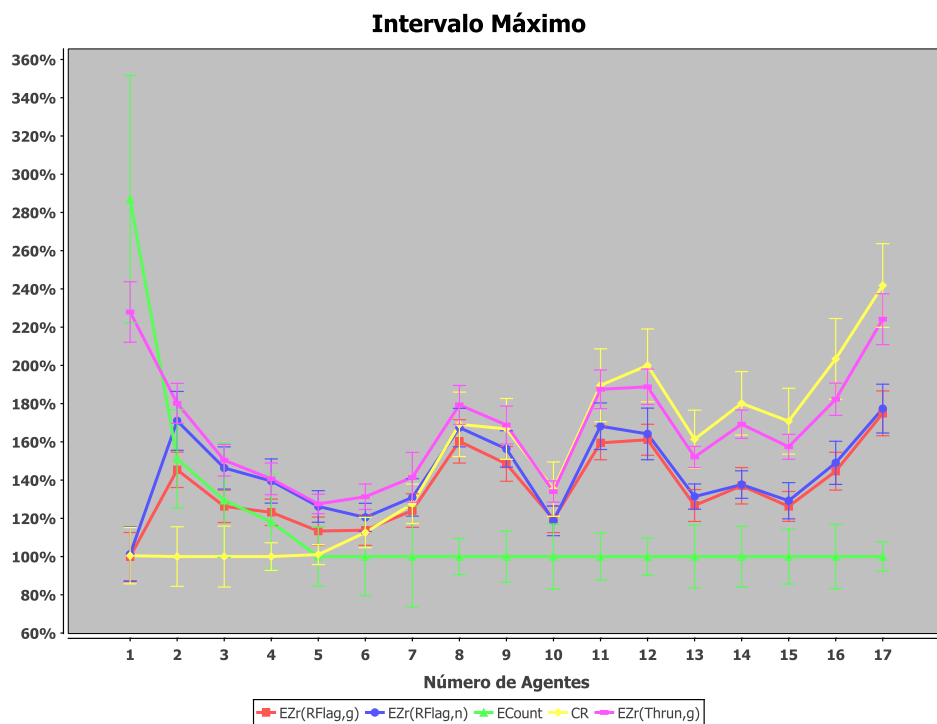
Fonte: O autor

Figura 5.7: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa Cicles Corridor



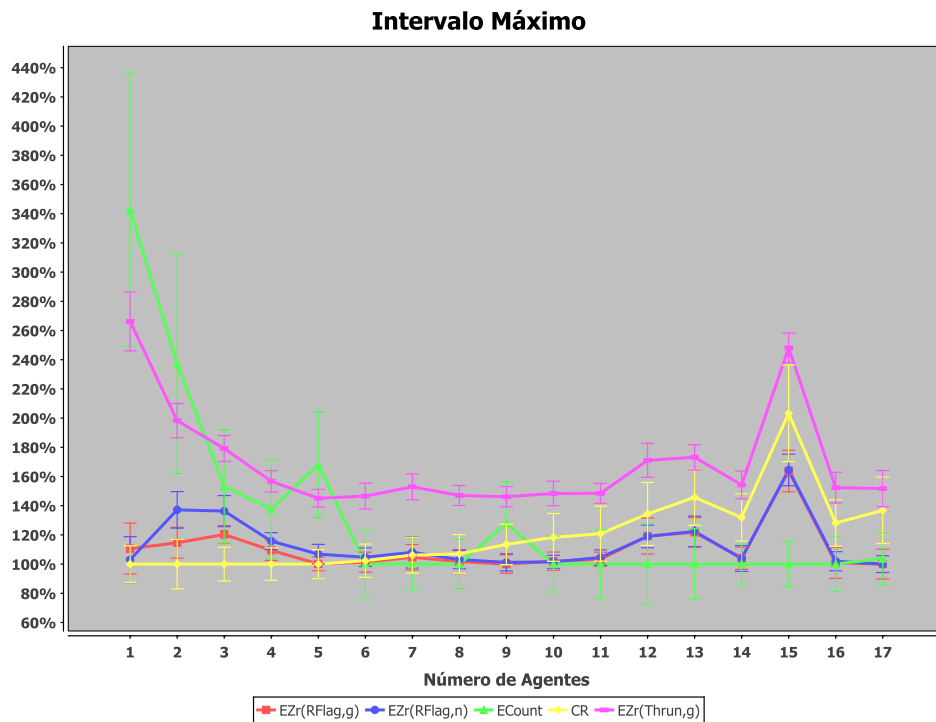
Fonte: O autor

Figura 5.8: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa Grid



Fonte: O autor

Figura 5.9: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Máximo - Mapa Islands



Fonte: O autor

5.2.2 Intervalo Quadrático Médio

5.2.2.1 Estratégias da Literatura

Como pode ser visto no quadro 5.3 não é possível identificar uma estratégia majoritariamente ruim, visto que todas conseguiram ao menos top 5 em pelo menos um mapa. No ranking médio as duas piores estratégias foram NCount e RFlag, NCount foi a pior nos mapas **Island** (figura 5.13) e **Cicles Corridor** (figura 5.11), enquanto RFlag foi a pior estratégia nos mapas **A** (figura 5.10) e **Grid** (figura 5.12); Thrun ganhou algumas posições se compararmos ao seu resultado anterior na métrica IM (quadro 5.1). As estratégias LRTA* e Wagner mantiveram colocações constantes em todos os mapas. As estratégias CR e ECount, mais uma vez, estão nas primeiras posições. Em especial a estratégia ECount apresentou um desempenho expressivo no mapa **Cicles Corridor** (figura 5.11).

Quadro 5.3: Ranking geral das estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio

	Map A	Islands	Grid	Cicles	Ranking Médio
CR	1	2	1	2	1,5
ECount	2	1	2	1	1,5
LRTA	3	3	3	3	3
Wagner	4	4	4	4	4
Thrun	5	5	6	6	5,5
NCount	6	7	5	7	6,25
RFlag	7	6	7	5	6,25

Fonte: O autor

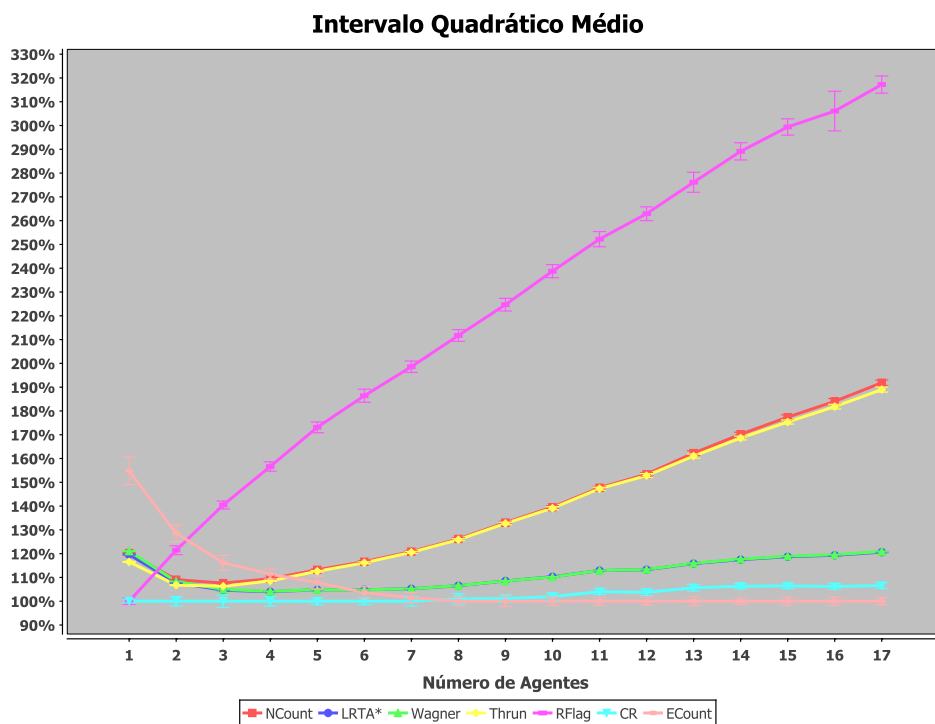
Figura 5.10: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa A

Figura 5.11: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Cicles Corridor

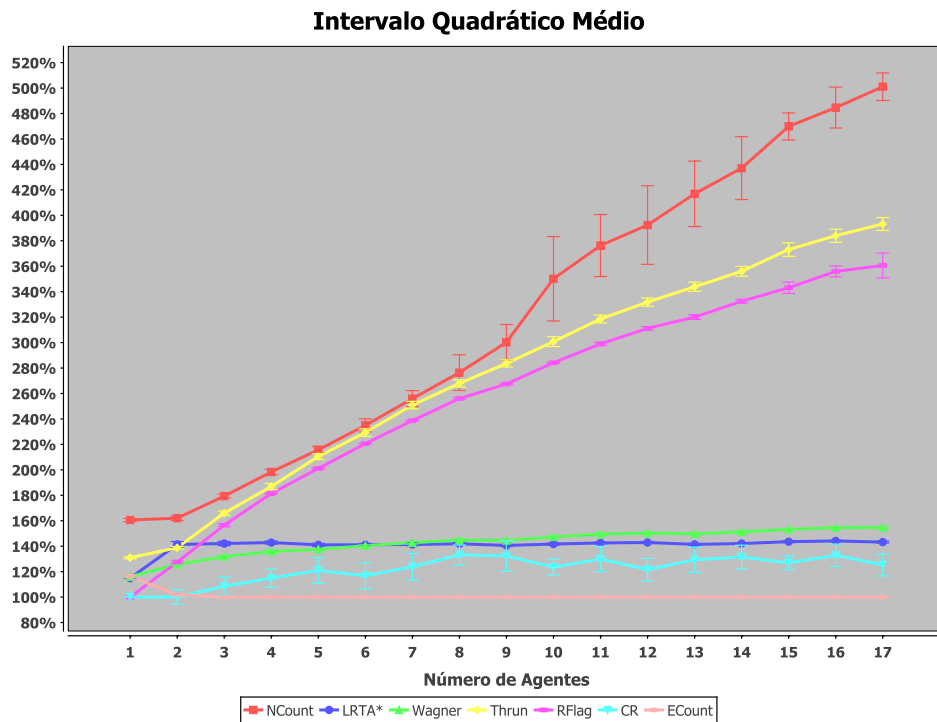


Figura 5.12: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Grid

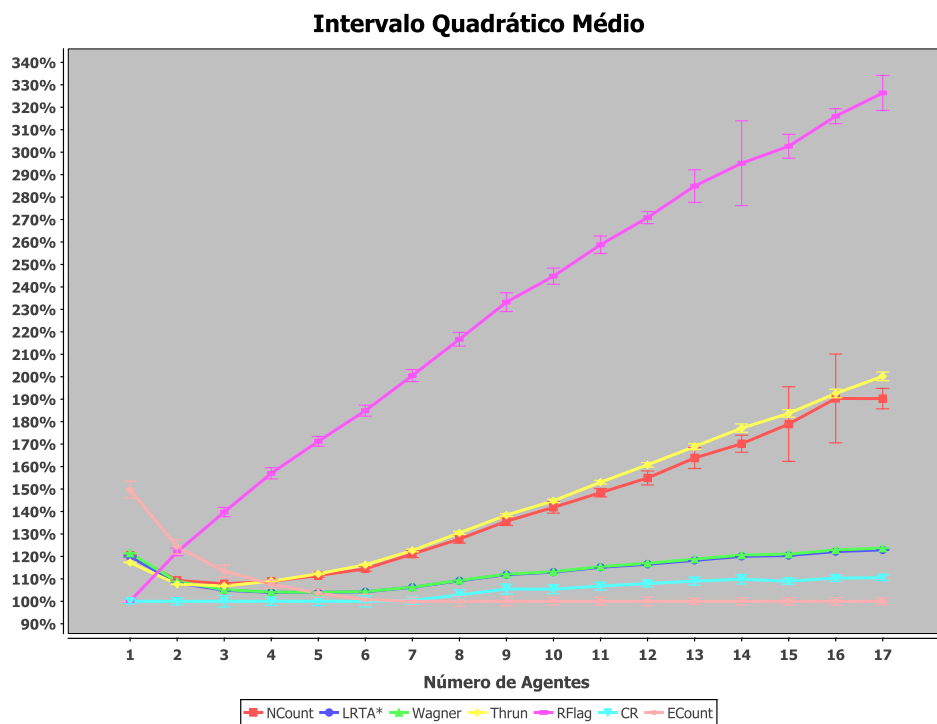
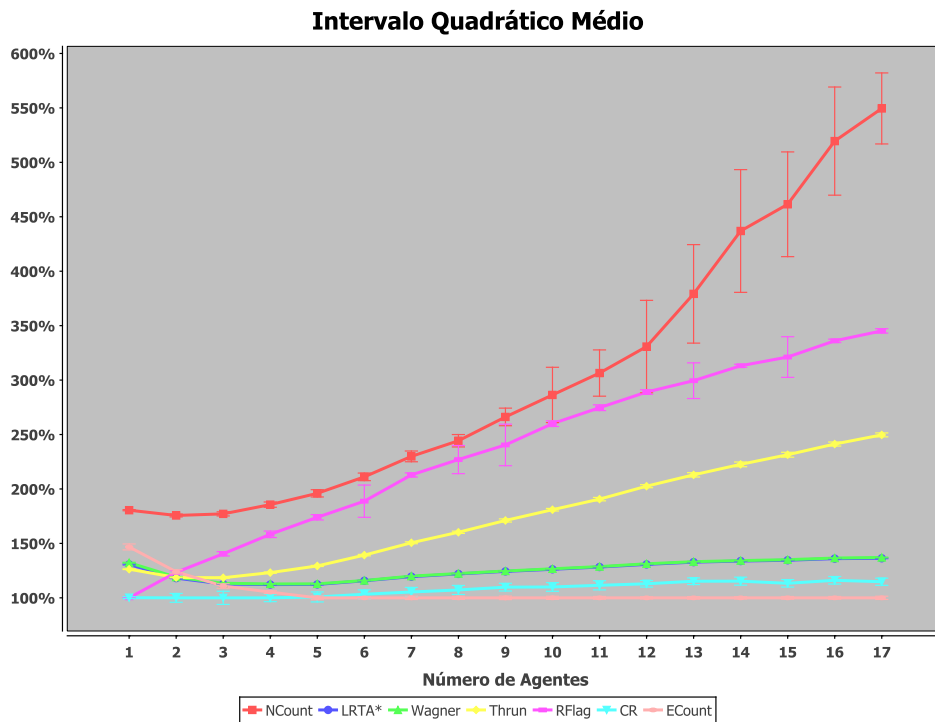


Figura 5.13: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Islands



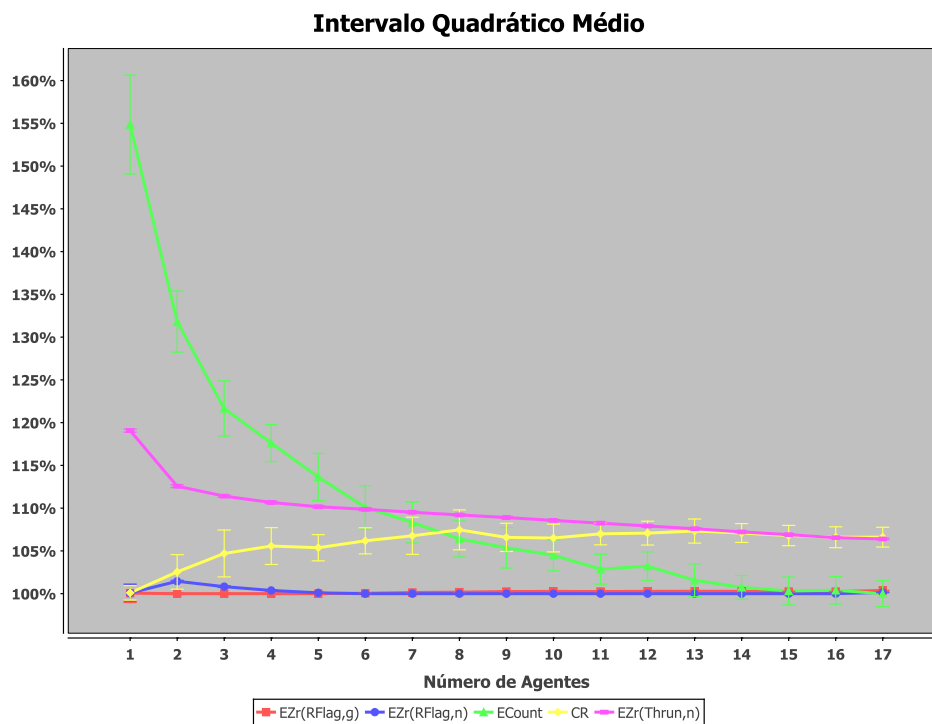
5.2.2.2 Novas Estratégias ZR

O quadro 5.4 mostra que, mais uma vez, as versões ZR da estratégia RFlag superaram todas as outras, isso confirma a dominância das EZR(RFlag,g) e EZR(RFlag,n) nas métricas de intervalo. Além disso, os resultados foram muito parecidos entre os mapas **A** (figura 5.14), **Grid** (figura 5.16) e **Islands** (figura 5.17). Também é interessante notar como o desvio padrão das estratégias EZR é no geral menor que o desvio padrão das estratégias 0-range da literatura, com destaque para os gráficos dos mapas **Islands** (figura 5.17) e **Cicles Corridor** (figura 5.15). Outro ponto positivo para as estratégias EZR é que tivemos 3 delas no top 5.

Quadro 5.4: Top 5 na métrica Intervalo Quadrático Médio incluindo as novas estratégias ZR

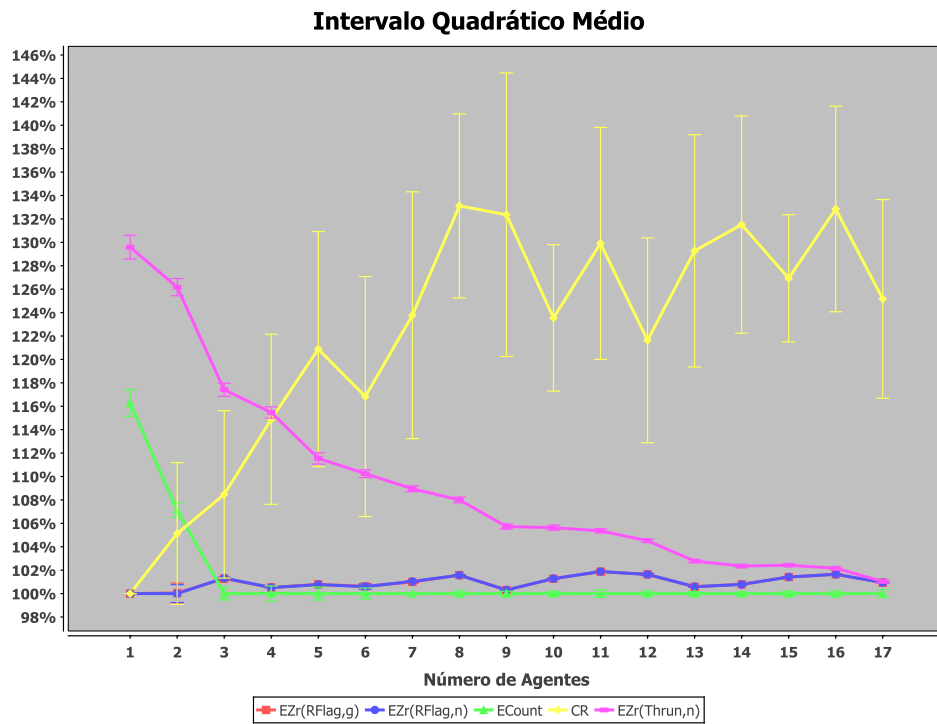
	Map A	Islands	Grid	Cicles	Ranking Médio
EZR(RFlag,g)	1	1	2	2	1,5
EZR(RFlag,n)	2	2	1	1	1,5
ECount	6	3	4	3	4
CR	3	4	3	6	4
EZR(Thrun,n)	4	6	5	4	4,75
EZR(Thrun,g)	5	5	6	5	5,25

Fonte: O autor

Figura 5.14: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa A

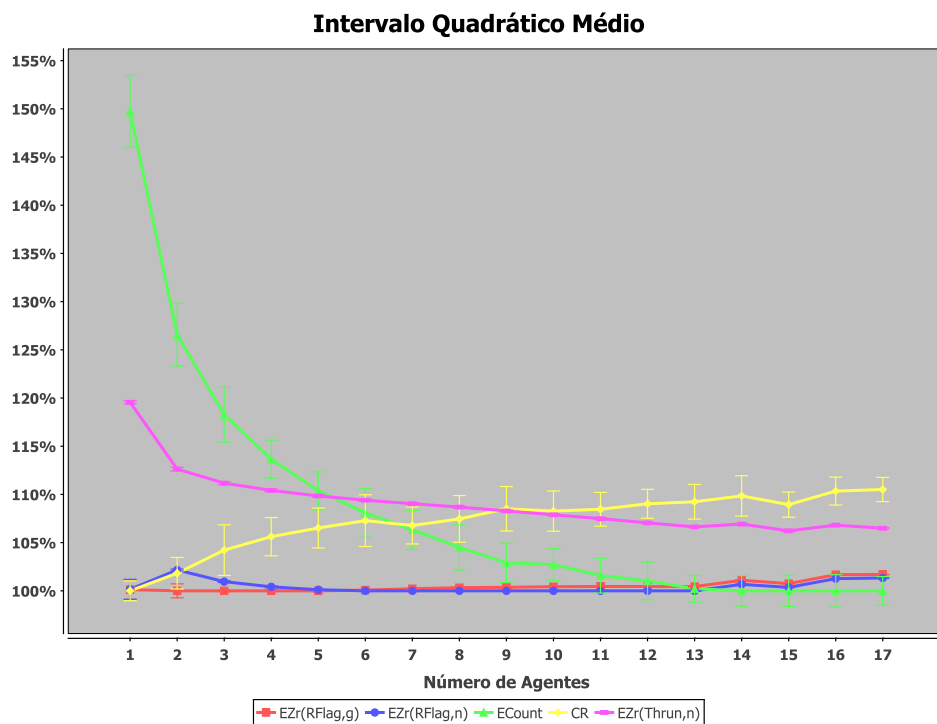
Fonte: O autor

Figura 5.15: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Cicles Corridor



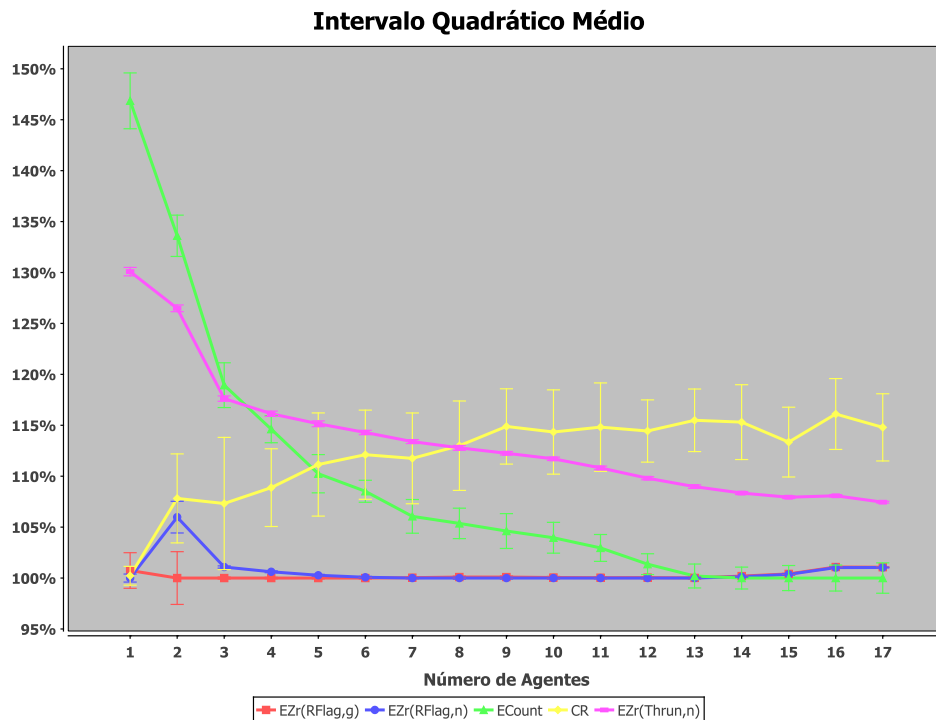
Fonte: O autor

Figura 5.16: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Grid



Fonte: O autor

Figura 5.17: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Intervalo Quadrático Médio - Mapa Islands



Fonte: O autor

5.2.3 Desvio Padrão das Frequências

5.2.3.1 Estratégias da Literatura

Pelo quadro 5.5 e pelos resultados observados nos gráficos dos mapas **A** (figura 5.18) e **Grid** (figura 5.20), fica bem claro como a estratégia NCount é muito superior à todas as outras na métrica DPF em todos os mapas; a diferença de desempenho para a segunda colocada é sempre enorme. Já para todas as outras estratégias os resultados são bastante próximos entre as mesmas, com exceção dos resultados do mapa **Cicles Corridor** (figura 5.19), onde as estratégias CR e RFlag apresentam resultados bastante piores que o resto do grupo. Nos mapas **Islands** (figura 5.21) e **Cicles Corridor** (figura 5.19) o desvio padrão dos resultados foi bem menor possibilitando identificar as posições das estratégias mais facilmente.

Quadro 5.5: Ranking geral das estratégias *swarm* da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências

	Map A	Islands	Grid	Cicles	Ranking Médio
NCount	1	1	1	1	1
Thrun	2	2	2	2	2
Wagner	4	3	4	3	3,5
CR	3	6	3	7	4,75
LRTA	5	4	5	5	4,75
ECount	7	5	7	4	5,75
RFlag	6	7	6	6	6,25

Fonte: O autor

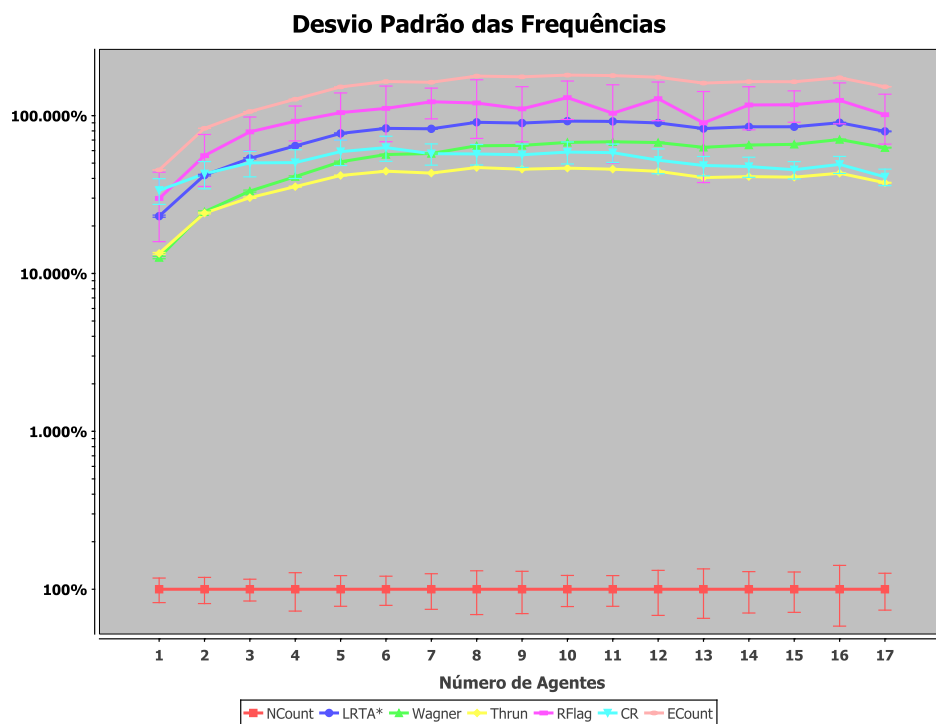
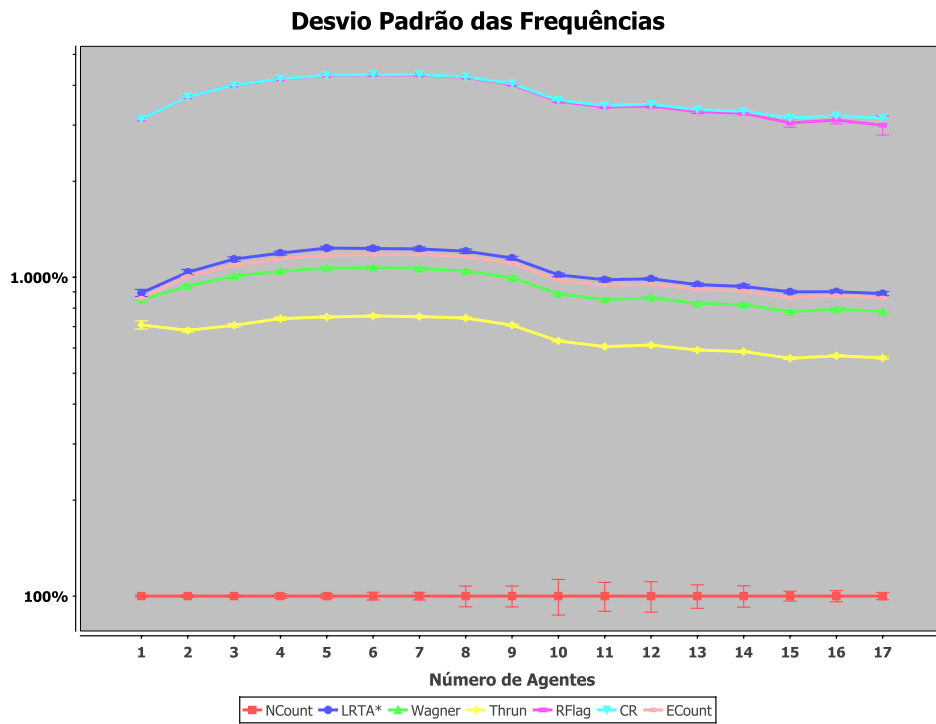
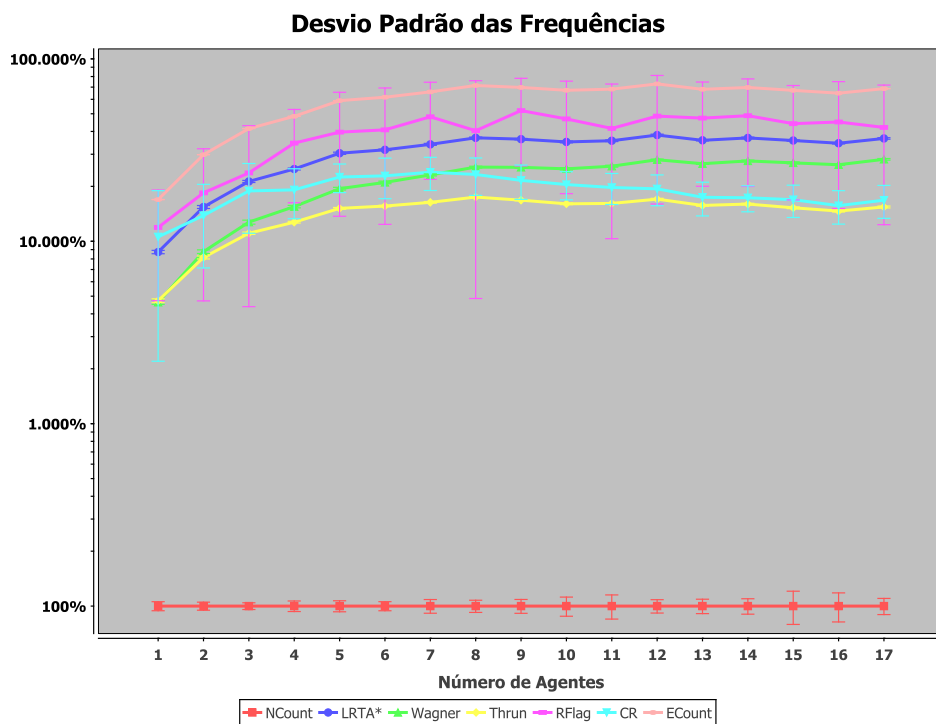
Figura 5.18: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa A

Figura 5.19: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Ciclos Corridor



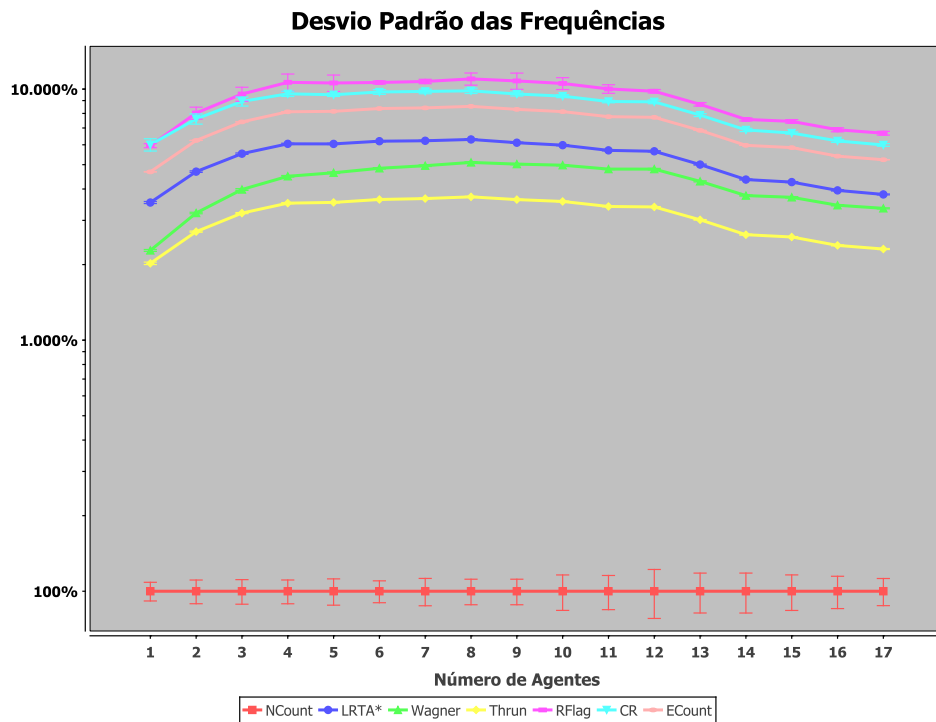
Fonte: O autor

Figura 5.20: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Grid



Fonte: O autor

Figura 5.21: Gráfico com as estratégias *swarm* da literatura na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Islands



5.2.3.2 Novas Estratégias ZR

Na análise conjunta incluindo as estratégias da literatura e as novas estratégias, os resultados deixaram de seguir a tendência das métricas anteriores, como pode ser visto no quadro 5.6. Dessa vez as melhores estratégias foram versões ZR das melhores estratégias 1-range na métrica: NCount e Thrun. Além disso, tivemos pela primeira vez versões não estendidas das novas estratégias ZR e também a presença de uma estratégia 1-range no ranking. As novas estratégias ZR perderam para a estratégia NCount nos mapas **Islands** (figura 5.25) e **Grid** (figura 5.24). A estratégia EZR(NCount,g) superou a estratégia em que foi baseada nos mapas **A** (figura 5.22) e **Cicles Corridor** (figura 5.23).

Quadro 5.6: Top 5 na métrica Desvio Padrão das Frequências incluindo as novas estratégias ZR

	Map A	Islands	Grid	Cicles	Ranking Médio
NCount	2	1	1	2	1,5
EZR(NCount,g)	1	2	2	1	1,5
ZR(NCount,g)	3	3	3	3	3
ZR(Thrun,g)	5	4	5	4	4,5
ZR(Thrun,n)	4	5	4	5	4,5

Fonte: O autor

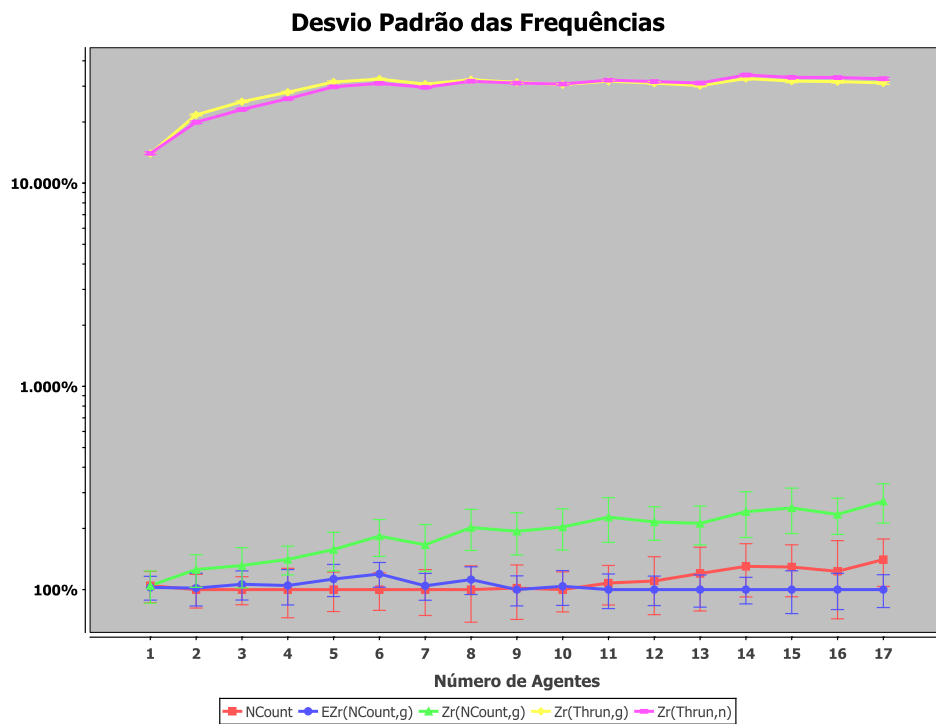
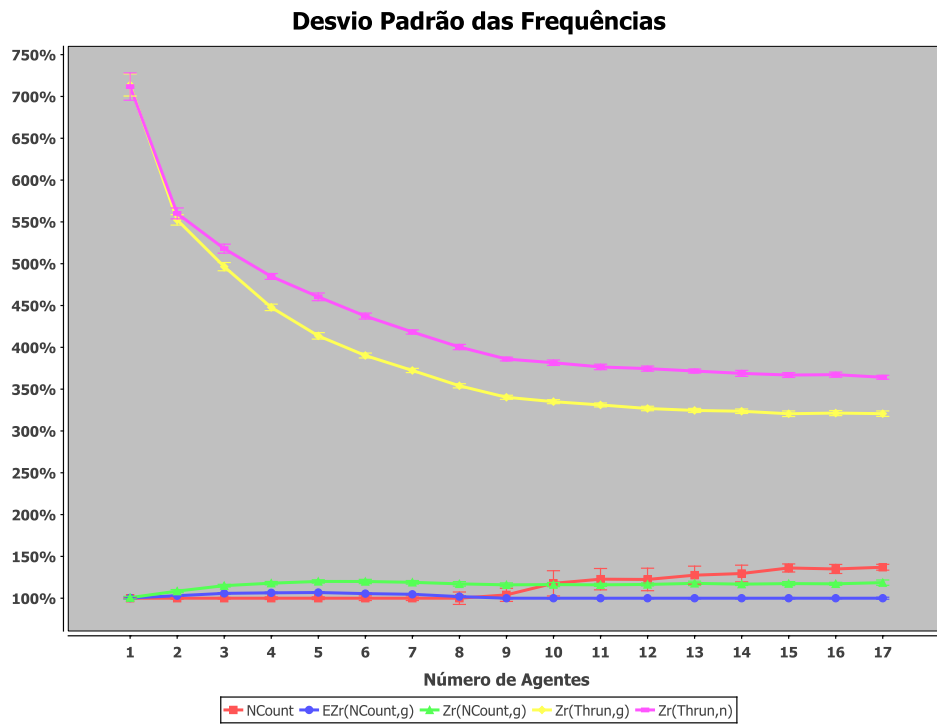
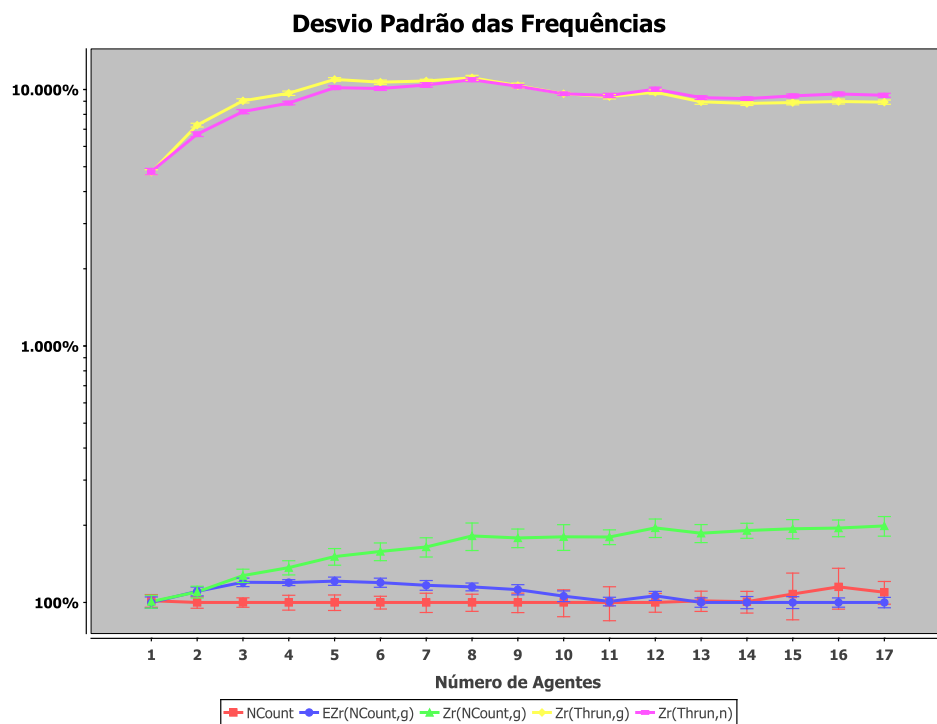
Figura 5.22: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa A

Figura 5.23: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Cicles Corridor



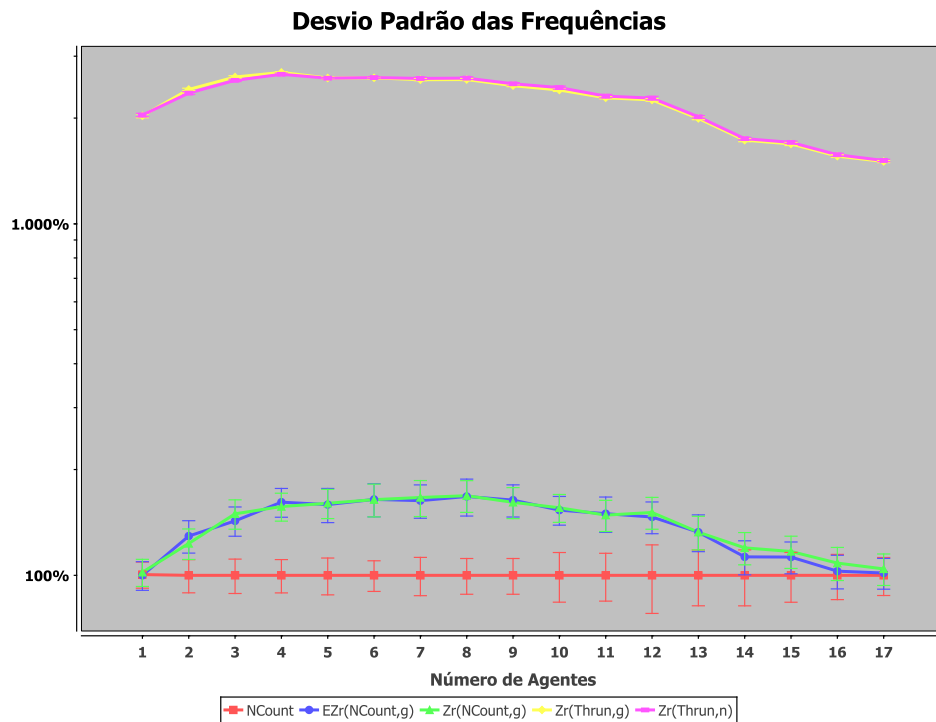
Fonte: O autor

Figura 5.24: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Grid



Fonte: O autor

Figura 5.25: Gráfico incluindo as novas estratégias ZR na métrica Desvio Padrão das Frequências - Mapa Islands



Fonte: O autor

5.3 Considerações Finais

Nesta seção apresentamos comparações englobando exclusivamente as estratégias *swarm* da literatura e também comparações incluindo as novas estratégias ZR e EZR, criadas a partir dos métodos propostos neste trabalho. As comparações foram divididas por métricas e gráficos foram usados para exibir com mais detalhe o desempenho de cada estratégia com diferentes quantidade de agentes. Além disso, montamos rankings para facilitar a identificação das melhores estratégias no geral. A partir dos resultados podemos fazer algumas observações importantes:

- As estratégias 0-range da literatura bem como as novas estratégias ZR apresentadas neste trabalho se mostraram, no geral, melhores que as estratégias 1-range na maioria das métricas. Isso surpreende, porque as estratégias 1-range contam com mais informações para tomar suas decisões.
- A estratégia CR teve o melhor desempenho nas duas métricas de intervalo, IM e IQM. Porém, como esperado, não se beneficia do aumento na quantidade de agentes devido a falta de mecanismos de cooperação entre os agentes. A estratégia ECount, por outro lado, se beneficia bastante do aumento no número de agentes.
- O bom desempenho de uma estratégia 1-range em alguma métrica não é garantia que sua versão ZR ou EZR também apresentará bom desempenho. Isso só aconteceu na

métrica DPF com a estratégia NCount, que, por sua vez, é deveras superior às outras 1-range nessa métrica em particular.

- Alguns mapas apresentaram resultados similares para algumas métricas. Isso pode dever-se à semelhanças topológicas entre eles.
- As novas estratégias, no geral, foram piores que as suas respectivas versões estendidas, o que já era esperado inicialmente. O problema de **agrupamento de agentes** citado no capítulo 4 parece ter sido um problema maior nas métricas IM e IQM, enquanto teve menor impacto na métrica DPF.
- As políticas de memória não tiveram muita influência nas métricas IM e IQM, onde as duas políticas de uma mesma estratégia apresentaram resultados equivalentes. Já no caso da métrica DPF, os resultados mostram que a política de sincronização global é mais importante para o desempenho das novas estratégias.

6

Conclusão

Neste trabalho vimos que o alcance da percepção 1-range é o caso mais comum na literatura, porém isso pode causar um impacto negativo na construção de robôs patrulhadores pois requer o uso de comunicação sem fio.

A partir dessa motivação foram desenvolvidos dois métodos para reduzir o nível de percepção dos agentes das estratégias 1-range da literatura, porém, com o importante cuidado de não interferir na capacidade de cooperação dos mesmos. O método ZR cumpre o objetivo com sucesso fazendo uso de uma dupla de memórias. O segundo método, EZR, foi proposto como uma extensão do método ZR para contornar um problema que causava impacto no desempenho das estratégias desenvolvidas a partir do primeiro método. A alteração se mostrou efetiva tendo em vista que o segundo método se mostrou melhor que o primeiro na maioria das métricas.

No total foram desenvolvidas 20 novas estratégias, 10 ZR mais 10 EZR, neste trabalho. Todas foram avaliadas em um grande experimento envolvendo tanto as novas estratégias, como várias estratégias 0-range e 1-range da literatura. É possível observar nos resultados como as novas estratégias ficaram sempre entre as melhores. Além de superar as suas contrapartes 1-range na grande maioria das métricas.

Além dos experimentos com as novas estratégias, comparamos separadamente apenas as estratégias originais da literatura e constatamos a superioridade das estratégias 0-range da literatura, CR e EC, sobre as demais estratégias 1-range. Essa comparação é uma importante contribuição dada a falta de comparações envolvendo estas estratégias na literatura. Além disso, é interessante observar como existem tão poucas estratégias 0-range mesmo com o grande potencial que demonstraram ter nos resultados deste trabalho.

6.1 Publicações

Dois artigos abordando o tema deste trabalho foram elaborados. O primeiro foi publicado na conferência LARS (Latim America Robotics Symposium), contemplou o método ZR inicial e provou o potencial do mesmo construindo um robô de baixo custo capaz de executar estratégias ZR criadas a partir do método ZR proposto (SAMPAIO; SOUSA; ROCHA, 2016). O segundo

artigo estende o primeiro adicionando a proposta do método EZR, este segundo artigo foi submetido para a revista *Journal of Intelligent & Robotic Systems* em 20 de dezembro de 2016, mas ainda não recebemos retorno.

6.2 Trabalhos Futuros

Para este trabalho utilizamos um ambiente de simulação para realização dos experimentos. Dessa forma, um trabalho futuro importante seria analisar as novas estratégias diretamente em aplicações reais utilizando grupos de robôs de baixo custo.

Outro trabalho interessante seria investigar melhor o impacto do problema de agrupamento de agentes em estratégias 1-range. Criando novas extensões que mantenham o nível 1-range de percepção porém com a adição de mecanismos que anulem o problema. Dessa forma, através de comparações, seria possível verificar se ocorrem melhorias como as que foram vistas nas novas estratégias EZR.

Referências

- AGMON, N. On events in multi-robot patrol in adversarial environments. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS: VOLUME 2-VOLUME 2, 9. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2010. p.591–598.
- AGMON, N. et al. The impact of adversarial knowledge on adversarial planning in perimeter patrol. In: AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS-VOLUME 1, 7. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2008. p.55–62.
- ALMEIDA, A. et al. Recent advances on multi-agent patrolling. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2004. p.474–483.
- ASGHAR, A. B.; SMITH, S. L. Stochastic patrolling in adversarial settings. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE (ACC), 2016. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2016. p.6435–6440.
- BAGLIETTO, M. et al. Multi-robot uniform frequency coverage of significant locations in the environment. In: **Distributed Autonomous Robotic Systems 8**. [S.l.]: Springer, 2009. p.3–14.
- BIRK, A.; CONDEA, C. Mobile robot communication without the drawbacks of wireless networking. In: ROBOT SOCCER WORLD CUP. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2005. p.585–592.
- CAMAZINE, S. **Self-organization in biological systems**. [S.l.]: Princeton University Press, 2003.
- CHEVALEYRE, Y.; SEMPE, F.; RAMALHO, G. A theoretical analysis of multi-agent patrolling strategies. In: THIRD INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS-VOLUME 3. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2004. p.1524–1525.
- ELOR, Y.; BRUCKSTEIN, A. M. Multi-agent graph patrolling and partitioning. In: IEEE/WIC/ACM INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON WEB INTELLIGENCE AND INTELLIGENT AGENT TECHNOLOGY-VOLUME 02, 2009. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2009. p.52–57.
- ELOR, Y.; BRUCKSTEIN, A. M. Autonomous multi-agent cycle based patrolling. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SWARM INTELLIGENCE. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. p.119–130.
- FANG, F. et al. Deploying PAWS to combat poaching: game-theoretic patrolling in areas with complex terrain. In: AAAI. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2016. p.4355–4356.
- FLEISCHNER, H. The square of every two-connected graph is Hamiltonian. **Journal of Combinatorial Theory, Series B**, [S.l.], v.16, n.1, p.29–34, 1974.
- GORDON, N. **Fundamental problems in the theory of multi-agent robotics**. 2010. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Technion.
- KOENIG, S.; LIU, Y. Terrain coverage with ant robots: a simulation study. In: AUTONOMOUS AGENTS. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2001. p.600–607.

MACHADO, A. et al. Multi-agent patrolling: an empirical analysis of alternative architectures. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON MULTI-AGENT SYSTEMS AND AGENT-BASED SIMULATION. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2002. p.155–170.

PENNISI, A. et al. Multi-robot surveillance through a distributed sensor network. In: **Cooperative Robots and Sensor Networks 2015**. [S.l.]: Springer, 2015. p.77–98.

PORTUGAL, D.; ROCHA, R. P. Multi-robot patrolling algorithms: examining performance and scalability. **Advanced Robotics**, [S.l.], v.27, n.5, p.325–336, 2013.

SAK, T.; WAINER, J.; GOLDENSTEIN, S. K. Probabilistic multiagent patrolling. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008. p.124–133.

SAMPAIO, P. A. Patrulha temporal: taxonomia, métricas e novas soluções. , [S.l.], 2013.

SAMPAIO, P. A.; RAMALHO, G.; TEDESCO, P. The gravitational strategy for the timed patrolling. In: TOOLS WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE (ICTAI), 2010 22ND IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. v.1, p.113–120.

SAMPAIO, P. A.; SOUSA, R. D. S.; ROCHA, A. N. New Patrolling Strategies with Short-Range Perception. In: ROBOTICS SYMPOSIUM AND IV BRAZILIAN ROBOTICS SYMPOSIUM (LARS/SBR), 2016 XIII LATIN AMERICAN. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2016. p.157–162.

WAGNER, I. A.; BRUCKSTEIN, A. M. Hamiltonian (t)-an ant-inspired heuristic for recognizing Hamiltonian graphs. In: EVOLUTIONARY COMPUTATION, 1999. CEC 99. PROCEEDINGS OF THE 1999 CONGRESS ON. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1999. v.2.

WAGNER, I. A.; LINDENBAUM, M.; BRUCKSTEIN, A. M. Distributed covering by ant-robots using evaporating traces. **IEEE Transactions on Robotics and Automation**, [S.l.], v.15, n.5, p.918–933, 1999.

ZAVLANOS, M. M.; RIBEIRO, A.; PAPPAS, G. J. Network integrity in mobile robotic networks. **IEEE Transactions on Automatic Control**, [S.l.], v.58, n.1, p.3–18, 2013.