

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
INSTITUTO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

ANDERSON ROCHA TAVARES

**Uma abordagem baseada em agentes para
simulação de tarifação viária e
comunicação inter-veicular**

Dissertação apresentada como requisito parcial
para a obtenção do grau de
Mestre em Ciência da Computação

Profa. Dra. Ana Lucia Cetertich Bazzan
Orientadora

Porto Alegre, julho de 2013

CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

Tavares, Anderson Rocha

Uma abordagem baseada em agentes para simulação de tarifação viária e comunicação inter-veicular / Anderson Rocha Tavares. – Porto Alegre: PPGC da UFRGS, 2013.

86 f.: il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Computação, Porto Alegre, BR-RS, 2013. Orientadora: Ana Lucia Cetertich Bazzan.

1. Inteligência artificial. 2. Sistemas multiagente. 3. Simulação baseada em agentes. 4. Sistemas inteligentes de transporte. I. Bazzan, Ana Lucia Cetertich. II. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. Carlos Alexandre Netto

Vice-Reitor: Prof. Rui Vicente Oppermann

Pró-Reitor de Pós-Graduação: Prof. Vladimir Pinheiro do Nascimento

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Luís da Cunha Lamb

Coordenador do PPGC: Prof. Luigi Carro

Bibliotecária-chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

*“Resolver engarrafamentos com vias maiores
é como apagar fogo com gasolina”*

— ENRIQUE PEÑALOSA, PREFEITO DE BOGOTÁ DE 1998 A 2001

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente ao todo, ao universo, esse infinito e perfeito “software” sem código-fonte, do qual nos é permitido apenas fazer engenharia reversa através da ciência.

À mainha e à maninha pelo amor, paciência e apoio mesmo à distância. Ao pai pela força, pelos exemplos e pelos feitos que o tempo não vai apagar. Um salve também a todos os Rochas e Tavares, super famílias.

Um muito obrigado à minha orientadora Ana Bazzan pela confiança depositada, pela orientação precisa e por ser um verdadeiro exemplo de profissionalismo, conduta, determinação e paixão pela ciência. Por escrever certo e me corrigir as linhas tortas.

Obrigado aos professores da banca de avaliação, pela leitura cuidadosa e sugestões valiosas para melhoria deste trabalho.

Aos irmãos da Rep, ao pessoal do Felizardo Furtado, aos companheiros do MASLAB e do INF-UFRGS, Wu Song, ELM-Doido, Racionalismo Cristão, Deton-Heitor, CETEC, Cingapura e outras facções: meus amigos, muito obrigado pela convivência, pelas experiências, pelos battle-nights, poker-nights, pelos sofrimentos divididos e pelas alegrias multiplicadas.

Obrigado aos grandes professores da graduação e da pós por serem verdadeiros mestres da ciência e da vida, cuja conduta dentro e fora de sala de aula é inspiradora.

Ao CNPq e ao projeto RS-SOC pelo auxílio financeiro fundamental para o desenvolvimento do trabalho. Agradeço também ao RU pelo combustível diário a preços motivadores, aos hardwares e softwares do MASLAB, às trilhas sonoras motivadoras e ao café e ao energético, *boosters* de desempenho dos momentos críticos.

E por fim a Ela, boa e bela, que me fez ver que Porto Alegre é bom demais da conta, che.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	7
LISTA DE SÍMBOLOS	8
LISTA DE FIGURAS	10
LISTA DE TABELAS	11
RESUMO	12
ABSTRACT	13
1 INTRODUÇÃO	14
1.1 Motivação	14
1.2 Proposta	15
1.3 Organização dos capítulos	17
2 FUNDAMENTAÇÃO	18
2.1 Agentes autônomos e sistemas multiagente	18
2.2 Aprendizado por reforço	18
2.2.1 Aprendizado por reforço multiagente	20
2.3 Oferta e demanda em sistemas de transporte	21
2.4 Sistemas inteligentes de transporte - ITS	21
2.4.1 Tarifação viária e coleta eletrônica	22
2.4.2 Comunicação inter-veicular - IVC	22
2.5 Simulação de Tráfego	24
2.5.1 Modelo de Krauß	24
2.5.2 Simulador de tráfego SUMO	25
2.6 Resumo	26
3 TRABALHOS RELACIONADOS	27
3.1 Tarifação viária adaptativa	27
3.1.1 Abordagens centralizadas	27
3.1.2 Abordagens descentralizadas	28
3.1.3 Um método alternativo à tarifação	29
3.1.4 Resumo	30
3.2 Comunicação inter-veicular e agentes maliciosos	31
3.2.1 Comunicação inter-veicular	31
3.2.2 Agentes maliciosos em sistemas multiagente	32

3.2.3	Agentes maliciosos em sistemas de transporte	32
3.2.4	Resumo	34
4	ABORDAGEM PROPOSTA	36
4.1	Modelo do agente motorista	36
4.1.1	Replanejamento em viagem	38
4.1.2	Comunicação inter-veicular - IVC	39
4.1.3	Agentes maliciosos	41
4.2	Modelo do gerente viário	43
4.2.1	Modelo do processo de decisão de Markov - MDP	44
4.2.2	Exploração vs. aproveitamento	44
4.2.3	Algoritmo	45
4.3	Simulação	45
4.4	Resumo	47
5	EXPERIMENTOS	49
5.1	Cenário estudado	49
5.2	Tarifação viária	50
5.2.1	Geração de carga	50
5.2.2	Métodos para comparação	51
5.2.3	Parâmetros	52
5.2.4	Resultados - gerentes viários	53
5.2.5	Resultados - motoristas	57
5.2.6	Resumo	63
5.3	Comunicação inter-veicular	64
5.3.1	Geração de carga	64
5.3.2	Comportamento dos agentes motoristas	65
5.3.3	Metodologia dos experimentos	65
5.3.4	Resultados - agentes maliciosos não-coordenados	67
5.3.5	Resultados - frota de agentes maliciosos	69
5.3.6	Resumo	74
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	76
6.1	Conclusões	76
6.2	Contribuições	77
6.3	Perspectivas de continuidade	78
6.4	Sistemas de transporte e sociedade	79
	APÊNDICE A - MATRIZ OD DA REDE DE PORTO ALEGRE	81
	REFERÊNCIAS	82

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABS	Simulação baseada em agentes (<i>agent-based simulation</i>)
API	Interface para programação de aplicações (<i>application programming interface</i>)
AR	Aprendizado por reforço
DUE	Equilíbrio dinâmico do usuário (<i>dynamic user equilibrium</i>)
ITS	Sistemas inteligentes de transporte (<i>intelligent transportation systems</i>)
IVC	Comunicação inter-veicular (<i>inter-vehicular communication</i>)
MDP	Processo de decisão de Markov (<i>Markov decision process</i>)
MMDP	Processo de decisão de Markov multiagente (<i>multiagent Markov decision process</i>)
TraCI	<i>Traffic control interface</i>
VANET	Rede ad-hoc veicular (<i>vehicular ad-hoc network</i>)

LISTA DE SÍMBOLOS

f_l	Tempo de viagem em fluxo livre no link l
p_l	Tarifa do link l
P_{max}	Tarifa máxima que pode ser aplicada na rede viária
$t_{d,l}$	Tempo de viagem que o motorista d conhece para o link l
$p_{d,l}$	Tarifa que o motorista d conhece para o link l
$a_{t_{d,l}}$	Idade da informação sobre o tempo de viagem que o motorista d conhece para o link l
$a_{p_{d,l}}$	Idade da informação sobre a tarifa que o motorista d conhece para o link l
$z_{d,l}$	Custo que o motorista d conhece para o link l
ρ_d	Preferência do motorista d para minimização do tempo de viagem ou das despesas com tarifas
$t'_{d,l}$	Tempo de viagem que o motorista d informa sobre o link l via IVC
$p'_{d,l}$	Tarifa que o motorista d informa sobre o link l via IVC
$a'_{t_{d,l}}$	Idade da informação sobre o tempo de viagem no link l que o motorista d informa via IVC
$a'_{p_{d,l}}$	Idade da informação sobre a tarifa no link l que o motorista d informa via IVC
ℓ_d^\uparrow	Link de origem do motorista d
ℓ_d^\downarrow	Link de destino do motorista d
τ_d	Tempo de início da viagem do motorista d
δ	Alcance da comunicação inter-veicular
η	Número de episódios de uma simulação
L	Conjunto de links da rede viária
D	Conjunto de motoristas
D^+	Conjunto de motoristas que realizam comunicação inter-veicular
$D^\#$	Conjunto de motoristas maliciosos
$D_=$	Conjunto de motoristas honestos com as mesmas origens e destinos de um malicioso

D_{\neq}	Conjunto de motoristas honestos com origens ou destinos diferentes de um malicioso
D°	Conjunto de motoristas que realizam replanejamento em viagem
$\#$	Comportamento dos agentes maliciosos (frota ou individual)
\mathcal{P}_d	Conjunto de rotas que um motorista possui no método de Gawron
β	Fator de incorporação do tempo de viagem de uma rota não percorrida por um motorista no método de Gawron

LISTA DE FIGURAS

2.1	Um sistema multiagente. As esferas de influência dos agentes são delimitadas pelas linhas pontilhadas.	19
2.2	Uma rede viária (a) e o grafo (b) correspondente que a modela.	21
4.1	A função γ para diferentes valores do parâmetro λ	40
4.2	Variação de ϵ nos estágios de exploração e aproveitamento.	45
4.3	Ciclo percepção-raciocínio-ação dos agentes modelados.	47
5.1	Mapa real e simulado das principais vias arteriais de Porto Alegre.	50
5.2	Mapa de calor da ocupação das vias na simulação de geração de carga.	51
5.3	Carga para os experimentos de tarifação viária.	52
5.4	Número de viagens concluídas por episódio com o método de Gawron.	53
5.5	Recompensa média dos gerentes viários por episódio.	54
5.6	Fluxo na rede viária das tarifações via AR e fixa comparadas ao método de Gawron	55
5.7	Arrecadação total dos gerentes viários por episódio.	57
5.8	Tempo de viagem comparado dos motoristas por episódio.	59
5.9	Despesas comparadas dos motoristas por episódio.	61
5.10	Custos comparados dos motoristas por episódio.	62
5.11	Resumo da análise dos experimentos de tarifação viária.	63
5.12	Organização dos agentes nos experimentos de IVC.	66
5.13	Tempo de viagem dos motoristas no experimento com $\# = individual$	68
5.14	Desempenho dos motoristas no experimento com $\# = frota$	70
5.15	Desempenho da frota nos 5 últimos episódios de cada simulação.	72
5.16	Frotas com os melhores (a) e piores (b) desempenhos.	73

LISTA DE TABELAS

3.1	Aspectos dessa dissertação e dos trabalhos relacionados à tarifação viária.	31
3.2	Aspectos dessa dissertação e trabalhos relacionados à comunicação inter-veicular.	35
5.1	Cardinalidade dos conjuntos de motoristas cujo desempenho é avaliado.	66
5.2	Média do desempenho dos motoristas honestos ao longo dos 5 últimos episódios para cada $ D^\# $; $\# = individual$	68
5.3	Desempenho dos motoristas honestos na presença da frota comparado à situação onde o grupo de agentes maliciosos não se coordena. . . .	71
5.4	Desempenho dos motoristas honestos na presença da frota comparado à situação onde não há motoristas maliciosos.	71
5.5	Coefficientes de correlação entre as distâncias percorridas e o desempenho dos agentes da frota.	73
6.1	Matriz OD da rede viária de Porto Alegre.	81

RESUMO

Sistemas de transporte são sistemas complexos compostos de diferentes entidades que interagem entre si. A otimização do uso da infraestrutura de transporte existente, que é cada vez mais necessária dado o crescente aumento da demanda por mobilidade, passa pela simulação de novas tecnologias que podem vir a ser utilizadas no futuro, como a comunicação inter-veicular (IVC) e a tarifação viária adaptativa.

Esta dissertação apresenta uma abordagem baseada em agentes para simulação de comunicação inter-veicular e tarifação viária adaptativa em sistemas de transporte. Motoristas são modelados como agentes minimizadores de custo, composto pelo tempo de viagem e pelas despesas com tarifas viárias. Os motoristas podem usar IVC para expandir seu conhecimento do estado da rede viária. Entre os motoristas que usam IVC, podem existir agentes maliciosos, que buscam afastar os demais de suas rotas, através da divulgação de informações falsas. Os agentes maliciosos podem ainda agir de maneira coordenada, de modo a divulgarem informações falsas sobre as rotas de todos os agentes do grupo. Pelo lado da infraestrutura, gerentes viários percebem o fluxo de veículos nas vias da rede viária e definem as tarifas a serem aplicadas através de um esquema de aprendizado por reforço.

Nos experimentos realizados, empregamos um modelo microscópico de simulação de tráfego, o que permite observar o comportamento individual de cada entidade do sistema de transporte sob estudo. O cenário onde as simulações são executadas é uma rede viária com as principais vias arteriais da cidade de Porto Alegre, Brasil.

Resultados experimentais indicam que um pequeno grupo coordenado de agentes maliciosos em cenários de IVC é capaz de causar prejuízos significativos aos demais motoristas. Embora na média o grupo não consiga reduzir seu tempo de viagem, alguns agentes maliciosos são beneficiados pela coordenação do grupo. Com relação à tarifação viária, os resultados experimentais indicam que o esquema de aprendizado por reforço não possui a mesma eficácia de um esquema de tarifação fixa quando se trata da maximização de fluxo de veículos na rede viária. Ambos os esquemas de tarifação são superados por um método de otimização de tráfego que assume conhecimento completo do estado da rede viária pelos motoristas. No aspecto individual, sob tarifação via aprendizado por reforço, os custos de deslocamento dos motoristas são superiores em comparação aos custos sob tarifação fixa.

O modelo baseado em agentes apresentado nesta dissertação representa uma contribuição em direção à proposição de uma metodologia para integrar modelos comportamentais de usuários de sistemas de transporte que reagem aos padrões de tráfego e medidas de controle desses padrões, com foco em métodos descentralizados e distribuídos.

Palavras-chave: Inteligência artificial, sistemas multiagente, simulação baseada em agentes, sistemas inteligentes de transporte.

An agent-based approach for simulation of road pricing and inter-vehicular communication in intelligent transportation systems

ABSTRACT

Transportation systems are complex systems composed of different interacting entities. The optimization of the existing transportation infrastructure usage, which becomes increasingly necessary given the increasing demand for mobility, requires simulation of new technologies that might be used in the future, such as inter-vehicular communication (IVC) and adaptive road pricing.

This dissertation presents an agent-based approach for simulation of inter-vehicular communication and adaptive road pricing in transportation systems. Drivers are modeled as cost-minimizer agents, where the cost is composed by travel time and expenditure. Drivers can use IVC to expand their knowledge of the road network state. Among the IVC users, there might be malicious agents, which try to divert other drivers from their routes by spreading false information. The malicious agents can act in a coordinated way, by spreading false information about the routes of all the agents in the group. In the infrastructure side, link managers perceive the vehicular flow in the roads and define the prices to be applied by means of a reinforcement learning scheme.

In the experiments, we employ a microscopic traffic simulation model, which allows us to observe the individual behavior of each entity in the studied transportation system. The scenario where the simulations are run is a road network with the main arterial roads of the city of Porto Alegre, Brazil.

Experimental results indicate that a small group of coordinated malicious agents in IVC scenarios is able to cause significant losses to the other drivers. Although in average the group does not succeed in reducing their travel times, some agents are benefited by the coordination of the group. Regarding road pricing, experimental results indicate that the reinforcement learning scheme does not achieve the same effectiveness of a fixed pricing approach regarding the maximization of vehicular flow in the road network. Both pricing schemes are outperformed by an optimization method that assumes full knowledge of the road network state by the drivers. In the individual aspect, under pricing via reinforcement learning, drivers' costs are higher compared to their costs under fixed pricing.

The agent-based model presented in this dissertation is a contribution towards a methodology to integrate behavioral models of human travelers reacting to traffic patterns and control measures of these traffic patterns, focusing on distributed and decentralized methods.

Keywords: artificial intelligence, multiagent systems, agent-based simulation, intelligent transportation systems.

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta o contexto no qual a dissertação se insere, discutindo a motivação (Seção 1.1), a proposta de trabalho com um comentário geral sobre os resultados experimentais (Seção 1.2) e a organização dos demais capítulos (Seção 1.3).

1.1 Motivação

Em toda a história da humanidade, o transporte de pessoas, bens e serviços tem sido fundamental para o desenvolvimento da civilização. A questão do transporte e da mobilidade afeta todos os níveis da sociedade e sempre apresentou questões desafiadoras aos responsáveis por disponibilizar infraestrutura e métodos de organização do trânsito.

Problemas de trânsito existem desde quando o ser humano começou a se deslocar em veículos. Na Roma antiga, a intensidade do tráfego de carroças fez com que Júlio César declarasse proibido o uso desses veículos durante certas horas do dia, exceto para o transporte de materiais de construção para templos e obras públicas (STACCIOLI, 2003, p. 21). Em Pompéia, estudos arqueológicos sobre os padrões de desgaste das vias mostram que o tráfego se desenvolvia primariamente em vias de mão única e era até mesmo proibido em algumas ruas (Poehler, 2006 apud Vanderbilt, 2008).

Esses casos são exemplos de que os problemas de trânsito não são exclusivos da sociedade moderna. Porém, o aumento cada vez mais acentuado da demanda por mobilidade faz este tema ganhar crescente atenção nos dias atuais. Além do crescente aumento da demanda por mobilidade, Hasan; Yaz (1999) lembram que, em muitos lugares, a capacidade espacial e ambiental para expansão da infraestrutura de transporte vem chegando ao limite.

Nessa situação, a otimização do uso da infraestrutura de transporte existente se mostra a solução mais adequada para a crescente demanda por mobilidade. Nesse sentido, diversas medidas que visam manter uma mobilidade sustentável têm sido adotadas em várias cidades do mundo. Como exemplos, podemos citar a restrição do tráfego veicular em certas áreas urbanas (Roma, Paris, Amsterdam) e o rodízio de veículos (São Paulo, Cidade do México), entre outras medidas. No entanto, essas medidas impõem restrições na liberdade de movimento de muitos cidadãos.

É desejável que, ao invés de restringir-se a liberdade de movimento dos cidadãos, a otimização do tráfego veicular envolva métodos inteligentes que incentivem o usuário de transporte a planejar melhor suas necessidades de deslocamento. Os sistemas inteligentes de transporte ou ITS (intelligent transportation systems) surgem neste contexto. ITS envolve a aplicação de conhecimentos e métodos ligados às áreas de tecnologia da informação aos sistemas de transporte existentes para melhoria da mobilidade, segurança, qualidade do ar, entre outros benefícios.

Um desafio existente em ITS é a simulação de novas tecnologias. Esta questão é especialmente desafiadora porque o comportamento humano nos sistemas de transporte precisa ser considerado. Uma forma de se tratar esse desafio é a aplicação de técnicas de inteligência artificial, em especial os sistemas multiagente e simulações baseadas em agentes (ABS - agent-based simulation). Através de ABS, é possível se modelar o processo decisório e a interação dos atores de um sistema de transporte, sejam eles os motoristas, os gerentes de infraestrutura ou outros integrantes do sistema (BAZZAN; KLÜGL, 2013).

1.2 Proposta

Esta dissertação apresenta uma abordagem baseada em agentes para simulação de tarifação viária e comunicação inter-veicular em sistemas inteligentes de transporte. A rede de tráfego veicular (ou rede viária) é o ambiente de um sistema multiagente onde motoristas e agentes da infraestrutura com objetivos distintos se situam.

Pelo lado da infraestrutura, propõe-se um esquema de tarifação viária adaptativa, onde agentes gerentes viários (ou simplesmente gerentes viários) controlam as tarifas das vias da rede viária. O objetivo de cada gerente viário é maximizar o número de motoristas que usam a via por ele gerenciada. O objetivo dos gerentes viários como um todo é aumentar o número de viagens completadas na rede viária em uma mesma janela de tempo, sem a existência de um mecanismo explícito de coordenação.

Para maximizar o número de veículos em cada via da rede viária, cada gerente viário deve encontrar uma tarifa adequada para a via por ele gerenciada. Por exemplo, se o preço é baixo a ponto da via ser muito atrativa, a tendência é que muitos motoristas queiram usá-la. Isto pode gerar congestionamentos, reduzindo o fluxo de veículos e impedindo que a via seja usada por mais motoristas no futuro. Para determinação das tarifas, os gerentes viários utilizam um mecanismo baseado em aprendizado por reforço.

Os motoristas são modelados como agentes que buscam minimizar o custo de seu deslocamento pela rede viária. O custo é percebido como uma combinação do tempo de viagem e dos gastos com a tarifação viária. Motoristas são modelados com diferentes preferências, isto é, alguns atribuem maior importância ao tempo de viagem e outros aos gastos com a tarifação viária. Os motoristas possuem conhecimento global da topologia da rede viária e conhecimento parcial do seu estado. Isto é, os motoristas somente sabem os tempos de viagem e as tarifas das vias por onde trafegaram.

Dentre os motoristas, alguns possuem veículos dotados de dispositivos de comunicação inter-veicular (IVC). A comunicação inter-veicular consiste da troca de informações por veículos através de redes sem fio, especialmente redes veiculares *ad hoc* (VANETs). Esta troca de informações é benéfica, pois expande o conhecimento dos motoristas sobre o estado da rede viária.

Em um cenário onde veículos trocam informações sobre o tráfego viário, podem surgir agentes maliciosos que espalham informações falsas através de dispositivos de IVC adulterados para seu benefício. Neste trabalho, avalia-se a ação deste grupo de agentes maliciosos na rede viária quando eles agem individualmente, tentando afastar outros motoristas de suas próprias rotas e também quando eles agem de maneira coordenada, tentando afastar os demais motoristas das rotas de todos os agentes no grupo.

A contribuição do modelo proposto, que considera tanto agentes motoristas quanto agentes da infraestrutura viária, vai ao encontro do objetivo de longo prazo do grupo

de pesquisa onde o trabalho foi desenvolvido¹. O objetivo consiste em propor uma metodologia para integrar modelos comportamentais de usuários de sistemas de transporte que reagem aos padrões de tráfego e medidas de controle desses padrões, com foco em métodos descentralizados e distribuídos.

O modelo proposto é avaliado em duas vertentes separadas: tarifação viária adaptativa e efeito de agentes maliciosos agindo em grupo em cenários de IVC. Apesar de o modelo abranger tanto a questão da tarifação viária quanto a comunicação inter-veicular simultaneamente, nesse primeiro momento a análise dessas questões é feita de maneira separada. Essa separação facilita o entendimento de cada questão que o modelo contempla e serve de base para futuros estudos onde o efeito da integração das duas questões seja abordado.

A abordagem de tarifação viária via aprendizado por reforço é comparada com um método de tarifação fixa e um método de otimização de tráfego onde os motoristas possuem informação global do estado da rede viária. O objetivo dessa comparação é avaliar o desempenho da tarifação via aprendizado por reforço comparado à tarifação fixa e ainda verificar o desempenho de ambas as abordagens de tarifação comparado ao método que possui a vantagem dos motoristas terem informação global do estado da rede viária.

Com relação à ação dos agentes maliciosos em cenários de IVC, o objetivo é avaliar a diferença de desempenho dos agentes maliciosos quando eles agem de maneira individual comparada com a situação em que eles agem de maneira coordenada. Além disso, desejamos medir a quantidade necessária de agentes maliciosos agindo de maneira coordenada para que se tenha uma queda significativa no desempenho de todos os motoristas.

Para se avaliar as vertentes do modelo proposto neste trabalho, conduzimos simulações que consideram tanto o processo decisório individual dos agentes quanto o movimento de veículos pela rede viária em nível microscópico² em um cenário urbano contendo as principais vias arteriais de Porto Alegre, Brasil.

Os experimentos realizados sobre tarifação viária mostraram que o mecanismo de tarifação baseado em aprendizado por reforço não é capaz de superar o fluxo de veículos na rede viária obtido por um esquema de tarifação fixa. O método de otimização de tráfego onde os motoristas possuem conhecimento completo do estado da rede supera os dois esquemas de tarifação viária com relação ao fluxo de veículos obtido. Do ponto de vista dos motoristas, menores tempos de viagem são obtidos por eles sob tarifação via aprendizado por reforço, mas as despesas são superiores às obtidas sob tarifação fixa a ponto do custo total de deslocamento ser maior sob tarifação via aprendizado por reforço. Isso ocorre porque as tarifas configuradas via aprendizado por reforço são superiores às fixas, o que aumenta a arrecadação total, mas prejudica os motoristas.

Com relação à ação de agentes maliciosos em cenários de IVC, os resultados experimentais indicam que há motoristas maliciosos que melhoram seu desempenho por se coordenarem com os outros maliciosos, mas há outros que pioram seu desempenho. Na média, o grupo de agentes maliciosos não obtém benefícios por agir de maneira coordenada em comparação com a situação onde cada agente malicioso age individualmente. Apesar disso, os motoristas não-maliciosos (ou honestos) são significativamente prejudicados pelas mensagens falsas divulgadas via IVC, ainda mais quando um motorista honesto possui a mesma origem e destino de um malicioso. O prejuízo dos motoristas honestos é agravado quando os motoristas maliciosos agem de maneira coordenada. Os resultados experimentais indicam, ainda, que dentre os agentes que usam IVC, se menos

¹Multiagent Systems Lab. (MASLAB) - <http://www.inf.ufrgs.br/maslab>

²Nesse nível de detalhamento, os veículos são representados individualmente na rede viária e sua localização física é precisamente determinada. Para mais detalhes, ver a Seção 2.5.

de 1% espalhar mensagens falsas de maneira coordenada, os demais têm seus tempos de viagem aumentados em mais de 30%.

1.3 Organização dos capítulos

O restante do texto deste trabalho está estruturado da seguinte forma:

- Capítulo 2: apresenta a terminologia e os conceitos de base dos tópicos discutidos nesta dissertação.
- Capítulo 3: apresenta uma discussão sobre trabalhos relacionados a esta dissertação, em uma discussão separada para tarifação viária e comunicação inter-veicular.
- Capítulo 4: discute a abordagem baseada em agentes para simulação de tarifação viária e comunicação inter-veicular com presença de agentes maliciosos.
- Capítulo 5: apresenta os experimentos realizados para esta dissertação, discutindo a metodologia, o cenário estudado e os resultados separados para tarifação viária e comunicação inter-veicular com agentes maliciosos.
- Capítulo 6: apresenta uma revisão geral da dissertação, comentando as principais conclusões, perspectivas de continuidade e finaliza com uma breve reflexão sobre a relação do trabalho desenvolvido com a melhoria dos sistemas de transporte e as ligações disso com a sociedade.

2 FUNDAMENTAÇÃO

Esta dissertação apresenta uma abordagem baseada em agentes para simulação de tarifação viária e comunicação inter-veicular em sistemas inteligentes de transporte. Este capítulo apresenta a terminologia e conceitos básicos de cada um desses tópicos, para embasar o leitor menos familiarizado com algum dos temas abordados na dissertação. Referências para estudos mais aprofundados também são apresentadas.

Este capítulo começa com uma breve revisão sobre agentes autônomos e sistemas multiagente (Seção 2.1), aprendizado por reforço mono e multiagente (Seção 2.2), oferta e demanda em sistemas de transporte (Seção 2.3), sistemas inteligentes de transporte (Seção 2.4) e simulação de tráfego (Seção 2.5). Ao final, na Seção 2.6, é feita uma discussão geral dos tópicos revisados, associando-os ao trabalho desenvolvido nesta dissertação.

2.1 Agentes autônomos e sistemas multiagente

Um agente, segundo a definição de Franklin; Graesser (1997), é uma entidade capaz de perceber seu ambiente, por meio de sensores, e de agir sobre esse ambiente ao longo do tempo, por meio de atuadores, com um objetivo próprio. Um agente autônomo é aquele cujas ações se baseiam em suas percepções e aprendizado ao invés de se basear apenas no conhecimento anterior de seu projetista.

Um sistema multiagente, de acordo com Wooldridge (2002), é composto por múltiplos agentes que interagem entre si. Cada agente atua sobre o ambiente e possui, portanto, uma “esfera” de influência sobre o mesmo. As esferas de influência de diferentes agentes podem se sobrepor e isso pode gerar relações entre os agentes.

A Fig. 2.1 ilustra um sistema multiagente. O detalhe do ciclo percepção-raciocínio-ação de um agente é exibido à esquerda. Na Fig. 2.1, os agentes a_2 e a_3 têm uma interseção em suas esferas de influência. Isso poderia ser um recurso que os dois agentes necessitam ou uma situação em que as ações dos dois agentes interferem uma sobre a outra. Nesse caso, os agentes devem se coordenar para obter o melhor resultado possível dessa interação.

Para uma leitura mais aprofundada em agentes autônomos e sistemas multiagente, o leitor pode consultar (WOOLDRIDGE, 2002).

2.2 Aprendizado por reforço

Aprendizado por reforço lida com o problema de um agente aprender um comportamento através da interação com o ambiente. Essa interação permite a inferência de relações de causa e efeito sobre as consequências das ações do agente e o que ele deve fazer

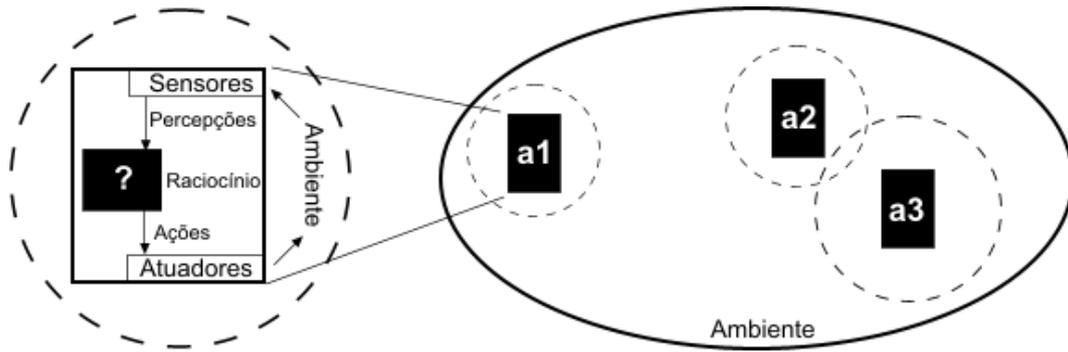


Figura 2.1: Um sistema multiagente. As esferas de influência dos agentes são delimitadas pelas linhas pontilhadas.

para atingir seus objetivos. Através de aprendizado por reforço, o agente aprende como mapear situações para ações, de modo a maximizar um sinal numérico de recompensa. O agente tem que lidar com um problema de decisão sequencial, isto é, suas ações podem afetar não apenas a recompensa imediata, mas também as recompensas subsequentes advindas de sua situação futura.

Geralmente, um problema de aprendizado por reforço é modelado como um processo de decisão de Markov (MDP - Markov decision process). Um MDP consiste de um conjunto discreto de estados do ambiente S , um conjunto discreto de ações A , uma função de transição de estados $T : S \times A \rightarrow \Gamma(S)$, onde $\Gamma(S)$ é uma distribuição de probabilidades sobre S , e uma função de recompensa $R : S \times A \rightarrow \mathbb{R}$.

O agente interage com o ambiente seguindo uma política π e tenta aprender a política ótima π^* . A política ótima mapeia o estado atual do ambiente $s \in S$ para uma ação $a \in A$ de forma que a utilidade futura é maximizada. A utilidade é baseada nas recompensas que o agente recebe ao interagir com o ambiente. Em cada estado, o agente deve escolher uma ação $a \in A$ de acordo com uma estratégia que equilibre a exploração (ganho de conhecimento) e o aproveitamento (uso de conhecimento). Uma estratégia possível é ϵ -greedy, que consiste em escolher uma ação aleatória (exploração) com probabilidade ϵ ou escolher a melhor ação conhecida (aproveitamento) com probabilidade $1 - \epsilon$.

Em Q-learning¹ o agente aprende a utilidade esperada de se realizar uma dada ação em um dado estado e seguir sua política π a partir daí. Essa utilidade esperada é chamada de valor-Q. Uma tabela-Q armazena os valores-Q para cada par estado-ação. Um valor-Q pode ser aprendido diretamente a partir do sinal de recompensa.

Dada uma tupla de experiência $\langle s, a, s', R \rangle$ que significa que o agente realizou a ação a no estado s , atingindo o estado s' e recebendo recompensa R , o agente atualiza o valor-Q do par estado-ação (s, a) de acordo com a Eq. 2.1. Nessa equação, $\alpha \in [0 : 1]$ é a taxa de aprendizado, $\sigma \in [0 : 1]$ é o fator de desconto e a ação a' é uma das que podem ser realizadas quando o agente está em s' . A taxa de aprendizado determina o quanto o valor-Q atual é ajustado em direção ao resultado da atual da interação com o ambiente. O fator de desconto atenua a incorporação do valor-Q da melhor ação possível do estado futuro s' do agente.

$$Q(s, a) = (1 - \alpha)Q(s, a) + \alpha(R + \sigma \max_{a'}(Q(s', a'))) \quad (2.1)$$

Q-learning é uma técnica que converge para a política ótima, dadas certas condições

¹Em alguns livros-texto, usa-se o nome traduzido: aprendizagem Q.

(WATKINS; DAYAN, 1992). Para uma leitura mais aprofundada sobre aprendizado por reforço, as referências (KAELBLING; LITTMAN; MOORE, 1996) e (SUTTON; BARTO, 1998) podem ser consultadas. Uma descrição específica e aprofundada sobre Q-learning é encontrada em (WATKINS; DAYAN, 1992).

2.2.1 Aprendizado por reforço multiagente

Para a tarefa de aprendizado por reforço monoagente, algoritmos consistentes com boas propriedades de convergência, como o anteriormente mencionado Q-learning (WATKINS; DAYAN, 1992), são conhecidos. No entanto, quando se trata de sistemas multiagente, vários desafios surgem. Cada agente deve se adaptar ao ambiente e também ao comportamento dos outros agentes. Essa adaptação do primeiro agente faz com que os outros tenham que se adaptar, mudando seu comportamento, o que demanda uma nova adaptação do primeiro agente. Esta dinamicidade torna inválidas as propriedades de convergência de técnicas de aprendizado por reforço monoagente.

Tarefas de aprendizado por reforço multiagente podem ser modeladas como processos de decisão de Markov multiagente (MMDP - multiagent Markov decision process), também chamado de jogo estocástico (SG - stochastic game). O MMDP é a generalização do MDP monoagente. Um MMDP é constituído de um conjunto de agentes $\mathcal{N} = \{1, \dots, n\}$, um conjunto discreto de estados do ambiente \mathcal{S} , uma coleção de conjuntos de ações $\mathcal{A} = \times_{i \in \mathcal{N}} A_i$, uma função de transição $T : \mathcal{S} \times A_1 \times \dots \times A_n \rightarrow \Gamma(\mathcal{S})$ e uma função de recompensa por agente $R_i : \mathcal{S} \times A_1 \times \dots \times A_n \rightarrow \mathbb{R}$. A função de transição mapeia as ações combinadas que cada agente $i \in \mathcal{N}$ realizou no estado atual para uma distribuição de probabilidades sobre \mathcal{S} . Para cada agente, a recompensa depende não apenas de sua ação, mas também das ações dos outros agentes.

Tarefas de aprendizado por reforço multiagente modeladas como MMDPs podem gerar problemas de larga escala, uma vez que o espaço de estados-ações cresce rapidamente com o número de agentes e as ações disponíveis para eles.

Pelo problema de escalabilidade em MMDPs, algumas tarefas de aprendizado por reforço multiagente são tratadas modelando-se o processo decisório de cada agente como um MDP. Dessa forma, cada agente aprende de maneira descentralizada sem considerar a adaptação de outros agentes. Nessa situação, um agente entende o aprendizado e mudança de comportamento dos outros agentes como uma mudança na dinâmica do ambiente. Nesta abordagem, os agentes são chamados de aprendizes independentes. A desvantagem dessa abordagem é que a técnica de Q-learning não é tão robusta quanto em cenários monoagente (CLAUS; BOUTILIER, 1998). Além disso, Littman (1994) lembra que o treinamento de agentes adaptativos sem se considerar a adaptação de outros agentes pode convergir para mínimos locais onde os agentes param de aprender e, portanto, não é matematicamente justificável. Ainda assim, alguns pesquisadores atingem resultados satisfatórios com essa abordagem (LITTMAN, 1994).

No presente trabalho, os gerentes viários devem maximizar o número de viagens completadas na rede viária através de um esquema de aprendizado por reforço multiagente. Os gerentes viários são modelados como aprendizes independentes. Portanto, um gerente viário aprende sem considerar as ações dos demais gerentes.

Uma discussão mais detalhada sobre técnicas de aprendizado por reforço multiagente pode ser encontrada em (BUŞONIU; BABUSKA; DE SCHUTTER, 2008). Nesse trabalho, os autores classificam algoritmos de aprendizado por reforço multiagente sob diferentes taxonomias. Além disso, uma visão geral dos desafios dessa área é apresentada.

2.3 Oferta e demanda em sistemas de transporte

Do ponto de vista econômico, os sistemas de transporte podem ser estudados por uma abordagem de oferta e demanda. Em cenários urbanos, a demanda por transporte é influenciada por fatores como a localização das áreas residenciais e comerciais, que determinam a necessidade diária de deslocamento dos usuários do sistema de transporte, além dos meios de transporte disponíveis (veículo particular, transporte público, etc.). A oferta é determinada pela capacidade da infraestrutura de transporte.

A representação da oferta em termos da infraestrutura de transporte pode ser feita através de modelos da teoria dos grafos. Os nós do grafo representam as interseções e as arestas (ou links) representam as vias entre as interseções. O peso de um link representa uma forma de custo associada à travessia do link, como seu comprimento, o tempo de viagem necessário para trafegá-lo ou sua tarifa, entre outros. A Fig. 2.2 ilustra uma rede viária hipotética e o grafo correspondente. Note que uma via é representada por dois links, um para cada sentido.

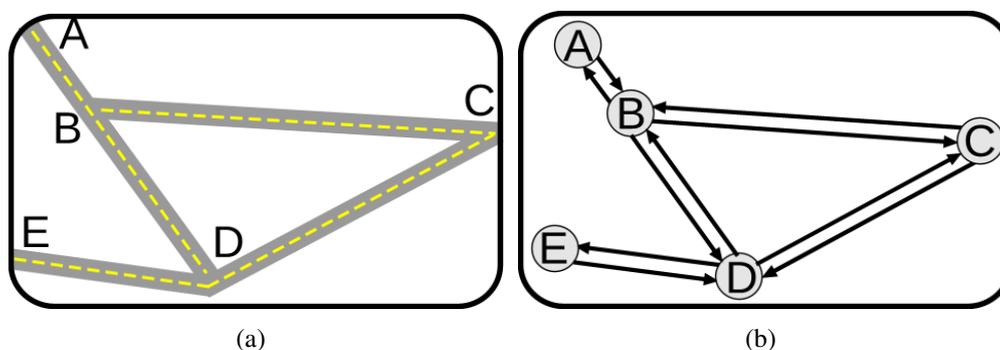


Figura 2.2: Uma rede viária (a) e o grafo (b) correspondente que a modela.

Em um dos métodos de modelagem de demanda, a rede viária considerada é dividida em zonas, distritos, ou centroides (a partir de dados socioeconômicos, densidade populacional, entre outros fatores), conforme afirma Arfaoui (1999). A partir desses dados, uma tabela chamada de matriz origem-destino (matriz OD) é construída. Esta matriz M , contém I linhas (zonas de origem) e J colunas (zonas de destino). Cada elemento M_{ij} representa o número de viagens da zona i para a zona j em um dado intervalo de tempo. Diz-se que $i \in I$ e $j \in J$ são um par origem-destino ou par OD. Dividindo-se um elemento M_{ij} pelo total de viagens, temos a proporção de viagens da zona i para a zona j em relação ao total.

2.4 Sistemas inteligentes de transporte - ITS

Em linhas gerais, ITS envolvem a aplicação de métodos e técnicas de tecnologia da informação em sistemas de transporte e tráfego. Tais tecnologias envolvem a automação de autoestradas, sistemas automáticos de coleta de pedágio (como os discutidos na Seção 2.4.1), sistemas de informação ao usuário e dispositivos inteligentes de controle, por exemplo.

As tecnologias empregadas em ITS têm o objetivo de minimizar os impactos da crescente demanda por mobilidade. Isso envolve o meio ambiente, a eficiência e segurança dos meios de transporte, entre outras questões. A implantação de ITS como um meio integrador de transporte e tecnologia esbarra em questões além do escopo acadêmico e

requer lideranças inovadoras, conforme ressalta Sussman (2000).

Nas subseções que se seguem, dois aspectos de ITS estudados neste trabalho são discutidos: coleta eletrônica de pedágio, explorada na nossa abordagem para tarifação viária adaptativa e comunicação inter-veicular, na qual estudamos o impacto da presença de agentes maliciosos fazendo uso dessa comunicação.

2.4.1 Tarifação viária e coleta eletrônica

Em um sistema de transporte tradicional, motoristas têm o direito de se deslocarem para onde quiserem, no momento que bem entenderem. Dessa maneira o motorista não absorve a degradação e os impactos sociais, econômicos e ambientais causados pela sua entrada na rede viária, a não ser por atrasos ocorridos em sua viagem por causa dos engarrafamentos.

Em sistemas inteligentes de transporte, o conceito de ETTM (*electronic toll and traffic management* ou pedágio eletrônico e gerenciamento de tráfego) é importante, conforme afirma Sussman (2000). Um sistema de pedágio pode retornar ao motorista os custos que ele impõe ao sistema de transporte ao utilizá-lo. Em um sistema de pedágio eletrônico, os veículos possuem um dispositivo de identificação que é detectado por leitores na infraestrutura viária. A infraestrutura viária então debita a tarifa de uma conta associada ao veículo identificado. Isso é feito sem que o veículo tenha que reduzir sua velocidade para efetuar o pagamento.

Com um sistema ETTM, é possível gerenciar o tráfego viário através de uma tarifação variável. Isto ocorre porque, ao detectar os veículos que pagam as tarifas, teremos a quantidade dos que usaram a via controlada. Dessa forma, podemos alterar a tarifação em função da hora do dia e da demanda sobre as vias controladas por ETTM. Quando a tarifação é alterada em função da hora do dia, diremos que ela é variável e quando a tarifação muda em função da demanda de tráfego, diremos que ela é dinâmica ou adaptativa. De acordo com Booz Allen Hamilton Inc. (2009), a tarifação adaptativa cobrada deve ser uma fração de uma tarifa máxima que os motoristas já sabem de antemão. A tarifa real, no entanto, pode se tornar conhecida quando o motorista se aproxima do ponto de coleta.

A coleta eletrônica de tarifas se faz presente em vários lugares do mundo. Exemplos incluem, mas não estão restritos a Cingapura (GOH, 2002), Melbourne na Austrália e cidades e estradas dos Estados Unidos, Japão e Taiwan, conforme lembram Jou et al. (2013), sendo que em Cingapura e em Melbourne a tarifação eletrônica é aplicada em áreas urbanas.

Com relação à tarifação variável, poucos lugares do mundo a adotam. Nos Estados Unidos, Booz Allen Hamilton Inc. (2009) comenta que ela se encontra operacional em Lee County na Florida, no sistema Illinois Tollway e no pedágio de New Jersey. O estudo ainda lembra que tarifação adaptativa já é usada nos Estados Unidos, como em algumas rodovias de Orange County na Califórnia e em uma parte da estrada SR 167 entre Renton e Auburn, no estado de Washington.

2.4.2 Comunicação inter-veicular - IVC

IVC² é um recurso importante de um sistema inteligente de transporte, pois permite a troca de informações de motoristas (ou veículos) com outros fora de seu alcance visual, conforme ressaltam Luo; Hubaux (2004).

²Neste trabalho, IVC designa a comunicação entre veículos. O mesmo conceito é também representado pelas expressões vehicle-to-vehicle (V2V) communication ou car-to-car (C2C) communication.

O manifesto da entidade *Car 2 Car Communication Consortium* (C2C-CC) (BALDESSARI ET AL., 2007) define as finalidades da comunicação inter-veicular e apresenta definições gerais de um sistema de comunicação entre veículos e infraestrutura de transporte, com intenção de apresentar um padrão de arquitetura para este fim. As finalidades apresentadas pelo documento são:

- Segurança: nesse contexto, há constante troca de dados de posição, velocidade e orientação entre os veículos, para prevenir e amenizar colisões, além de notificação de perigos nas vias;
- Eficiência do tráfego: tem o objetivo de melhorar a eficiência da rede viária, fornecendo informações para os administradores da rede ou para os veículos que a ocupam. Os benefícios obtidos são: tempos de viagem reduzidos para os motoristas e menores custos de construção e manutenção da rede viária;
- Informativo/entretenimento/outros.

Nesta dissertação, estuda-se o uso de IVC para eficiência do tráfego, onde os motoristas trocam informações sobre o estado da rede viária com objetivo de planejarem melhores rotas. O manifesto divide a eficiência de tráfego em três casos de uso (BALDESSARI ET AL., 2007):

- Orientação de rotas e navegação aprimorada (*enhanced route guidance and navigation*): é o foco desta dissertação. Veículos recebem informações sobre condições esperadas de tráfego na região ou pela rota planejada para que as devidas ações corretivas sejam realizadas;
- Aconselhamento de velocidade ótima de sinal verde (*green light optimal speed advisory*);
- Assistência de estreitamento de pista (*V2V merging assistance*).

A implementação de um sistema de IVC pode ser feita através de uma rede ad-hoc veicular (VANET - vehicular ad-hoc network). VANET é uma rede de comunicação sem fio composta por veículos, sem ponto de acesso central. Farkas; Kopylova (2007) lembram que uma VANET não se baseia em infraestrutura fixa de comunicação por sua natureza ad-hoc, mas pode obter melhorias de desempenho e funcionalidade quando esta é disponível.

Uma VANET é formada quando veículos em movimento usam uma certa frequência e protocolos específicos para estabelecer conexão e se comunicarem. Em contraste com as redes ad-hoc tradicionais, Hui (2005) lembra que a escala, a disponibilidade de dados realistas de tráfego e equipamentos dos veículos motivam pesquisadores a estudarem as características únicas de VANETs, destacando esta como uma das mais proeminentes tecnologias para aumentar a eficiência e a segurança dos sistemas de transporte.

IVC também pode ser implementada em outros meios, como em redes de dados da telefonia celular. No entanto, Hartenstein; Laberteaux (2008) comentam que, enquanto essas redes permitem comunicação por voz e serviços de informação/entretenimento para motoristas e passageiros, elas não seriam as mais adequadas para comunicação direta entre veículos. Os autores apontam que VANETs oferecem esta comunicação direta, permitindo transmissão de avisos e informações sobre a situação do tráfego com latência mínima.

Hartenstein; Laberteaux (2008) ainda mencionam que, a partir dos anos 90, quando dispositivos de posicionamento global (GPS) e transmissores sem fio começaram a se popularizar, pesquisas na área de IVC cresceram bastante. Além disso, Farkas; Kopylova (2007) ressaltam que pesquisas em VANET têm se tornado um tópico promissor. Ainda nesse sentido, uma montadora já planeja a fabricação de veículos com tecnologias de

comunicação veicular em escala global para a segunda metade desta década³.

2.5 Simulação de Tráfego

Sistemas de transporte são sistemas complexos cujo comportamento é definido pelas interações entre várias entidades individuais de comportamentos variados. Em estudos sobre sistemas de transporte, testes de campo são custosos e demandam tempo. Assim, a utilização de simulações de tráfego verifica-se adequada, conforme lembram Chen et al. (2006).

Em simulação de tráfego, os modelos podem ser classificados de acordo com o nível de detalhe da representação do sistema:

- **Macroscópico** - neste nível, há uma abstração do efeito das ações dos indivíduos e suas interações. O sistema é representado de maneira agregada a partir de histogramas e dados de volumes, densidades e velocidades. Estes modelos são computacionalmente eficientes, porém sensíveis aos parâmetros iniciais que podem impactar arbitrariamente sobre o comportamento global do sistema.
- **Mesoscópico** - neste nível intermediário entre o macro e microscópico, as entidades individuais são representadas com razoável nível de detalhe, mas as interações entre elas são abstraídas. Por exemplo, uma manobra de mudança de pista pode ser representada como um evento instantâneo (para todos os veículos) e ser baseada na densidade da pista e não na interação entre os veículos propriamente ditos.
- **Microscópico** - neste nível, as entidades e suas interações são representadas de maneira individual e detalhada. Por exemplo, em termos de movimento, é possível modelar mudança de pista e comportamento do tipo *car-following*. Nesse nível, o comportamento global do sistema emerge a partir das interações dos indivíduos. Como desvantagem, tais modelos são geralmente complexos, de desenvolvimento custoso e exigem mais parâmetros de configuração.

Nesta dissertação, adota-se um modelo microscópico de simulação de tráfego. Somente nesse nível é possível termos a posição física do veículo na rede veicular definida com precisão. Isso é necessário para que a simulação de IVC, que envolve um raio de comunicação, seja mais realista. A modelagem microscópica de tráfego é empregada para o comportamento tático⁴ do motorista. Do ponto de vista estratégico⁴, utilizamos a abordagem baseada em agentes descrita na Seção 4.1.

Uma discussão mais detalhada sobre diferentes os níveis de detalhe da representação de uma simulação de tráfego, bem como suas aplicações é encontrada em (BAZZAN; KLÜGL, 2007) e em (BAZZAN; KLÜGL, 2013).

2.5.1 Modelo de Krauß

No presente trabalho, as simulações adotam um modelo de movimentação microscópico que é uma extensão do modelo de Krauß (1998), baseado em *car-following*. Em *car-following*, a interação segue um mecanismo de estímulo-resposta para calcular a aceleração do veículo seguidor (*follower*) em relação ao dianteiro (*leader*). A aceleração é calculada com base na velocidade relativa entre os veículos, nas taxas projetadas de

³GM Connected Vehicle Development Enters Critical Phase - <http://goo.gl/hT6nI>. Acessado em 22/05/2013

⁴De acordo com a classificação dada por Chen; Cheng (2010), tarefas no nível tático são associadas com objetivos de curto prazo, como a aceleração, frenagem e mudança de pista. Tarefas mais sofisticadas, como escolha de rotas, são determinadas no nível estratégico.

desaceleração, no tempo de reação, entre outros. Movimentos como mudança de pista baseiam-se nessas interações.

No modelo de Krauß, dois tipos de movimentos de veículos são considerados: movimento livre e interação com outro veículo. Em movimento livre, assume-se que a velocidade de um veículo é limitada a uma velocidade máxima, que pode ser a velocidade desejada do motorista. No segundo tipo de movimento, a interação entre veículos advém do fato que os motoristas não desejam envolver-se em colisões. Para isso, a velocidade de um veículo é limitada por uma velocidade segura. O modo como a velocidade segura é determinada específica a maneira como os veículos interagem.

A atualização da velocidade dos veículos é feita em passos de tempo (ou *timesteps*) discretos. A Eq. 2.2 descreve a atualização da velocidade de um veículo no modelo de Krauß. A velocidade do veículo para o próximo *timestep* é determinada no último termo da equação. Na Eq. 2.2, t é o *timestep* atual, Δt é a duração de um *timestep*, $g(t)$ e $g_{des}(t)$ são as distâncias efetiva e desejada entre o veículo seguidor e o dianteiro no tempo t . O fator $\sigma + \sigma_b$ determina a sensibilidade do motorista, associando-se ao seu tempo de reação. As velocidades v_{max} , $v_{safe}(t)$ e $v_{des}(t)$ são a máxima, a segura e a desejada do motorista, respectivamente. Por fim, a é a aceleração máxima e ϑ é uma perturbação aleatória adicionada para simular imperfeições na reação do motorista.

$$\begin{aligned} v_{safe}(t) &= v_l(t) + \frac{g(t) - g_{des}(t)}{\sigma_b + \sigma} , \\ v_{des}(t) &= \min(v_{max}, v(t) + a(v)\Delta t, v_{safe}(t)) , \\ v(t + \Delta t) &= \max(0, v_{des}(t) - \vartheta) . \end{aligned} \tag{2.2}$$

Através do modelo de Krauß, uma simulação livre de colisões pode ser obtida. Para isso, é necessário que a duração do *timestep* seja menor que o fator que determina a sensibilidade do motorista. Isso torna possível manter a distância entre o veículo dianteiro e o seguidor sempre positiva.

Uma descrição completa do modelo de Krauß é encontrada em (KRAUSS, 1998). No presente trabalho, uma extensão do modelo aqui descrito é implementada pelo simulador de tráfego SUMO, utilizado nos experimentos desta dissertação e discutido na próxima seção.

2.5.2 Simulador de tráfego SUMO

Nessa dissertação, utilizamos o SUMO (simulation of urban mobility) para simulação do comportamento tático do motorista, uma vez que esse simulador implementa uma extensão do modelo de Krauß, discutido na Seção 2.5.1. O SUMO (BEHRISCH ET AL., 2011) é um projeto open-source⁵, programado em C++, concebido para ser capaz de simular uma rede de tráfego do tamanho de uma cidade. O simulador permite a modelagem de sistemas de transporte público (inclusive trens) e pedestres, além dos veículos particulares. Extensões recentes do SUMO incluem modelagem de emissão de poluentes e ruídos e simulação intermodal de tráfego, que engloba o uso de mais de um modo de transporte: a pé, de bicicleta, via transporte público e por veículo próprio, por exemplo.

O SUMO pode receber arquivos de entrada com as configurações da simulação e escrever arquivos de saída com diversas medidas, como a situação das vias, tempos de viagem dos veículos, emissão de poluentes, entre outras.

O simulador provê suporte à arquitetura *Traffic Control Interface - TraCI* (WEGENER

⁵<http://sumo.sourceforge.net>

ET AL., 2008), que é uma API genérica para conectar um simulador de tráfego a uma aplicação externa via *sockets*. Um servidor TraCI atua no SUMO permitindo a um cliente TraCI controlar a execução da simulação, podendo obter informações sobre as entidades simuladas (veículos, semáforos, entre outras) e enviar comandos alterando o estado das mesmas. Nos experimentos desta dissertação (Capítulo 5), essa arquitetura é utilizada para simular aspectos como a troca de mensagens entre os motoristas e o replanejamento em viagem.

2.6 Resumo

Este capítulo apresentou os conceitos de base que são utilizados ao longo desta dissertação. Vimos que a tarifação viária adaptativa e a comunicação inter-veicular são elementos importantes de sistemas inteligentes de transporte. No entanto, antes da implantação efetiva dessas tecnologias, devemos simular o impacto das mesmas nos sistemas de transporte existentes.

Simulações de tráfego podem ser feitas em diferentes níveis de detalhe da representação do sistema. Para simularmos a questão da comunicação inter-veicular com realismo, é necessário adotarmos um modelo microscópico para a simulação do comportamento do motorista no nível tático. No nível estratégico, esse comportamento é determinado por simulação baseada em agentes. Nesse contexto, o motorista é um agente autônomo parte de um sistema multiagente, onde os gerentes viários também atuam.

Os gerentes viários são responsáveis pelo esquema de tarifação viária adaptativa, que é determinado através de um mecanismo de aprendizado por reforço. Os gerentes são modelados como aprendizes independentes. Dessa forma, cada gerente deve determinar a tarifa de sua via sem considerar diretamente as ações dos demais gerentes. Nossa abordagem baseada em agentes para a simulação de tarifação viária adaptativa e da ação de agentes maliciosos em cenários de IVC é discutida no Capítulo 4.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Problemas de tráfego veicular são estudados sob diversas perspectivas. Técnicas para controle semafórico advindas de estudos em pesquisa operacional e teoria de controle existem há pelo menos 40 anos. Nessas técnicas, a redução de congestionamentos é conseguida através da sincronização de semáforos para favorecer o tráfego em vias e sentidos específicos. No entanto, essas abordagens são pouco flexíveis (BAZZAN, 2010). Para cenários reais onde há diversas áreas de comércio e negócio e os padrões de tráfego não são determinísticos, abordagens baseadas em agentes são necessárias.

Este capítulo discute alguns trabalhos que apresentam abordagens baseadas em agentes para sistemas de transporte. Entre diversos trabalhos que apresentam abordagens baseadas em agentes para sistemas de transporte, foram selecionados os relacionados aos temas discutidos nesta dissertação, ou seja, tarifação viária adaptativa (Seção 3.1) e comunicação inter-veicular (Seção 3.2).

3.1 Tarifação viária adaptativa

Esta seção revisa algumas abordagens para gerenciamento de tráfego e tarifação viária adaptativa, mostrando suas contribuições, semelhanças ao presente trabalho e limitações.

3.1.1 Abordagens centralizadas

Para a discussão que se segue, entende-se como abordagem centralizada aquela em que uma entidade realiza todos os cálculos relativos à política de tarifação, ou esta entidade concentra o conhecimento necessário para realização dos cálculos.

Uma análise de tarifação viária é apresentada por Arnott; Palma; Lindsey (1990). Os autores estudam o impacto das tarifas no tempo de partida e nas escolhas de rotas feitas pelos motoristas e concluem que a eficiência do tráfego veicular aumenta consideravelmente com tarifas variáveis no tempo comparando-se com tarifas fixas. Em (ARNOTT; PALMA; LINDSEY, 1990), o valor das tarifas é calculado de forma centralizada. Além disso, há apenas um par origem-destino na rede viária e os motoristas possuem funções de custo idênticas. Em contraste, a abordagem proposta nesta dissertação para tarifação viária adaptativa é descentralizada e possui a vantagem de não depender de uma entidade central para realização dos cálculos relativos à política de tarifação, eliminando a necessidade de comunicação de todas as informações necessárias para esta entidade. Além disso, a rede viária estudada nesta dissertação possui múltiplos pares origem-destino e os motoristas possuem diferentes preferências com relação ao tempo de viagem e ao gasto de créditos.

Em (KOBAYASHI; DO, 2005), diferentes esquemas de pedágio são propostos e o

comportamento dos motoristas com relação à escolha de rotas é analisado. Com o objetivo de maximizar a utilidade dos motoristas, os autores discutem que tipo de informação tarifária deve ser dada ao motorista e a utilidade de fornecer ao motorista a informação relativa à tarifa antes da escolha de rota ou apenas no momento de coleta da tarifa. Em contraste ao presente trabalho, Kobayashi; Do (2005) supõem a existência de uma central de controle com informação completa sobre o estado da rede viária e, de maneira similar a Arnott; Palma; Lindsey (1990), há apenas um par origem-destino na rede viária e os motoristas possuem funções de custo idênticas.

Bazzan; Junges (2006) apresentam um estudo sobre como o processo decisório dos motoristas pode ser afetado pela tarifação viária. Uma central de controle fornece uma estimativa do custo de uma rota para os motoristas. Estes atualizam seu conhecimento com base nas informações disponíveis sobre as rotas e na utilidade obtida pelas escolhas de rota anteriores. O trabalho mostra que as tarifas são úteis para alinhar a utilidade individual dos motoristas com um ótimo global, mas isto é feito de maneira centralizada.

3.1.2 Abordagens descentralizadas

Para a discussão que se segue, entende-se como abordagem descentralizada aquela em que o cálculo relativo à política de tarifação em um link da rede viária é feita por uma entidade que controla apenas aquele link e que, portanto, não necessita de informação sobre o estado de toda a rede viária. A vantagem de abordagens descentralizadas é que a necessidade de se transmitir todas as informações sobre a rede viária para uma entidade centralizadora é eliminada.

Uma abordagem descentralizada para tarifação viária é apresentada por Zhang; Levinson (2005), onde os autores comparam o desempenho de links gerenciados autonomamente ou por uma central. Links autônomos competitivos ajustam suas tarifas para maximizarem seus lucros. Além disso, eles podem investir na expansão da sua capacidade, de modo a atraírem mais veículos e aumentarem o lucro. Este esquema é comparado com uma abordagem centralizada onde uma entidade governamental possui informação global e toma decisões sobre as tarifas e sobre a expansão da capacidade. Os autores concluem que, em comparação com a entidade governamental, os links autônomos geram mais receita e aumentam mais sua capacidade. Dessa forma, os motoristas podem trafegar a velocidades maiores. Em contrapartida, as tarifas viárias são maiores, aumentando as despesas dos motoristas.

O trabalho de Zhang; Levinson (2005) não considera preferências individuais dos motoristas. Além disso, seu foco é no estudo de como a expansão de rodovias afetam os padrões de tráfego. Nos experimentos realizados no presente trabalho, os links possuem capacidades fixas e os agentes motoristas são modelados com preferências individuais.

Um estudo detalhado dos efeitos de tarifação viária é mostrado em (GRETHER ET AL., 2008). Os autores realizam uma simulação de larga escala na cidade de Zurich, Suíça. Os cidadãos são modelados como agentes com planos de atividade para o trabalho, compras, lazer e educação ao longo do dia. Agentes podem planejar o tempo de partida, as rotas e o modo (veículo privado ou transporte público) de transporte para cada atividade. Os agentes possuem diferentes funções de utilidade que avaliam chegadas antecipadas ou atrasadas em cada atividade. Os autores introduzem uma tarifação fixa que é aplicada no horário de pico da tarde. Os resultados experimentais mostram que os agentes mudam não somente os planos de atividades da tarde mas também os da manhã quando a tarifa é introduzida.

O trabalho de Grether et al. (2008) apresenta uma contribuição significativa nos efeitos

de um sistema de tarifação fixa nas atividades diárias de cidadãos em um cenário urbano de larga escala. No entanto, no presente trabalho, o foco é analisar o impacto de tarifação viária adaptativa nas escolhas de rotas dos motoristas, assumindo que seus horários de partida são fixos e o tendo apenas o veículo privado como modo de transporte.

Uma abordagem baseada em reservas para gerenciamento de tráfego é proposta por Dresner; Stone (2004). No sistema proposto, os cruzamentos são divididos em células e agentes motoristas controlando veículos autônomos requisitam permissão de travessia do cruzamento ao seu respectivo gerente. O gerente do cruzamento calcula o tempo de chegada do veículo e permite sua passagem se as células requisitadas estiverem livres no tempo calculado. Os resultados mostram que os atrasos causados nas viagens dos motoristas pelo sistema baseado em reservas são muito inferiores aos que são causados por semáforos. No entanto, o trabalho analisa o desempenho do sistema em apenas um cruzamento de uma rede viária.

O trabalho de Dresner; Stone (2004) não apresenta um sistema de tarifação para gerenciamento de tráfego. Esse trabalho inicial foi ampliado por Vasirani; Ossowski (2009), que apresentam uma abordagem baseada em mercado para o sistema de gerenciamento de tráfego baseado em reservas. O controle de um cruzamento é ampliado para múltiplos cruzamentos na rede viária. Agentes motoristas compram reservas dos gerentes de cruzamento para atravessá-los. Os cruzamentos podem ser atravessados sem custo, mas nesse caso, os motoristas devem esperar que ele esvazie. Os autores apresentam um mecanismo de aprendizado para os gerentes de cruzamento, com o objetivo de maximizar a arrecadação global. Diferentes preferências dos motoristas são analisadas: há motoristas preocupados com o tempo de viagem e motoristas preocupados com as despesas.

No trabalho de Vasirani; Ossowski (2009) as regras de mercado impõem uma restrição de movimento para os motoristas: ou eles pagam por reservas ou param antes do cruzamento até receberem uma reserva sem custo. No presente trabalho, essa restrição não aparece: os motoristas podem usar qualquer link da rede viária a qualquer momento, pois a abordagem proposta nesta dissertação não é baseada em reservas.

3.1.3 Um método alternativo à tarifação

Nesta seção, apresentamos um método para melhoria do fluxo veicular que não emprega tarifação viária. Trata-se de um método iterativo para o cálculo do equilíbrio dinâmico do usuário (*DUE - dynamic user equilibrium*) apresentado por Gawron (1998). Em equilíbrio, nenhum motorista pode diminuir seu custo ao mudar de rota unilateralmente.

No método de Gawron, um motorista d possui um conjunto de rotas (\mathcal{P}_d) com uma distribuição de probabilidades associada. A cada iteração ou episódio (onde todos os motoristas completam uma viagem), os motoristas escolhem suas rotas de acordo com a distribuição de probabilidades sobre \mathcal{P}_d . Quando a iteração termina, a distribuição de probabilidades é atualizada. A probabilidade associada a uma rota com tempo de viagem baixo aumenta enquanto a probabilidade associada a uma rota com tempo de viagem maior é reduzida. Na iteração seguinte, os motoristas escolhem suas rotas de acordo com a distribuição de probabilidades atualizada. O processo é repetido até que os motoristas não mudam mais suas rotas ou um número máximo de iterações seja atingido.

Neste método iterativo para determinação do DUE, um motorista d atualiza os tempos de viagem de todas as rotas em \mathcal{P}_d (e as probabilidades associadas a cada uma) quando uma iteração termina. Para a regra de atualização dos tempos de viagem das rotas em \mathcal{P}_d (Eq. 3.1), considere a seguinte notação:

- R_d : rota percorrida pelo motorista d na iteração atual ($R_d \in \mathcal{P}_d$);

- $\Upsilon'_d(S)$: tempo de viagem que o motorista d conhece para uma rota $S \in \mathcal{P}_d$;
- $\Upsilon(S)$: tempo de viagem medido na iteração atual para a rota $S \in \mathcal{P}_d$. O tempo de viagem da rota que o motorista d percorreu ($\Upsilon(R_d)$) é o tempo que foi efetivamente gasto pelo motorista em R_d . Para as outras rotas pertencentes a \mathcal{P}_d que o motorista d não percorreu na iteração atual, usa-se o tempo de viagem medido na simulação de tráfego, supondo que o motorista d teria percorrido essas rotas.

A Eq. 3.1 apresenta a regra de atualização dos tempos de viagem das rotas em \mathcal{P}_d . Nessa equação, $\beta \in [0 : 1]$ é um parâmetro que pondera a atualização dos tempos de viagens das rotas que d não percorreu.

$$\begin{aligned} \Upsilon'_d(R_d) &\leftarrow \Upsilon(R_d) \\ \Upsilon'_d(S) &\leftarrow \beta \cdot \Upsilon(S) + (1 - \beta) \cdot \Upsilon'_d(S) \quad \forall S \in \mathcal{P}_d \setminus \{R_d\} \end{aligned} \quad (3.1)$$

Note que o tempo de viagem que o motorista d conhece para a rota que ele percorreu na iteração atual ($\Upsilon'_d(R_d)$) recebe o tempo de viagem medido na iteração atual ($\Upsilon(R_d)$). No entanto, o tempo de viagem que o motorista d conhece para as rotas que ele não percorreu na iteração atual recebe uma parte do tempo medido na iteração atual ($\Upsilon(S)$) e uma parte do tempo que d já conhecia ($\Upsilon'_d(S)$) para estas rotas. Quanto maior o valor de β , mais o motorista d incorpora informação das rotas que ele não percorreu, ou seja, mais ele “enxerga” o estado da rede viária.

No método de Gawron, os motoristas possuem informação global do estado da rede de tráfego, pois a regra de atualização dos tempos de viagem para as rotas em \mathcal{P}_d usa informações atualizadas das rotas que d não percorreu.

Nesse método de otimização de tráfego, existem dois parâmetros importantes: o número de rotas que cada motorista armazena ($|\mathcal{P}_d|$) e β , que pondera a atualização das rotas que d não percorreu.

A aplicação do método de Gawron em uma rede viária resulta em um aumento do fluxo de veículos, uma vez que eles se distribuem pela rede, de modo que mais veículos podem usar a rede em uma mesma janela de tempo. Como o método de Gawron possui a vantagem do conhecimento completo do estado da rede de tráfego por parte dos motoristas, ele é usado nesta dissertação como base de comparação do desempenho obtido pela tarifação viária adaptativa proposta na Seção 4.2, com relação ao fluxo de veículos. O simulador de tráfego SUMO, utilizado nesta dissertação, disponibiliza uma implementação do método de Gawron.

Para uma descrição completa do método de Gawron, o leitor pode consultar (GAWRON, 1998).

3.1.4 Resumo

A Tabela 3.1 resume alguns aspectos dos trabalhos revisados no tema de tarifação viária. O trabalho de Gawron (1998) não aparece na tabela porque ele não lida com tarifação viária, apresentando outro método para melhoria do fluxo de tráfego que servirá de base para comparação da abordagem proposta nesta dissertação. Em geral, os trabalhos sobre tarifação viária mostram que a tarifação é um meio de fazer um motorista internalizar o custo que ele impõe aos demais e à infraestrutura viária ao usar seu veículo particular para locomoção. Além disso, a tarifação adaptativa traz benefícios à eficiência do tráfego comparada à tarifação fixa.

	Tarifação fixa	Tarifação variável	Abordagem descentrali- zada	Diferentes preferências
Arnott; Palma; Lindsey (1990)	✓	✓		
KOBAYASHI; DO (2005)	✓	✓		
BAZZAN; JUNGES (2006)	✓	✓		
ZHANG; LEVINSON (2005)		✓	✓	
Grether et al. (2008)	✓		✓	✓
DRESNER; STONE (2004)			✓	
VASIRANI; OSSOWSKI (2009)		✓	✓	✓
Esta dissertação	✓	✓	✓	✓

Tabela 3.1: Aspectos dessa dissertação e dos trabalhos relacionados à tarifação viária.

3.2 Comunicação inter-veicular e agentes maliciosos

Esta seção revisa alguns trabalhos que tratam de comunicação inter-veicular e da presença de agentes maliciosos em sistemas multiagente. Ao final, revisamos alguns trabalhos situados na interseção dessas áreas, isto é, trabalhos que lidam com agentes maliciosos em sistemas de transporte com comunicação inter-veicular.

3.2.1 Comunicação inter-veicular

Alguns dos primeiros estudos em IVC foram feitos pela JSK (Association of Electronic Technology for Automobile Traffic and Driving) no Japão, em 1981. Os estudos buscavam investigar aspectos como protocolos para IVC, detecção de distância entre veículos e formação de pelotões de veículos¹, segundo Fujii; Akiyama; Tokuda (1999).

Os experimentos iniciais citados anteriormente abriram caminho para diversos novos estudos sobre formação de pelotões, sistemas de direção cooperativa e a influência da disponibilidade de informações sobre o tráfego viário para o motorista. Entre esses trabalhos, destacamos (YANG ET AL., 2010), onde os autores mostram experimentalmente os benefícios de informações de tempo real para a eficiência do tráfego. Isso é feito comparando-se o desempenho de motoristas decidindo suas rotas através de um algoritmo de caminho mínimo com pesos das arestas baseados em diferentes informações. Os autores testam o peso das arestas baseados no comprimento da via, no histórico de ocupação da via em dias anteriores e na velocidade de tempo real da via. Entre esses tipos de pesos, o melhor desempenho é obtido com base na velocidade de tempo real da via.

No entanto, em Yang et al. (2010) esses resultados são obtidos supondo-se que todos os veículos obtêm informações de tempo real sem atrasos. Os autores testam o desempenho dos motoristas quando a informação chega com atraso e concluem que um atraso

¹Formação de pelotões (*platooning*) é a técnica de aproximar dois ou mais veículos de forma coordenada formando uma espécie de trem. Como a distância entre veículos é reduzida, a capacidade da via é melhor aproveitada.

de 20 minutos degrada significativamente o desempenho dos motoristas. Além disso, Yang et al. (2010) não exploram a questão da localidade da informação. Os motoristas possuem conhecimento da situação do tráfego em toda a rede viária. Em um cenário descentralizado de IVC, como é o caso do presente trabalho, um veículo teria acesso apenas às informações que coletou e que recebeu de outros veículos através da comunicação.

A questão da localidade da informação e o replanejamento em viagem² são explorados em (AMARANTE, 2012; AMARANTE; BAZZAN, 2012). Nesses trabalhos, os autores testam diferentes níveis de percepção do agente motorista: parcial, onde ele tem acesso somente às informações que coletou, parcial expandida por IVC e completa, onde têm acesso às informações sobre toda a rede viária. Os resultados experimentais indicam que a informação completa para todos os motoristas não é benéfica: todos se deslocam para as mesmas regiões que estavam desocupadas e essas regiões ficam congestionadas. Além disso, o replanejamento em viagem não se mostrou benéfico para viagens curtas, mas é benéfico para viagens longas.

Com relação à comunicação inter-veicular, Amarante (2012) conclui que esta é benéfica para os motoristas. Em um cenário de IVC, motoristas possuem percepções distintas da rede viária. Isso evita que todos replanejem suas rotas para as mesmas áreas. Outra questão investigada por Amarante (2012) é sobre o replanejamento em viagem com relação à ocupação da rede viária. Quando a ocupação é baixa, o replanejamento não é necessário, uma vez que a rota de menor distância tende a estar desocupada. Por outro lado, quando a ocupação é alta, o replanejamento não é vantajoso, uma vez que não há rotas alternativas com custo atrativo.

3.2.2 Agentes maliciosos em sistemas multiagente

Os trabalhos revisados até aqui tratam de comunicação inter-veicular sem a presença de agentes maliciosos. Em uma perspectiva de sistemas multiagente, estudos sobre agentes maliciosos começam a partir da definição do problema dos generais bizantinos (BGP - *Byzantine generals problem*) (LAMPOR; SHOSTAK; PEASE, 1982). Nesse estudo, unidades de processamento devem lidar com unidades defeituosas que enviam informações falsas para o sistema. A partir daí, diversas abordagens foram apresentadas para se modelar e detectar agentes maliciosos em sistemas multiagente. Exemplos incluem, mas não se restringem ao algoritmo OM que resolve o BGP (LAMPOR; SHOSTAK; PEASE, 1982), protocolos de troca de informação resilientes (MALKHI; PAVLOV; SELLA, 2003) e sistemas de reputação distribuídos (YU; SINGH, 2000).

As abordagens acima citadas teriam aplicação limitada sobre redes veiculares, pois se assume que ou os dados comunicados ou a topologia da rede de comunicação são estáticos. Esse não é o caso de redes veiculares, pois motoristas se comunicam com diversos pares em curtos períodos de tempo e a informação propagada diz respeito ao estado da rede viária, que é dinâmico.

3.2.3 Agentes maliciosos em sistemas de transporte

Um trabalho que estuda a presença de agentes maliciosos em sistemas de transporte é apresentado por (LIN; KRAUS; SHAVITT, 2007). Os autores modelam agentes maliciosos que divulgam informações falsas via IVC com o intuito de reduzirem seus tempos de viagem ao afastarem os demais agentes de suas rotas. Um motorista honesto divulga o

²Chamamos de replanejamento em viagem o recálculo de rotas realizado pelos motoristas enquanto trafegam pela rede viária.

tempo de viagem conhecido sobre os links da rede viária, enquanto um malicioso divulga o tempo de viagem conhecido para os links fora de sua rota e tempos de viagem altos para os links em sua rota, para forçar os demais motoristas a escolherem outras rotas. Os autores realizam simulações em um cenário urbano composto de 50 nós e 150 links. Nos testes realizados pelos autores, os agentes maliciosos obtêm benefícios limitados, isto é, seu tempo de viagem não diminui de maneira significativa comparado à situação em que eles transmitem informações verdadeiras. Isso ocorre mesmo sem a adoção de medidas para detecção e tratamento das informações falsas. Apesar dos agentes maliciosos terem sucesso limitado, os demais agentes são prejudicados. Isso ocorre principalmente para os agentes que possuem os mesmos pares origem-destino dos agentes maliciosos. O sucesso limitado dos agentes maliciosos pode ser atribuído à dinamicidade das redes veiculares. Enquanto um agente recebe informação falsa e desvia da rota que o agente malicioso quer liberar, outro agente pode receber informação verdadeira e seguir para essa rota.

Para diminuir o prejuízo causado pelos agentes maliciosos aos demais agentes, Kraus; Parshani; Shavitt (2008) propõem um mecanismo baseado em histórico e outro baseado em *trusted agents*. Com o histórico, que é um vetor de tamanho constante, o agente atribui diferentes importâncias a diferentes maneiras de coleta da informação: o tempo de viagem que o próprio agente experimentou tem mais importância que o recebido através de mensagens. Com isso, a tendência é que informações falsas sejam sobrescritas no histórico por informações verdadeiras. De fato, com o mecanismo do histórico, os agentes não-maliciosos reduzem consideravelmente o prejuízo causado pelas mensagens falsas, praticamente igualando seu desempenho ao dos agentes maliciosos. Isso ocorre mesmo quando os agentes maliciosos se organizam em coalizões. No mecanismo de *trusted agents*, uma pequena fração de agentes divulga informações que são incorporadas no histórico dos demais com o maior grau de importância. Tais agentes confiáveis poderiam ser veículos de autoridades policiais, ambulâncias ou bombeiros, por exemplo. Nos resultados experimentais obtidos por Kraus; Parshani; Shavitt (2008), a introdução de *trusted agents* não agrega benefícios significativos ao mecanismo de histórico.

No trabalho de Kraus; Parshani; Shavitt (2008), apenas agentes que possuem o mesmo par origem-destino se organizam em coalizões para tentar controlar a rota mais curta entre esses pontos. No presente trabalho, o grupo de agentes maliciosos é composto por motoristas com diversos pares origem-destino. Aqui, um agente malicioso espalha informações falsas sobre as rotas de todos os agentes do grupo, de modo que essas informações se propaguem e alcancem os demais motoristas que poderiam utilizar alguma dessas rotas.

Um trabalho recente que modela a cooperação de agentes maliciosos em redes veiculares com diferentes pares origem-destino é apresentado por Rui et al. (2012). A cooperação entre elementos de um grupo de agentes maliciosos é determinada por uma rede social. Um agente malicioso divulga informações falsas sobre as vias usadas por ele e por um percentual p de agentes conectados a ele nessa rede social. Os resultados experimentais indicam que o custo de se tráfegar pela rede viária diminui para os agentes maliciosos à medida que p aumenta. O menor custo é obtido quando os agentes maliciosos cooperam com 100% de seus contatos na rede social. Partindo desse resultado, o modelo apresentado nessa dissertação supõe que todos os agentes maliciosos estão conectados e cooperam entre si. Comparamos o desempenho dos agentes nessa configuração com a situação em que nenhum deles coopera com os demais. Testamos também a influência do tamanho do grupo de agentes maliciosos no impacto causado por eles aos demais agentes.

Os experimentos realizados tanto por Lin; Kraus; Shavitt (2007) quanto por Rui et al. (2012) possuem uma limitação no nível de detalhe da simulação de tráfego. O modelo de

movimentação não simula com precisão a localização física dos motoristas na via. Isto força a uma simplificação na simulação do alcance de IVC: a comunicação é feita quando motoristas passam uns pelos outros em direções opostas ou quando chegam a uma fila de saída da via. No presente trabalho, um modelo de movimentação microscópico é adotado. De maneira mais realista, a comunicação é realizada com motoristas dentro de um raio de alcance, uma vez que a localização física dos veículos é precisa.

3.2.4 Resumo

A Tabela 3.2 resume alguns aspectos dessa dissertação e dos trabalhos relacionados no tema de IVC. Em geral, os trabalhos que investigam a ação de agentes maliciosos em sistemas de transporte não adotam modelos microscópicos de simulação de tráfego. O trabalho que adota esse nível de detalhe nas simulações, (AMARANTE, 2012), não considera a ação de agentes maliciosos. Nessa dissertação, não consideramos a existência de contramedidas à ação dos agentes maliciosos. Nosso objetivo é investigar o impacto da ação desses agentes agindo em conjunto através de simulações microscópicas de tráfego na ausência de contramedidas para lidar com as informações falsas.

	Benefícios de informações sobre o tráfego	Localidade da informação	Agentes maliciosos em IVC	Contra medidas aos maliciosos	Modelagem microscópica do tráfego
Yang et al. (2010)	✓				
Amarante (2012)	✓	✓			✓
Kraus; Parshani; Shavitt (2008)		✓	✓	✓	
Rui et al. (2012)		✓	✓		
Esta dissertação		✓	✓		✓

Tabela 3.2: Aspectos dessa dissertação e trabalhos relacionados à comunicação inter-veicular.

4 ABORDAGEM PROPOSTA

Este capítulo detalha a abordagem baseada em agentes proposta para simulações de tarifação viária e comunicação inter-veicular em sistemas inteligentes de transporte. No modelo apresentado, agentes motoristas buscam minimizar o custo de seu deslocamento pela rede viária, enquanto agentes gerentes viários (ou simplesmente gerentes viários) tentam maximizar o fluxo de veículos na rede.

Os agentes motoristas (Seção 4.1) trafegam pela rede viária e acumulam conhecimento sobre o estado da mesma para uso em futuras viagens. Além disso, alguns motoristas possuem dispositivos de IVC para comunicarem entre si o seu conhecimento e uma fração desses motoristas divulga informações falsas para benefício próprio ou de seu grupo.

Gerentes viários (Seção 4.2) usam um mecanismo de aprendizado por reforço, onde uma tarifa é testada e o desempenho resultante da aplicação da mesma é avaliado ao final de um episódio de aprendizado. Cada episódio de aprendizado corresponde à janela de tempo na qual as viagens dos motoristas são realizadas. Uma simulação do modelo proposto (Seção 4.3) consiste em diversos episódios.

4.1 Modelo do agente motorista

Cada motorista d é modelado como um agente cujo objetivo é minimizar o custo do seu deslocamento pela rede viária. O deslocamento de um motorista d compreende a sua rota R_d entre seu link de origem ℓ_d^\uparrow e seu link de destino ℓ_d^\downarrow . O motorista inicia sua viagem pela rede viária a partir de seu tempo de partida τ_d .

O custo percebido por cada motorista d corresponde às somas dos custos de deslocamento de d por cada link l de sua rota R_d (Eq. 4.1). O custo de deslocamento de um motorista d em um link l é dado na Eq. 4.2, onde $t_{d,l}$ e $p_{d,l}$ são o tempo de viagem e a tarifa (ou preço) que o motorista d conhece para o link l , respectivamente. O coeficiente $\rho_d \in [0 : 1]$ corresponde à preferência de d , isto é, se ele irá preferir minimizar o tempo de viagem (ρ_d próximo de 1) ou o gasto com as tarifas viárias (ρ_d próximo de 0). O coeficiente de preferência ρ_d é individual para cada motorista d , de maneira que os motoristas podem ter diferentes preferências quanto à minimização do tempo de viagem e das despesas monetárias.

$$z_d = \sum_{l \in R_d} z_{d,l} \quad (4.1)$$

$$z_{d,l} = (\rho_d)t_{d,l} + (1 - \rho_d)p_{d,l} \quad (4.2)$$

A Eq. 4.2 ilustra o fato de que cada motorista percebe o custo de seu deslocamento como uma combinação linear do tempo de viagem e das despesas com as tarifas viárias,

que são grandezas com diferentes medidas. É necessário, portanto, que o tempo de viagem e as despesas com tarifas estejam normalizados para o cálculo do custo de deslocamento. As tarifas de todos os links devem pertencer a um intervalo $[0:P_{max}]$, onde P_{max} é o valor máximo da tarifa que os motoristas já sabem de antemão (ver. Seção 2.4.1). O tempo de viagem deve pertencer ao mesmo intervalo. Para que isso ocorra, é feita a normalização do tempo de viagem que um motorista d conhece para um link l , que é dada pela Eq. 4.3, onde $\hat{t}_{d,l}$ é o tempo de viagem gasto pelo motorista d no link l e f_l é o tempo de viagem em fluxo livre¹ no link l .

$$t_{d,l} = \frac{\hat{t}_{d,l}}{3 \times f_l} \times P_{max} \quad (4.3)$$

Na normalização da Eq. 4.3, o tempo de viagem é dividido por um fator $(3 \times f_l)$ que corresponde ao tempo de viagem do menor nível de serviço definido em (NATIONAL RESEARCH COUNCIL, 2000, p. 10-5) para vias urbanas. Nessa divisão, obtém-se um valor no intervalo $[0 : 1]$ que é multiplicado por P_{max} , resultando em um valor no intervalo $[0 : P_{max}]$.

Cada motorista possui um modelo da rede viária, que é representado por um grafo $G = (N, L)$, onde N é o conjunto de nós ou interseções da rede viária e L são os links entre esses nós (ver Seção 2.3). Isto significa que os motoristas possuem conhecimento global da topologia da rede viária. Dados os sistemas de navegação existentes atualmente, esta suposição é próxima da realidade. O peso de um dado link $l \in L$ conhecido por um motorista d é dado por $z_{d,l}$ (Eq. 4.2).

Os motoristas possuem conhecimento parcial do estado da rede viária e eles armazenam a “idade” das informações que possuem sobre o estado da rede. Para cada motorista d , a idade da informação relativa ao tempo de viagem que d conhece para o link l é dada por $a_{t_{d,l}}$. Analogamente, a idade da informação sobre a tarifa é dada por $a_{p_{d,l}}$.

Os motoristas inicializam o conhecimento sobre o estado da rede viária de forma parametrizada. Para um motorista d , o valor de $t_{d,l}$ é inicializado como $t_{d,l}^0$ para cada link $l \in L$. Analogamente, o valor de $p_{d,l}$ é inicializado como $p_{d,l}^0$ para cada $l \in L$. Os valores de $t_{d,l}^0$ e $p_{d,l}^0$ devem ser definidos de acordo com o comportamento desejado para o motorista d . Por exemplo, se ambos $t_{d,l}^0$ e $p_{d,l}^0$ são inicializados de maneira otimista (valores baixos), o motorista d terá um comportamento inicial de exploração sobre a rede viária. Isto ocorrerá porque, ao percorrer de fato um link l , a tarifa e o tempo de viagem experimentados por d serão maiores que os valores iniciais otimistas. Dessa forma, na próxima viagem, o motorista d tenderá a evitar o link l cujo custo será maior que os links que ainda não foram explorados, pois eles ainda terão os valores iniciais otimistas.

As idades das informações ($a_{t_{d,l}}$ e $a_{p_{d,l}}$) são inicializadas com valor infinito. Isto significa que nenhuma informação sobre o estado das vias da rede viária foi colhida.

O tempo de viagem $t_{d,l}$ conhecido por d é atualizado quando o motorista sai de um link l . Nesse caso, $t_{d,l}$ recebe o valor do tempo gasto por d para percorrer o link l e $a_{t_{d,l}}$ recebe zero. A tarifa $p_{d,l}$ conhecida por d é atualizada quando ele entra em um link l e o sistema eletrônico de tarifação efetua a cobrança da tarifa. Quando isso acontece, $p_{d,l}$ recebe o valor da tarifa de l , dada por p_l e $a_{p_{d,l}}$ recebe zero. Quando $a_{p_{d,l}}$ ou $a_{t_{d,l}}$ recebem zero, isso significa que a informação é nova, isto é, acabou de ser coletada. Tanto $a_{p_{d,l}}$ quanto $a_{t_{d,l}}$ são incrementados à medida que o tempo passa.

O Alg. 1 apresenta a inicialização do conhecimento e o cálculo de rotas feito pelos mo-

¹Em fluxo livre, os volumes de tráfego são suficientemente baixos para que os motoristas não sejam influenciados pela presença de outros veículos (NATIONAL RESEARCH COUNCIL, 2000).

toristas. Neste algoritmo, D é o conjunto de todos os motoristas. Os atributos ℓ_d^\uparrow e ℓ_d^\downarrow são os links de origem e destino do motorista d , respectivamente. No procedimento *InitializeDrivers*, os motoristas inicializam o conhecimento do estado da rede viária, o que é feito antes de se iniciar a primeira viagem. No procedimento *CalculateRoutes*, os motoristas calculam suas rotas de acordo com o conhecimento que possuem do estado da rede viária e fazem a estimativa do custo da viagem pelos links l da rota escolhida, armazenando-o em $\tilde{z}_{d,l}$. Esta estimativa é posteriormente utilizada durante o replanejamento em viagem (Seção 4.1.1). O procedimento *shortest_path* recebe os links de origem, destino e os pesos dos links da rede viária e retorna o caminho de custo mínimo entre a origem e o destino. O conjunto $\{z_{d,l} \mid \forall l \in L\}$ representa os pesos que o motorista d conhece para os links $l \in L$ da rede viária. O cálculo de rotas é feito antes de cada viagem.

Algorithm 1 Agentes motoristas

```

1: procedure INITIALIZEDRIVERS
2:   for all  $d \in D$  do
3:     for all  $l \in L$  do
4:        $t_{d,l} \leftarrow t_{d,l}^0$ 
5:        $p_{d,l} \leftarrow p_{d,l}^0$ 
6:        $a_{t_{d,l}} \leftarrow \infty$ 
7:        $a_{p_{d,l}} \leftarrow \infty$ 
8:        $z_{d,l} \leftarrow (\rho_d)t_{d,l} + (1 - \rho_d)p_{d,l}$ 
9:     end for
10:  end for
11: end procedure
12:
13: procedure CALCULATEROUTES
14:  for all  $d \in D$  do
15:     $R_d \leftarrow \text{shortest\_path}(\ell_d^\uparrow, \ell_d^\downarrow, \{z_{d,l} \mid \forall l \in L\})$ 
16:     $\tilde{z}_{d,l} \leftarrow z_{d,l} \mid \forall l \in R_d$ 
17:  end for
18: end procedure

```

4.1.1 Replanejamento em viagem

Alguns motoristas podem recalculam suas rotas enquanto se deslocam pela rede viária. Neste trabalho, isto é chamado de replanejamento em viagem. O replanejamento em viagem é ativado quando o motorista atualiza seu conhecimento sobre a rede viária, o que acontece quando ele recebe uma mensagem de outro motorista ou quando sai de um link da rede viária.

O replanejamento é feito de maneira semelhante à de Amarante (2012), onde o motorista replaneja sua rota se perceber que o custo atual para completar a viagem é maior que o estimado. Isso é feito da seguinte maneira: um motorista d que realiza replanejamento checa se o custo necessário para completar a viagem (dado pela soma dos custos conhecidos sobre o restante da rota) é maior que o estimado (dado pela soma dos custos estimados nos links restantes da rota). Em caso afirmativo, o motorista seguirá pela rota de custo mínimo da sua posição atual até seu destino (R_d^*) e atualizará a estimativa de tempo necessário para concluir a viagem. O custo estimado é inicializado quando o motorista calcula sua rota inicial, antes de iniciar sua viagem (procedimento *CalculateRoutes*

do Alg. 1).

Um motorista que não realiza replanejamento em viagem pode, no entanto, calcular uma rota diferente antes de iniciar sua próxima viagem.

O Alg. 2 apresenta procedimento *RecalculateRoutes*, onde os agentes motoristas realizam o replanejamento em viagem. Neste algoritmo, $D^\circ \subset D$ é o conjunto de motoristas que realizam replanejamento em viagem.

Algorithm 2 Replanejamento em viagem

```

1: procedure RECALCULATE ROUTES
2:   for all  $d \in D^\circ$  do
3:     if { $d$  atualizou seu conhecimento sobre a rede viária} then
4:        $\ell_d^\bullet \leftarrow$  link atual do motorista  $d$ 
5:        $R'_d \leftarrow$  {links de  $R_d$  ainda não percorridos}
6:       if  $\sum_{l \in R'_d} z_{d,l} > \sum_{l \in R'_d} \tilde{z}_{d,l}$  then
7:          $R_d^* \leftarrow$  shortestPath( $\ell_d^\bullet, \ell_d^\downarrow, \{z_{d,l} \ \forall l \in L\}$ )
8:          $R_d \leftarrow (R_d - R'_d) \cup R_d^*$ 
9:          $\tilde{z}_{d,l} \leftarrow z_{d,l} \ \forall l \in R_d^*$ 
10:      end if
11:    end if
12:  end for
13: end procedure

```

4.1.2 Comunicação inter-veicular - IVC

Nesta dissertação, alguns motoristas possuem veículos equipados com dispositivos de comunicação inter-veicular e podem trocar informações a respeito do estado da rede viária com outros motoristas. Para os motoristas que realizam IVC, a percepção parcial do estado da rede viária é expandida através das informações recebidas de outros motoristas. Cada motorista d que realiza IVC troca mensagens com outros motoristas que também realizam IVC e que estejam localizados dentro de um raio de comunicação sem fio δ ao redor de d .

Para a comunicação, o dispositivo de IVC do veículo de um motorista d constrói uma mensagem que consiste em um conjunto de tuplas $(t'_{d,l}, p'_{d,l}, a'_{t_{d,l}}, a'_{p_{d,l}})$ para cada link l da rede viária. Os dois primeiros elementos da tupla são o tempo de viagem e a tarifa que d informa sobre o link l , respectivamente. Os dois últimos elementos da tupla são as idades que d informa sobre $t'_{d,l}$ e $p'_{d,l}$, respectivamente.

Quando um motorista d que realiza comunicação inter-veicular recebe informações sobre um link $l \in L$, ele atualiza seu conhecimento sobre o estado da rede viária. O motorista d usa as idades das informações recebidas para decidir como as informações serão incorporadas. O peso das informações recebidas decai exponencialmente de acordo com suas idades. A função $\gamma : \mathbb{R}_{\geq 0} \rightarrow [0 : 1]$ (Eq. 4.4) retorna o peso que uma informação terá de acordo com sua idade. O parâmetro λ ajusta a velocidade do decaimento, isto é, o quanto a informação perde em importância à medida que envelhece. A Fig. 4.1 mostra o comportamento da função γ para diversos valores de λ .

$$\gamma(x) = e^{\left(\frac{-x}{\lambda}\right)} \quad (4.4)$$

O Alg. 3 apresenta a troca de mensagens realizada pelos agentes motoristas com dispositivos de IVC. Nesse algoritmo, $D^+ \subset D$ é o conjunto de motoristas cujos veículos

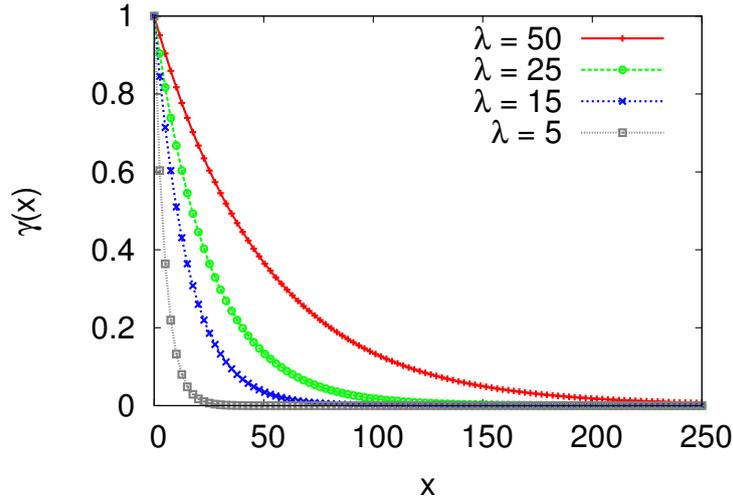


Figura 4.1: A função γ para diferentes valores do parâmetro λ .

são equipados com dispositivos de comunicação inter-veicular. No procedimento *MsgExchange*, os motoristas obtêm o conjunto de motoristas vizinhos, representado por D^\oplus e recebem as mensagens destes, atualizando o conhecimento que possuem do estado da rede viária. O conhecimento de um motorista d é atualizado apenas quando a informação que chega de um motorista c é mais nova que a atualmente armazenada por d . As linhas 6 e 10 realizam esta checagem para o tempo de viagem e a tarifa de um link l , respectivamente. O peso da idade da informação que chega é usado para o motorista calcular como essa informação é incorporada. As linhas 7 e 11 mostram a atualização do conhecimento sobre o tempo de viagem e a tarifa de um link l , respectivamente. A função γ é dada pela Eq. 4.4.

No Alg. 3, a função *euclidist* retorna a distância euclidiana entre dois motoristas e δ é o alcance da comunicação inter-veicular.

Algorithm 3 Troca de mensagens

```

1: procedure MSGEXCHANGE( $\delta$ )
2:   for all  $d \in D^+$  do
3:      $D^\oplus \leftarrow \{c \mid c \in D^+ \setminus \{d\} \wedge euclidist(d, c) < \delta\}$ 
4:     for all  $c \in D^\oplus$  do
5:       for all  $l \in L$  do
6:         if  $a_{t_{c,l}} < a_{t_{d,l}}$  then
7:            $t_{d,l} \leftarrow \gamma(a_{t_{c,l}})t'_{c,l} + [1 - \gamma(a_{t_{c,l}})]t_{d,l}$ 
8:            $a_{t_{d,l}} \leftarrow a_{t_{c,l}}$ 
9:         end if
10:        if  $a_{p_{c,l}} < a_{p_{d,l}}$  then
11:           $p_{d,l} \leftarrow \gamma(a_{p_{c,l}})p'_{c,l} + [1 - \gamma(a_{p_{c,l}})]p_{d,l}$ 
12:           $a_{p_{d,l}} \leftarrow a_{p_{c,l}}$ 
13:        end if
14:      end for
15:    end for
16:  end for
17: end procedure

```

4.1.3 Agentes maliciosos

Em um cenário onde veículos trocam informações sobre o estado da rede viária, motoristas maliciosos que espalham informações falsas podem surgir. Um agente malicioso possui um dispositivo de IVC adulterado que transmite informações falsas sobre a rota que seja de seu interesse, com o objetivo de afastar os demais motoristas desta rota. É possível ainda, que surjam organizações ou frotas de agentes maliciosos que ajam de maneira coordenada. Nesse caso, todos os agentes da frota possuem dispositivos de IVC adulterados que divulgam informações falsas sobre os links das rotas de todos os agentes da frota, com objetivo de afastar os demais motoristas dessas rotas. De agora em diante, o termo frota designa o grupo de agentes maliciosos agindo de maneira coordenada.

Os agentes maliciosos possuem as mesmas propriedades dos motoristas que realizam IVC, mas possuem um dispositivo de IVC adulterado. Tal dispositivo pode enviar informações falsas tanto sobre os tempos de viagem e tarifas viárias quanto sobre as idades desses dados.

Um agente malicioso d divulga informações falsas sobre o conjunto de links de seu interesse, representado por $L_d^\#$. Em uma mensagem enviada por d , o tempo de viagem $t'_{d,l}$ e a tarifa $p'_{d,l}$ informados para os links $l \in L_d^\#$ recebem $t_{d,l}^\#$ e $p_{d,l}^\#$, respectivamente. Ambos $t_{d,l}^\#$ e $p_{d,l}^\#$ são valores altos que o agente d configura para tentar afastar os demais motoristas dos links em $L_d^\#$. As idades das informações sobre o tempo de viagem $a'_{t_{d,l}}$ e a tarifa $a'_{p_{d,l}}$ que d informa para os links $l \in L_d^\#$ recebem zero. Isso é feito para que os demais agentes considerem a informação falsa recebida como sendo nova e a atribuam um alto peso ao atualizarem o seu conhecimento sobre o estado da rede viária (ver Eq. 4.4, que mostra o decaimento do peso da informação dada a sua idade).

Um agente malicioso d poderia reportar tempos de viagem e tarifas baixas para os links $l \notin L_d^\#$ que não são de seu interesse. Com isso, os demais motoristas tenderiam a seguir por estes links. Isso poderia ser feito especialmente para os links que pertencem a rotas paralelas à de d . No entanto, seguindo a linha de raciocínio de Lin; Kraus; Shavitt (2007), o agente d reporta a tarifa e o tempo de viagem verdadeiros que ele conhece para os links $l \notin L_d^\#$, isto é, $t'_{d,l}$ recebe $t_{d,l}$ e $p'_{d,l}$ recebe $p_{d,l}$. Isso ocorre porque, ao usar algum dos links $l \notin L_d^\#$, outros motoristas iriam verificar que a situação do link é diferente e iriam divulgar as informações verdadeiras sobre o link rapidamente. A estratégia de um agente malicioso d é fazer com que outros motoristas não usem os links $l \in L_d^\#$. Se o motorista d for bem-sucedido, será mais difícil para os demais motoristas descobrirem a real situação dos links $l \in L_d^\#$ e divulgarem a informação verdadeira.

O conjunto dos links do interesse de um agente malicioso varia de acordo com a forma na qual os agentes maliciosos estão organizados. Neste trabalho, os agentes maliciosos podem se organizar de duas formas. Na primeira forma, os agentes maliciosos agem de maneira individual. Assim, o conjunto de links de interesse de cada agente malicioso é a sua própria rota, ou seja, $L_d^\# = R_d$. Nesse caso, cada agente malicioso pode ser entendido como um indivíduo que adulterou seu próprio dispositivo de IVC para se beneficiar ao afastar os demais motoristas de sua rota.

Na segunda forma de organização dos agentes maliciosos, eles agem de maneira coordenada. Nessa configuração de frota, o conjunto de links de interesse de cada agente malicioso d é $L_d^\# = \{l \in R_d \mid \forall d \in D^\#\}$, onde $D^\# \subset D^+$ é o conjunto de motoristas maliciosos. Isso significa que cada motorista $d \in D^\#$ espalha informações falsas sobre os links das rotas de todos os motoristas de $D^\#$.

Na situação onde agem de maneira coordenada, o grupo de agentes maliciosos pode

ser entendido como uma frota de um serviço de entregas, onde este comportamento de grupo beneficia a todos os seus integrantes. Um exemplo possível seria uma empresa de entregas com diversas filiais e clientes, cujo objetivo é entregar as encomendas no menor tempo possível. Antes de deixar as filiais da empresa, os agentes da frota comunicam suas rotas uns com os outros, de maneira que cada um saiba os links a serem usados pelos outros. Esta comunicação antecipada poderia ser feita através de um sistema de informações da empresa, que teria as informações sobre todos os clientes servidos e as rotas planejadas das filiais até os clientes.

Independente da maneira como estão organizados, os agentes maliciosos não realizam replanejamento em viagem. O objetivo de um agente malicioso d é desviar os demais motoristas dos links de seu interesse. Por esse motivo, d não muda sua rota durante a viagem, pois assim ele evita entrar em uma rota que pode estar congestionada pelos motoristas que desviaram da rota original de d .

O Alg. 4 apresenta a construção das mensagens pelos agentes motoristas. Nesse algoritmo, $D^\# \subset D^+$ é o conjunto de motoristas maliciosos enquanto $D^+ \subset D$ é o conjunto de motoristas cujos veículos são equipados com dispositivos de IVC. No procedimento *MsgConstruction*, o parâmetro $\# \in \{\textit{individual}, \textit{frota}\}$ é o comportamento adotado pelos agentes maliciosos. O procedimento mostra como cada motorista com dispositivo de IVC preenche os elementos $(t'_{d,l}, p'_{d,l}, a'_{t_{d,l}}, a'_{p_{d,l}})$ das tuplas que compõem a mensagem a ser recebida pelos outros motoristas. A recepção das mensagens é apresentada no Alg. 3.

Algorithm 4 Construção de mensagens

```

1: procedure MSGCONSTRUCTION( $\#$ )
2:   for all  $d \in D^+$  do
3:     if  $\{ \# = \textit{frota} \}$  then
4:        $L_d^\# \leftarrow \{l \mid l \in R_d \ \forall \ d \in D^\#\}$ 
5:     else
6:        $L_d^\# \leftarrow R_d$ 
7:     end if
8:     for all  $l \in L$  do
9:       if  $d \in D^\#$  and  $l \in L_d^\#$  then
10:         $t'_{d,l} \leftarrow t_{d,l}^\#$ 
11:         $p'_{d,l} \leftarrow p_{d,l}^\#$ 
12:         $a'_{t_{d,l}} \leftarrow 0$ 
13:         $a'_{p_{d,l}} \leftarrow 0$ 
14:      else
15:         $t'_{d,l} \leftarrow t_{d,l}$ 
16:         $p'_{d,l} \leftarrow p_{d,l}$ 
17:         $a'_{t_{d,l}} \leftarrow a_{t_{d,l}}$ 
18:         $a'_{p_{d,l}} \leftarrow a_{p_{d,l}}$ 
19:      end if
20:    end for
21:  end for
22: end procedure

```

4.2 Modelo do gerente viário

Um dos objetivos deste trabalho é avaliar um esquema de tarifação viária adaptativa para melhoria do fluxo de tráfego. Aqui, a tarifação viária é calculada de maneira descentralizada. Cada link da rede viária possui um gerente viário associado que determina o valor das tarifas viárias.

Nesta dissertação, assumimos a existência de infraestrutura que permita a coleta das tarifas viárias sempre que um veículo entre em um link da rede viária. Todos os veículos possuem um dispositivo de identificação que se comunica com a infraestrutura viária sem precisar reduzir sua velocidade para coleta da tarifa. Tal infraestrutura de coleta eletrônica de tarifas e gerenciamento viário é discutida na Seção 2.4.1. Neste trabalho, assumimos que os coletores eletrônicos existem em todos os links das redes viárias estudadas.

Cada gerente viário ajusta a tarifa (ou preço) de seu link como uma fração de uma unidade máxima global de preço P_{max} . O objetivo de um gerente viário é maximizar o fluxo de veículos que passam pelo seu link. Sem um mecanismo explícito de coordenação, o objetivo dos gerentes viários como um todo é fazer com que o número de viagens completadas em um mesmo intervalo de tempo seja maximizado. Esta melhoria global de desempenho será obtida se a maioria dos gerentes viários for bem-sucedida em maximizar o fluxo de veículos nos seus links.

Para maximizar o fluxo de veículos em cada link da rede viária, os gerentes viários devem ajustar suas tarifas de maneira inteligente. Isto é, caso a tarifa de um link seja muito alta, poucos veículos tenderão a usar o link. Por outro lado, caso a tarifa seja muito baixa, a tendência é que muitos veículos tentem usar o link, congestionando-o e reduzindo o fluxo de veículos nele.

Para determinar a melhor tarifa a ser aplicada em cada link da rede viária, uma solução analítica poderia ser empregada. Nesse caso, conhecendo-se de antemão as funções de custo de todos os motoristas e a demanda sobre a rede viária, é possível maximizar uma função objetivo global de maneira centralizada. A função objetivo global poderia ser uma combinação do fluxo total de veículos na rede viária e a arrecadação advinda da cobrança das tarifas, por exemplo.

No entanto, em uma situação mais realista, não se sabe as funções de custo de todos os agentes e não se tem conhecimento *a priori* da demanda sobre a rede viária. Por exemplo, nesta dissertação, cada agente motorista pode ter uma função de custo diferente, dado que o coeficiente de preferência ρ_d de cada um é individual (ver Seção 4.1). Por esse motivo, um mecanismo de aprendizado por reforço (Seção 4.2.1) é empregado pelos gerentes viários para determinação das tarifas de maneira descentralizada.

De fato, Vasirani; Ossowski (2011a) realizam um estudo onde a tarifação ótima é determinada de forma analítica para uma rede viária composta de dois links em paralelo, mas para o caso em que há conhecimento completo da demanda e das funções de custo de todos os agentes. Os autores também propõem um mecanismo de aprendizado por reforço, que é diferente do apresentado na Seção 4.2.1 e é testado apenas no cenário de dois links em paralelo.

Nesta dissertação, os gerentes viários empregam um mecanismo de aprendizado por reforço para configurarem as tarifas viárias em um episódio de aprendizado. Na modelagem proposta, um episódio de aprendizado representa uma janela de tempo fixa de um dia. Por exemplo, a janela de tempo pode conter o horário de pico matinal de tráfego dos dias úteis. O desempenho dos gerentes viários é avaliado nessa janela de tempo, suas recompensas são calculadas e eles atualizam suas tarifas para o próximo episódio de aprendizado.

Os gerentes viários são modelados como aprendizes independentes (ver Seção 2.2.1), isto é, eles não aprendem o valor de ações conjuntas com outros gerentes. Desta forma, não há um mecanismo explícito de coordenação entre os gerentes viários. Mesmo assim, quando a maioria deles for bem-sucedida em seus objetivos individuais (maximização de fluxo no seu link), uma melhora global de desempenho na rede viária deve surgir (maximização do número de viagens concluídas no mesmo intervalo de tempo).

4.2.1 Modelo do processo de decisão de Markov - MDP

No MDP usado pelos gerentes viários modelados neste trabalho, o conjunto de ações A contém valores discretos de frações de P_{max} que um gerente viário pode aplicar sobre sua via: $A = \{0, 0.1, 0.2, \dots, 1\}$. Dessa forma, se um gerente viário escolhe a ação 0.1, a tarifa a ser cobrada em sua via é $0.1 \cdot P_{max}$.

A função de recompensa do gerente do link l , representada por R_l , é definida pela Eq. 4.5, onde n_l é o número de veículos que entraram no link l durante o episódio de aprendizado.

$$R_l = n_l \quad (4.5)$$

A recompensa aumenta à medida que o número de veículos que entraram no link aumenta. Em uma primeira análise, é possível argumentar que essa função de recompensa favorece que o gerente viário adote tarifas baixas para atrair o maior número possível de veículos para o seu link de uma vez. No entanto, esta análise é equivocada, pois, se muitos veículos pretendem usar um link e sua capacidade é limitada, sua entrada fica congestionada e o número de veículos que o adentram não aumenta.

Na realidade, a função de recompensa, ao invés de incentivar a atração do maior número possível de veículos de uma vez através de uma tarifa baixa, incentiva que os gerentes encontrem tarifas que garantam uma boa circulação de veículos em suas vias. A medição do número de veículos que adentraram o link é feita em uma janela de tempo fixa. Assim, um número maior de veículos no mesmo intervalo de tempo significa um fluxo maior. Pode-se dizer, portanto, que a recompensa do gerente viário é baseada no fluxo de veículos que passam pelo seu link.

O MDP dos gerentes viários possui apenas um estado. Assim, as ações que os gerentes viários escolhem não os fazem mudar de estado. Isto simplifica a representação da tabela-Q e a sua regra de atualização. O espaço de estados \times ações que o gerente viário deve explorar é reduzido para um espaço de ações, uma vez que há apenas um estado.

4.2.2 Exploração vs. aproveitamento

Para balancear a exploração (ganho de conhecimento) e o aproveitamento (uso de conhecimento), os gerentes viários operam em dois estágios. Nos dois estágios, os gerentes viários adotam a estratégia de seleção de ação ϵ -greedy. O primeiro estágio é o de exploração. Nele, o coeficiente de exploração ϵ é inicializado com um valor alto (próximo de 1) e é decrementado ao final de cada episódio por um fator multiplicativo μ . O fator μ é calculado pela Eq. 4.6, onde κ é o número de episódios do estágio de exploração, ϵ_0 é o valor inicial e ϵ_f é o valor final de ϵ .

$$\mu = \sqrt[\kappa]{\frac{\epsilon_f}{\epsilon_0}} \quad (4.6)$$

O valor de ϵ_0 deve ser próximo de 1 e o valor de ϵ_f deve ser próximo de zero. Nessa

configuração, os gerentes viários irão explorar as ações possíveis, adquirindo conhecimento sobre os resultados dessas ações, nos episódios iniciais do estágio de exploração. Ao final do estágio de exploração, o valor de ϵ será baixo.

O segundo estágio de operação dos gerentes viários é o de aproveitamento. Nele, o valor baixo de ϵ obtido ao final do estágio de exploração é mantido, de modo que os gerentes viários aproveitam² o conhecimento adquirido no primeiro estágio. A Fig. 4.2 ilustra o decaimento de ϵ ao longo do estágio de exploração e sua manutenção durante o estágio de aproveitamento. Ao final de cada episódio do estágio de exploração, ϵ é multiplicado por μ (calculado via Eq. 4.6), o que resulta em um decaimento exponencial.

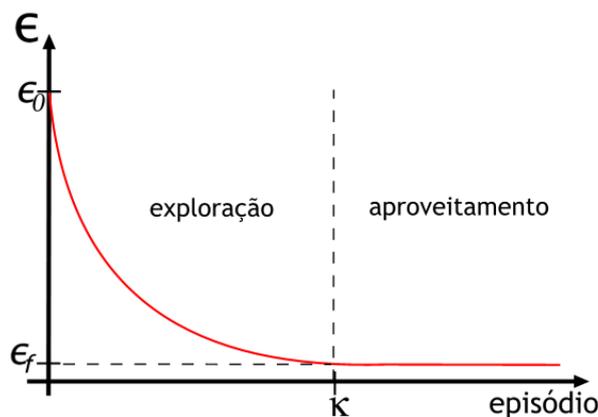


Figura 4.2: Variação de ϵ nos estágios de exploração e aproveitamento.

4.2.3 Algoritmo

O comportamento dos gerentes viários é formalmente apresentado no Alg. 5. Nesse algoritmo, Q_l é a tabela-Q do gerente do link l , p_l é a fração do preço máximo P_{max} que o gerente do link l irá adotar como sua tarifa e α é a taxa de aprendizado. A função $select_random(X)$ seleciona aleatoriamente um elemento do conjunto X e o retorna. A função $random()$ retorna aleatoriamente um número real no intervalo $[0 : 1]$.

O procedimento *InitializeLinkManagers* do Alg. 5 inicializa as variáveis dos gerentes viários. Ao final de um episódio de aprendizado, os gerentes viários calculam suas recompensas, atualizam suas tabelas-Q e escolhem a tarifa a ser aplicada no próximo episódio de aprendizado. Isso é feito no procedimento *AdjustRoadsPrices*.

4.3 Simulação

Para reproduzir e avaliar os efeitos das ações dos agentes cujos modelos foram apresentados nas seções anteriores deste capítulo, realizamos simulações de tráfego. Uma simulação é executada de acordo com o Alg. 6. Em uma simulação, η episódios são realizados. A duração de um episódio é o tempo necessário para que todos os motoristas completem suas viagens ou uma janela de tempo fixa, representada por s_{max} timesteps.

Uma simulação do modelo proposto possui diversos parâmetros. Os parâmetros dos gerentes viários são a taxa de aprendizado (α), o coeficiente inicial (ϵ_0) e final (ϵ_f) de exploração e a duração do estágio de exploração (κ). Para os agentes motoristas e a

²Formalmente, o agente aproveitar o conhecimento significa ele escolher gulosamente a ação de maior valor-Q na sua tabela-Q.

Algorithm 5 Gerentes viários

```

1: procedure INITIALIZELINKMANAGERS( $\epsilon_0, \epsilon_f, \kappa$ )
2:    $\mu \leftarrow \sqrt[\kappa]{\frac{\epsilon_f}{\epsilon_0}}$  ▷ Eq. 4.6
3:    $\epsilon \leftarrow \epsilon_0$ 
4:    $A \leftarrow \{0, 0.1, 0.2, \dots, 1.0\}$ 
5:   for all  $l \in L$  do
6:      $n_l \leftarrow 0$  ▷  $n_l$  é incrementado à medida que veículos adentram  $l$ 
7:      $Q_l(a) \leftarrow 0 \ \forall a \in A$ 
8:      $p_l \leftarrow \text{select\_random}(A)$ 
9:   end for
10: end procedure
11:
12: procedure ADJUSTROADSPRICES( $i$ ) ▷  $i$  é o número do episódio atual
13:   for all  $l \in L$  do
14:      $Q_l(p_l) \leftarrow (1 - \alpha)Q_l(p_l) + \alpha \cdot R_l$  ▷  $R_l$  via Eq. 4.5
15:     if  $\text{random}() < \epsilon$  then
16:        $p_l \leftarrow \text{select\_random}(A)$ 
17:     else
18:        $p_l \leftarrow \arg \max_{a \in A} Q_l(a)$ 
19:     end if
20:   end for
21:   if  $i < \kappa$  then ▷ Decrementa  $\epsilon$  se estiver no estágio de exploração
22:      $\epsilon \leftarrow \epsilon \cdot \mu$ 
23:   end if
24: end procedure

```

comunicação inter-veicular, os parâmetros são o alcance da comunicação (δ) e o comportamento dos agentes maliciosos (\sharp). O conjunto de todos os motoristas (D) e seus subconjuntos, ou seja, os motoristas que realizam IVC (D^+), os maliciosos (D^\sharp) e os que realizam replanejamento em viagem (D°), devem ser determinados antes da simulação.

No Alg. 6, o tempo é discretizado em *timesteps*. Em cada *timestep* de um episódio, os veículos que devem iniciar sua viagem naquele momento são inseridos na simulação. Isto é feito adicionando-os ao conjunto de motoristas em viagem D^\uparrow (τ_d é o tempo de partida do motorista d). Esses motoristas se deslocam de acordo com as regras do modelo de movimentação subjacente (ver Seção 2.5.1) através do procedimento *move_vehicles()*. Após o deslocamento, a idade das informações é incrementada, os motoristas checam se entraram ou saíram de algum link, para que paguem a tarifa viária e ajustem o seu conhecimento sobre o estado da rede viária. Além disso, as mensagens são construídas, a comunicação inter-veicular é realizada e o replanejamento em viagem é executado. Quando um veículo entra em um link, o contador de veículos daquele link é incrementado para que, ao final do episódio, a recompensa do seu gerente viário seja calculada.

Um episódio termina quando todos os veículos finalizam suas viagens, ou o número máximo de *timesteps* (s_{max}) é atingido. Nesse momento, os gerentes viários calculam suas recompensas e ajustam suas tarifas para o próximo episódio.

4.4 Resumo

Neste capítulo, a abordagem baseada em agentes para simulação de tarifação viária e comunicação inter-veicular em sistemas inteligentes de transporte foi apresentada. Agentes motoristas e gerentes viários com objetivos distintos foram modelados. O ambiente em que eles se situam é a rede viária. Nesse sistema multiagente, as ações dos motoristas e dos gerentes viários determinam e são determinadas pelo estado da rede viária. As ações dos agentes motoristas dependem das informações que eles possuem. Essas informações são coletadas enquanto os motoristas trafegam pela rede e dependem, portanto, do estado da rede.

As tarifas viárias fazem parte das informações que os motoristas coletam e são um fator que influencia as escolhas deles. Portanto, os gerentes viários influenciam a escolha dos motoristas e, conseqüentemente, o estado da rede viária. As ações dos gerentes viários, por sua vez, dependem do estado da rede, uma vez que os gerentes usam o fluxo veicular resultante da aplicação de uma tarifa como sua medida de desempenho. A Fig. 4.3 ilustra o ciclo percepção-raciocínio-ação dos agentes modelados neste trabalho.



Figura 4.3: Ciclo percepção-raciocínio-ação dos agentes modelados.

O sistema multiagente proposto é um sistema complexo, composto de partes heterogêneas inter-relacionadas. O comportamento do sistema como um todo é difícil de prever observando-se apenas o comportamento individual das partes. O procedimento de simulação proposto tem o objetivo de tornar possível a observação do comportamento sistêmico emergente a partir das ações individuais das partes.

O modelo proposto é aplicado em dois cenários. Em um deles, avaliamos o impacto de motoristas agindo em grupo na divulgação de informações falsas via comunicação inter-veicular. No outro cenário, avaliamos o efeito de tarifação viária determinada via aprendizado por reforço na eficiência do tráfego veicular. Os experimentos realizados para avaliação desses aspectos são apresentados no Capítulo 5.

Algorithm 6 Simulação

```

procedure SIMULATION( $\epsilon_0, \epsilon_f, \kappa, \eta, \delta, \#, s_{max}$ )
  InitializeDrivers()                                ▷ Procedimento do Alg. 1
  InitializeLinkManagers( $\epsilon_0, \epsilon_f, \kappa$ )    ▷ Procedimento do Alg. 5
   $i \leftarrow 0$                                     ▷ Inicializa contador de episódios
  while  $i < \eta$  do
    CalculateRoutes()                                ▷ Procedimento do Alg. 1
     $D^\uparrow \leftarrow \emptyset$ 
     $D^\downarrow \leftarrow \emptyset$ 
     $s \leftarrow 0$                                     ▷ Inicializa contador de timesteps
    repeat
      for all  $d \in D$  do
        if  $\tau_d = s$  then
           $D^\uparrow \leftarrow D^\uparrow \cup \{d\}$ 
        end if
      end for
      move_vehicles()                                ▷ Aplica as regras de movimento (Seção 2.5.1)
      for all  $d \in D^\uparrow$  do
         $a_{t_{d,j}} \leftarrow a_{t_{d,j}} + 1 \ \forall j \in L$ 
         $a_{p_{d,j}} \leftarrow a_{p_{d,j}} + 1 \ \forall j \in L$ 
        if  $d$  saiu do link  $l$  neste timestep then
           $t_{d,l} \leftarrow$  tempo de viagem gasto em  $l$ , normalizado via Eq. 4.3
           $a_{t_{d,l}} \leftarrow 0$ 
        end if
        if  $d$  entrou no link  $l$  neste timestep then
           $n_l \leftarrow n_l + 1$ 
           $p_{d,l} \leftarrow p_l \cdot P_{max}$ 
           $a_{p_{d,l}} \leftarrow 0$ 
        end if
        MsgConstruction( $\#$ )                            ▷ Procedimento do Alg. 4
        MsgExchange( $\delta$ )                              ▷ Procedimento do Alg. 3
        RecalculateRoutes()                             ▷ Procedimento do Alg. 2
        if  $d$  chegou em seu destino then
           $D^\uparrow \leftarrow D^\uparrow \setminus \{d\}$ 
           $D^\downarrow \leftarrow D^\downarrow \cup \{d\}$ 
        end if
      end for
       $s \leftarrow s + 1$                                 ▷ Incrementa contador de timesteps
      RecalculateRoutes()                              ▷ Procedimento do Alg. 2
    until  $D - D^\downarrow = \emptyset$  or  $s = s_{max}$ 
    AdjustRoadsPrices( $i$ )                            ▷ Procedimento do Alg. 5
     $i \leftarrow i + 1$                                 ▷ Incrementa contador de episódios
  end while
end procedure

```

5 EXPERIMENTOS

O modelo apresentado no Capítulo 4 abrange a questão de tarifação viária adaptativa e também a comunicação inter-veicular, partes importantes em futuras implementações de sistemas inteligentes de transporte. Neste capítulo, o modelo é avaliado em cada aspecto separadamente. Essa separação inicial visa facilitar o entendimento de cada aspecto que o modelo contempla. Os resultados obtidos aqui podem servir de base para futuros estudos onde se avalia o efeito de tarifação viária em um cenário de IVC, fazendo uso do modelo de forma completa.

Tanto nos experimentos de tarifação viária (Seção 5.2) quanto nos de IVC (Seção 5.3), os motoristas inicializam seu conhecimento sobre a rede viária de maneira otimista. Para um motorista $d \in D$, o tempo de viagem inicial de um link $l \in L$, representado por $t_{d,l}^0$ no Alg. 1 é o tempo de viagem em fluxo livre do link l , representado por f_l . A tarifa inicial conhecida sobre o link ($p_{d,l}^0$) é zero. Isso incentiva um comportamento exploratório do motorista sobre a rede viária. Conforme comentado na Seção 4.1, a idade das informações relativas ao link l , representadas por $a_{t_{d,l}}$ para o tempo de viagem e $a_{p_{d,l}}$ para a tarifa são inicializadas com valor infinito. Isto significa que nenhuma informação sobre o estado da rede viária foi colhida.

5.1 Cenário estudado

Tanto os experimentos de tarifação viária quanto os de IVC foram feitos em uma rede viária que contém as principais vias arteriais da cidade de Porto Alegre. A rede é composta por 61 nós e 152 links. Todos os links possuem três pistas.

O comprimento total da rede, dado pela soma do comprimento dos links vezes o número de pistas, é de aproximadamente 636.6 km. Seriam necessários aproximadamente 125 mil veículos para ocupar a rede completamente, considerando o comprimento de um veículo mais a distância para o próximo como 5.1 m no modelo de movimentação adotado. A velocidade de cada link em condições de fluxo livre é de 13.89 m/s (50 km/h) para todos os links. O tempo de viagem em fluxo livre depende do comprimento de cada link. A Fig. 5.1 exibe o mapa da cidade de Porto Alegre e a rede viária correspondente usada nos experimentos desta dissertação.

Para construção da matriz OD de geração de demanda para os experimentos, determinamos 15 distritos que podem ser considerados os principais pontos de origem e destino das viagens no horário de pico matinal de tráfego em Porto Alegre. As viagens entre esses distritos determinam a matriz OD usada nos experimentos. Os links de origem (ℓ_d^\uparrow) e destino (ℓ_d^\downarrow) de cada motorista d são determinados com base nessa matriz OD. O tamanho dos triângulos na Fig. 5.1(b) mostra qualitativamente a proporção de viagens que são ge-

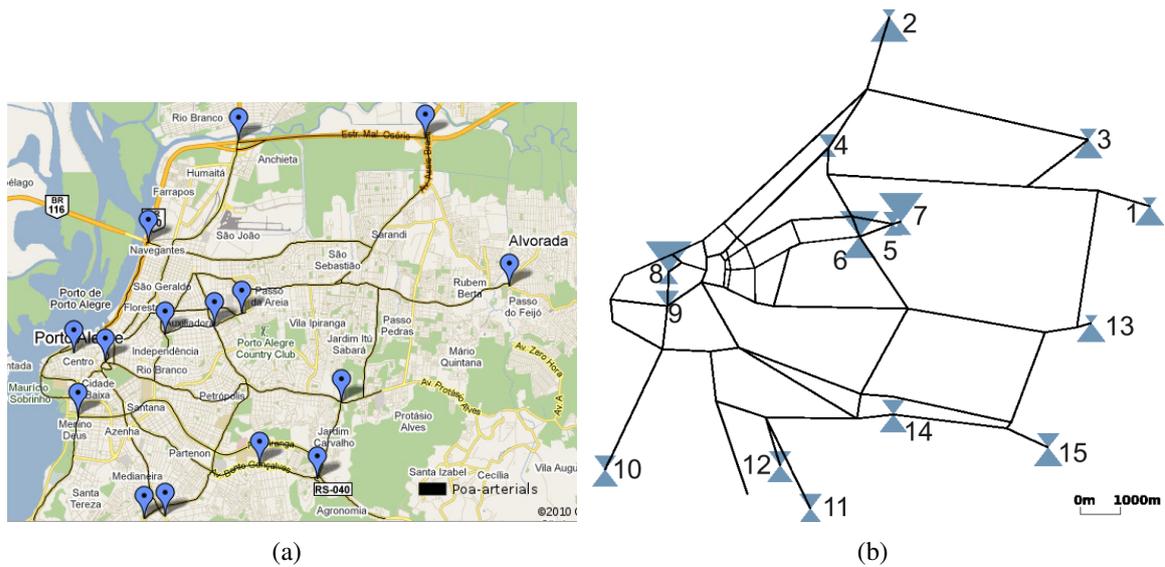


Figura 5.1: Mapa real (a) retirado de (AMARANTE, 2012) e simulado (b) das principais vias arteriais de Porto Alegre. O tamanho de um triângulo mostra qualitativamente a proporção de viagens que se iniciam (ponta para cima) ou terminam (ponta para baixo) em um distrito. Os números identificam os distritos.

radas (ponta para cima) ou terminadas (ponta para baixo) em um distrito. A região central da cidade possui distritos que proporcionalmente recebem mais viagens e as periferias (especialmente a leste e ao norte), possuem distritos que proporcionalmente geram mais viagens. No entanto, a Fig. 5.1(b) não mostra a proporção de viagens entre cada distrito. Essa proporção pode ser vista no Apêndice A.

5.2 Tarifação viária

Nesta dissertação, o objetivo dos experimentos sobre tarifação viária é avaliar a eficácia do esquema de aprendizado por reforço para determinação das tarifas descrito na Seção 4.2. Mais especificamente, queremos avaliar se o esquema de aprendizado por reforço é capaz de maximizar o fluxo do tráfego total na rede viária e como isso influencia os custos individuais dos motoristas.

Para avaliar a eficácia do esquema de tarifação adaptativa proposto na Seção 4.2, os experimentos em tarifação viária possuem uma janela de tempo fixa. Dessa forma, podemos medir quantas viagens foram completadas na rede viária nessa janela de tempo. Isso representa o fluxo total de veículos que se deseja maximizar. Quanto aos custos dos motoristas, ele é medido entre os que concluíram suas viagens nessa janela.

A carga gerada de acordo com a Seção 5.2.1 é lançada na rede de tráfego para os três métodos de tarifação avaliados: o esquema de aprendizado por reforço (ver Seção 4.2), um esquema de tarifação fixa e um método de otimização de tráfego no qual os motoristas possuem informação global do estado da rede viária. Os dois últimos são discutidos na Seção 5.2.2.

5.2.1 Geração de carga

Para realização dos experimentos, executamos uma simulação no cenário estudado para gerar a carga ou demanda da rede viária. Nessa simulação, inserimos veículos até

que aproximadamente 8500 veículos estivessem na rede simultaneamente. As origens e destinos dos veículos inseridos respeitam a matriz OD discutida na Seção 5.1. A rota de cada um desses veículos é o caminho de menor comprimento entre a origem e o destino. A carga de 8500 veículos é mantida durante 3600 *timesteps* da simulação, o que corresponde a uma hora do mundo real. A janela de tempo das simulações de tarifação viária (parâmetro s_{max} do Alg. 6) compreende o início da simulação de geração de carga até o final dos 3600 *timesteps* nos quais a rede esteve submetida à carga de 8500 veículos.

A carga de 8500 veículos corresponde a 6.4% da capacidade máxima estacionária da rede viária (ver Seção 5.1). No SUMO, que é o simulador de tráfego empregado nesta dissertação (ver Seção 2.5.2), a carga de 8500 veículos na rede simultaneamente durante uma hora é suficiente pra causar congestionamentos em alguns pontos da rede viária. A Fig. 5.2 mostra qualitativamente os pontos mais congestionados (cor mais próxima do vermelho) da rede viária na simulação de geração de carga.

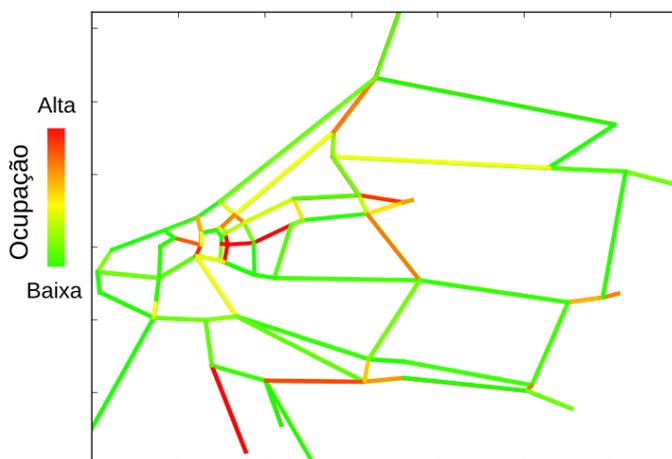


Figura 5.2: Mapa de calor qualitativo da ocupação da rede viária na simulação de geração de carga. Note que os congestionamentos se concentram na área central da rede.

A Fig. 5.3 mostra o número de veículos por *timestep* na simulação de geração de carga. Marcamos o *timestep* 8530 como o final da janela de tempo para os experimentos de tarifação viária. A duração de um episódio nos experimentos de tarifação viária é, portanto, 8530 *timesteps*. Nesse ponto, 27466 viagens são geradas e 18428 são concluídas na simulação de geração de carga. Isso significa que, para mantermos 8500 veículos na rede viária durante uma hora, foi necessário gerar 27466 veículos durante toda a simulação. Desses, 18428 terminaram suas viagens antes que a simulação de geração de carga terminasse.

5.2.2 Métodos para comparação

A abordagem proposta para tarifação viária (Seção 4.2) é comparada com um esquema de tarifação fixa e com o método de Gawron (1998), no qual os agentes possuem informação global da rede de tráfego.

No esquema de tarifação fixa, a tarifa de um link é inicializada em proporção à sua capacidade, que é calculada pelo seu comprimento vezes o número de faixas que possui. O link com a maior capacidade da rede viária recebe o preço máximo P_{max} . O preço dos

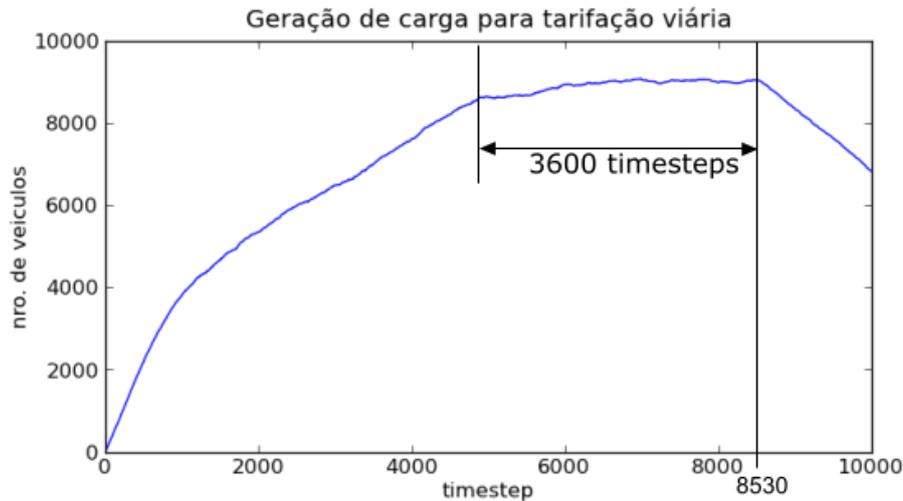


Figura 5.3: Carga para os experimentos de tarifação viária.

demais links é proporcional à razão da capacidade do link considerado sobre a capacidade do maior link da rede. No esquema de tarifação fixa, as tarifas não mudam ao longo dos episódios de simulação. Nessa situação, qualquer melhoria de desempenho obtida se deve à adaptação dos motoristas à rede de tráfego.

O método de Gawron é discutido na Seção 3.1.3. Ele possui dois parâmetros importantes: o número de rotas que cada motorista armazena ($|\mathcal{P}_d|$) e β , que pondera a atualização das rotas que um motorista d não percorreu. Nos experimentos realizados nesta dissertação, usamos os valores padrão da implementação desse método no simulador de tráfego SUMO: $|\mathcal{P}_d| = 5$ e $\beta = 0.9$. Com esses valores, cada motorista possui um conjunto de cinco rotas para escolher probabilisticamente qual delas seguir em cada viagem. Com relação ao parâmetro β , quanto mais próximo de 1, mais um motorista “enxerga” o tempo de viagem das rotas que ele não percorreu (ver Eq. 3.1). Portanto, com $\beta = 0.9$, os motoristas incorporam ao seu conhecimento o tempo de viagem das rotas não percorridas por eles com peso alto.

A Fig. 5.4 mostra o número de viagens concluídas por episódio de simulação com o método de Gawron no cenário estudado. O número de viagens concluídas aumenta ao longo dos episódios iniciais e oscila em torno de aproximadamente 20500 a partir do episódio 100. Lembrando que o número total de viagens geradas para o cenário estudado é 27466 (ver Seção 5.2.1), através do método de Gawron aproximadamente 75% das viagens geradas são concluídas no cenário estudado do episódio 100 em diante.

5.2.3 Parâmetros

Um dos atributos dos agentes motoristas é o coeficiente de preferência (ρ_d) que determina a importância que o motorista d dá à minimização do tempo de viagem e das despesas com as tarifas. Nos experimentos de tarifação viária, ρ_d é determinada de acordo com uma distribuição de probabilidades, representada por Π . Nesta dissertação são feitos quatro experimentos, com uma distribuição de probabilidades Π em cada experimento:

1. $\Pi =$ sempre 0.5: sempre retorna 0.5
2. $\Pi =$ extremos: retorna 0 com probabilidade 0.5; retorna 1 com probabilidade 0.5
3. $\Pi =$ distribuição uniforme: retorna um valor no intervalo [0:1] com probabilidade uniforme

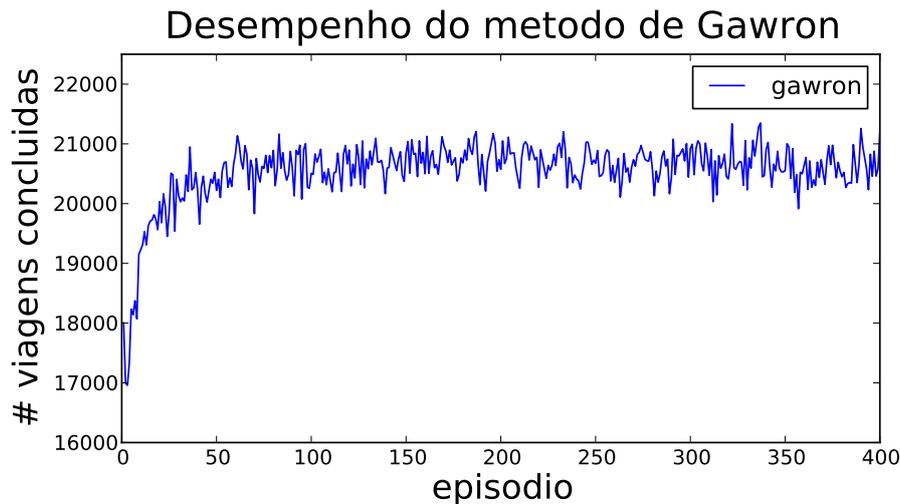


Figura 5.4: Número de viagens concluídas por episódio com o método de Gawron.

4. Π = distribuição normal: retorna um valor segundo uma distribuição normal com média=0.5 e desvio padrão=0.15.

Com a primeira distribuição de probabilidades, todos os motoristas consideram o tempo de viagem e as despesas com as tarifas com o mesmo peso quando calculam o custo de percorrer um link (Eq. 4.2). Com a segunda, aproximadamente metade dos motoristas tenta minimizar apenas as despesas com tarifas ($\rho_d = 0$) e os restantes tentam minimizar apenas o tempo de viagem ($\rho_d = 1$). Com a terceira e quarta distribuições de probabilidades, temos uma maior variedade no valor de ρ_d . Essas situações são mais prováveis para o mundo real, onde cada indivíduo percebe os custos de deslocamento de maneira diferente.

Os demais parâmetros dos experimentos são: $\eta = 400$ episódios para o Alg. 6. Para os gerentes viários, a duração do estágio de exploração é $\kappa = 200$ episódios. Dessa forma, os gerentes ganham conhecimento na primeira metade do experimento e o aproveitam na outra metade. No estágio de exploração, $\epsilon_0 = 1$ e $\epsilon_f = 0.01$. Com esses valores, os gerentes possuem uma alta exploração no início e uma baixa taxa de exploração ao final. A taxa de aprendizado α é fixada em 0.3. Experimentos anteriores mostraram que este valor apresentou melhor desempenho em termos da recompensa média obtida pelos gerentes viários no cenário estudado.

A tarifa máxima P_{max} é configurada como 100 unidades de uma moeda arbitrária. Dessa forma, as tarifas dos links pertencem ao conjunto $\{0, 10, 20, \dots, 100\}$.

5.2.4 Resultados - gerentes viários

5.2.4.1 Recompensa média por episódio

O primeiro aspecto do desempenho dos gerentes viários discutido nesta dissertação é a recompensa média obtida por eles em cada episódio. A recompensa de um gerente viário é dada pelo número de veículos que trafegaram no link gerenciado por ele durante o episódio de simulação. Uma recompensa maior significa em um dado episódio significa um fluxo maior de veículos naquele episódio. Na Fig. 5.5, a recompensa média dos gerentes viários por episódio é exibida para os experimentos realizados com as preferências (ρ) dos motoristas geradas pelas quatro distribuições de probabilidades (Π) discutidas na Seção 5.2.3.

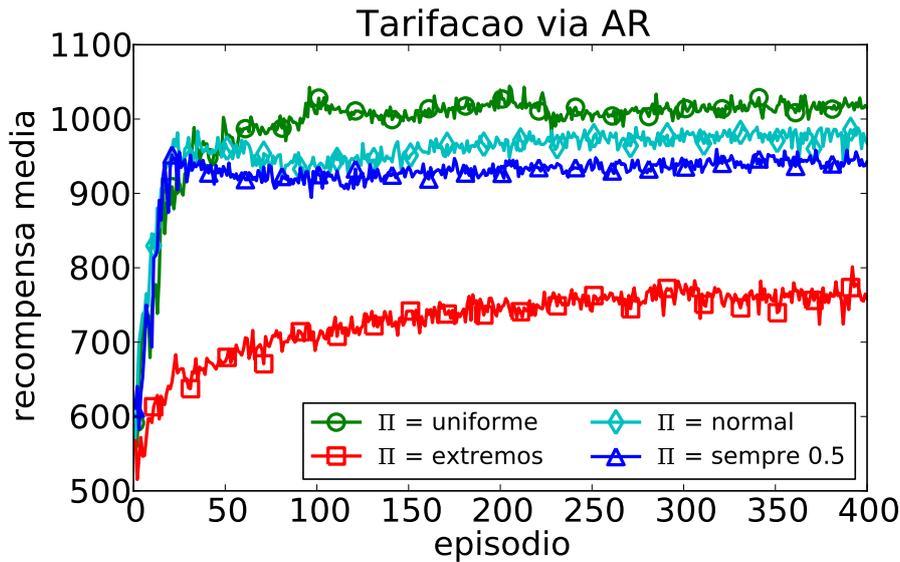


Figura 5.5: Recompensa média dos gerentes viários por episódio.

A recompensa média dos gerentes viários aumenta ao longo dos episódios independente da distribuição das preferências dos motoristas. Além disso, as distribuições que geram maior variabilidade em ρ (uniforme e normal) resultaram em maiores recompensas. Isso ocorre porque os motoristas se distribuem melhor pela rede viária quando suas preferências são mais variadas e, com isso, mais veículos usam os links da rede viária, aumentando a recompensa dos gerentes viários. Esse argumento é reforçado pelo fato de que, na distribuição ‘extremos’, os gerentes viários tiveram as menores recompensas. Isso ocorre porque aproximadamente metade dos motoristas têm $\rho = 0$ e, por isso, congestionam os links de menores tarifas independente do tempo de viagem necessário para trafegá-los. Isso diminui o fluxo de veículos nesses links e, conseqüentemente, a recompensa obtida pelos gerentes viários. Esse fato mostra também que os gerentes viários, atuando de maneira descoordinada, não foram capazes de, em conjunto, encontrarem uma política de tarifação que incentivasse uma maior dispersão dos motoristas com $\rho = 0$.

5.2.4.2 Fluxo na rede viária

O segundo aspecto do desempenho dos gerentes viários que é discutido nesta dissertação é o fluxo total de veículos na rede viária. O fluxo não é medido diretamente como, por exemplo, em veículos por hora, mas sim pelo número de viagens concluídas dentro da janela de tempo do episódio. Como essa janela de tempo é fixa (ver Seção 5.2.1), um aumento no número de viagens concluídas significa um maior fluxo na rede viária. A maximização do fluxo de veículos na rede é o objetivo dos gerentes viários. O esquema de tarifação via aprendizado por reforço (AR) proposto na Seção 4.2 e a tarifação fixa são comparados com o método de Gawron para otimização de tráfego. A tarifação fixa e o método de Gawron são discutidos na Seção 5.2.2.

A Fig. 5.6 apresenta a taxa do número de viagens concluídas por episódio na tarifação via AR e na tarifação fixa divididas pelo número de viagens concluídas com método de Gawron, que é a linha de base. Por exemplo, se em um dado episódio, houve 80 viagens concluídas com tarifação fixa, 75 com tarifação via AR e 100 com o método de Gawron, então um ponto com ordenada 0.8 será plotado para a tarifação fixa e um ponto com ordenada 0.75 será plotado para a tarifação via AR. A reta com ordenada igual a 1 corresponde

ao método de Gawron, que é a linha de base. A comparação dos desempenhos obtidos com tarifas fixa e via AR contra o método de Gawron são mostrados em quatro gráficos, um para cada distribuição de probabilidade (Π) para geração da preferência dos motoristas (ρ), discutidas na Seção 5.2.3.

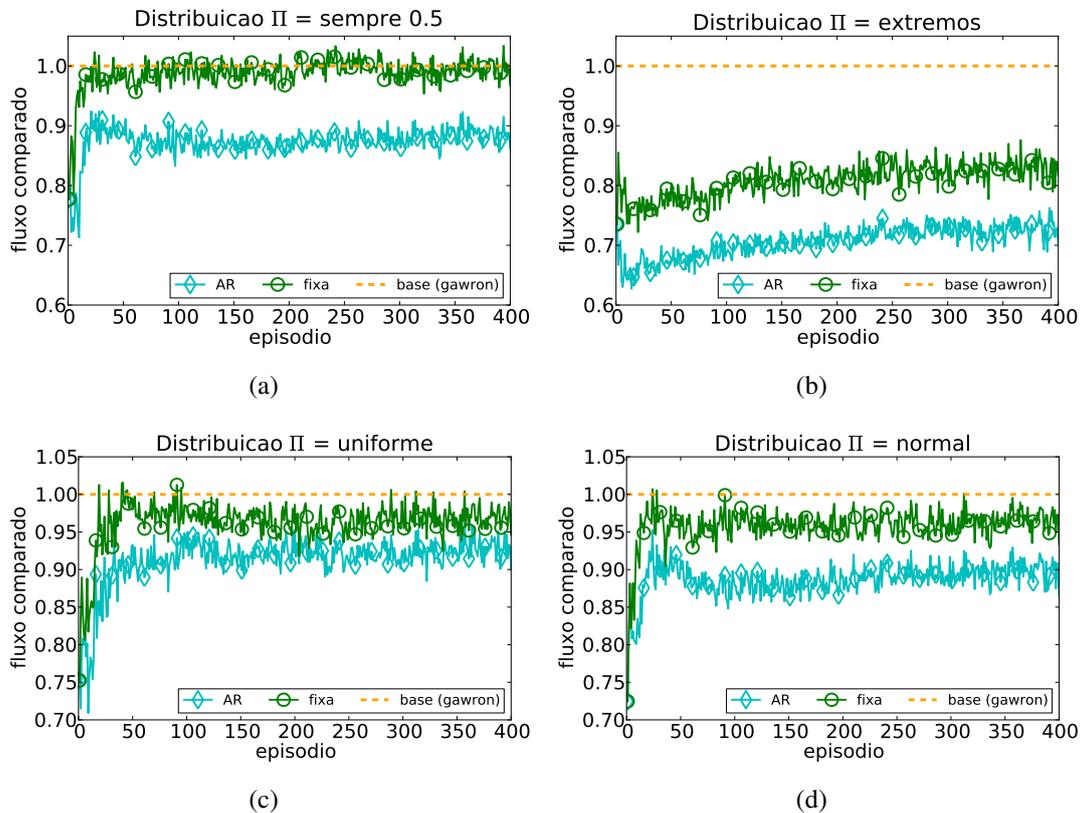


Figura 5.6: Fluxo na rede viária das tarifas via AR e fixa comparadas ao método de Gawron (base) para cada Π : ‘sempre 0.5’ (a), ‘extremos’ (b), ‘uniforme’ (c) e ‘normal’ (d).

Exceto para a distribuição $\Pi = \text{‘extremos’}$, o fluxo na rede viária obtido com as tarifas fixa e via AR aumenta nos episódios iniciais, aproximando-se do fluxo obtido pelo método de Gawron. O aumento do fluxo na rede viária se estabiliza do episódio 100 em diante e não mais se aproxima do obtido pelo método de Gawron. O desempenho baixo obtido com a distribuição $\Pi = \text{‘extremos’}$ justifica-se pelo fato que, nessa distribuição, aproximadamente metade dos motoristas possuem $\rho = 0$ e por isso buscam minimizar apenas as despesas com as tarifas. Esses motoristas congestionam os links com menores tarifas, limitando o fluxo neles e prejudicando o fluxo total na rede viária.

Outro fato a se observar na Fig. 5.6 é que o fluxo de veículos obtido com tarifa fixa é superior ao obtido com tarifa via AR para todas as distribuições de probabilidade. Isso ocorre porque, com a tarifa fixa, os motoristas se adaptam à rede viária de forma mais eficiente. Isso ocorre porque a não-estacionariedade do ambiente para os motoristas, que ocorre com a variação dos custos de deslocamento é menor com a tarifa fixa. Uma vez que os custos de deslocamento são uma combinação das despesas com tarifas e do tempo de viagem, na tarifa fixa apenas o componente relativo ao tempo de viagem varia, pois ele é decorrente das escolhas de rota feitas pelos motoristas. Com a tarifa via AR, não só o tempo de viagem varia mas também as tarifas mudam por causa das diferentes ações tomadas pelos gerentes viários. Uma rota de custo mínimo

para um motorista em um dado episódio pode não mais sê-la no episódio seguinte, devido à mudança na tarifa. Isso força o motorista a planejar outra rota no próximo episódio e ele pode aumentar os congestionamentos nos links usados pelos demais motoristas.

Com a combinação de tarifação fixa e distribuição ‘sempre 0.5’, o melhor desempenho é obtido. O fluxo de veículos por episódio oscila em torno do fluxo obtido com o método de Gawron. Isso se deve ao fato de que a tarifação fixa facilita a adaptação dos motoristas, conforme discutido no parágrafo anterior. Porém, entre os fluxos obtidos com tarifação fixa, os motoristas gerados com a preferência dada pela distribuição ‘sempre 0.5’ conseguem se distribuir na rede viária de maneira mais eficiente que nas demais distribuições. Isso se deve ao fato que, na distribuição ‘sempre 0.5’, não há motoristas com a preferência próxima de zero como nas demais distribuições e são os motoristas com preferência próxima de zero que sempre escolhem os links de baixas tarifas, congestionando-os. No entanto, uma situação onde todos os motoristas percebem os custos de deslocamento de maneira idêntica é pouco provável de ocorrer no mundo real.

Os resultados relativos ao fluxo de veículos na rede viária indicam que as melhorias obtidas ao longo dos episódios se devem mais à adaptação dos motoristas do que a uma variação das tarifas. Ao invés de proporcionar um incentivo para os motoristas se dispersarem pela rede viária de maneira mais eficiente, as variações de tarifas feitas pela abordagem via AR aumentaram a não-estacionariedade do ambiente para os motoristas, dificultando sua adaptação à rede viária. Como na tarifação fixa a adaptação dos motoristas é facilitada, eles conseguem se dispersar pela rede viária de modo que o fluxo total de veículos é maior que na tarifação via RL. A localidade da informação também tem um papel importante no fluxo total obtido: como no método de Gawron os motoristas possuem informação completa do estado da rede viária, obtém-se maiores fluxos nesse método do que com as tarifações fixa e via AR. Apenas para a distribuição de probabilidade ‘sempre 0.5’, a tarifação fixa resultou em fluxos semelhantes aos do método de Gawron. No entanto, essa é uma situação de todos os motoristas perceberem os custos de forma idêntica é menos provável de acontecer no mundo real, bem como a situação em que os motoristas possuem informação completa do estado da rede viária, que é uma suposição usada no método de Gawron.

5.2.4.3 Arrecadação total

O terceiro aspecto do desempenho dos gerentes viários discutido nesta dissertação é a arrecadação total na rede viária por episódio. O desempenho dos gerentes viários nesse aspecto é exibido na Fig. 5.7 para cada distribuição de probabilidade (II - ver Seção 5.2.3) para determinação da preferência dos motoristas (ρ), sob tarifação via AR e sob tarifação fixa, discutida na Seção 5.2.2. O método de Gawron não é avaliado nesse aspecto, pois nele a tarifação viária não tem efeito sobre os motoristas: o único custo percebido por eles é o tempo de viagem.

Tanto para o esquema de tarifação via AR quanto para a tarifação fixa, a arrecadação total aumenta ao longo dos episódios. Isso se deve ao aumento do fluxo de veículos na rede viária, que foi discutido na Seção 5.2.4.2. A distribuição de probabilidades para determinação da preferência dos motoristas que resultou nas menores arrecadações foi a ‘extremos’ que também resultou nos menores fluxos de veículos (ver Fig. 5.6). A relação entre fluxo e arrecadação fica mais evidente com a tarifação fixa: uma vez que as tarifas não mudam ao longo dos episódios, um aumento de arrecadação somente pode resultar de um aumento no fluxo de veículos, e isso de fato acontece.

Comparando-se as arrecadações entre as diferentes tarifações, percebe-se que a tarifa-

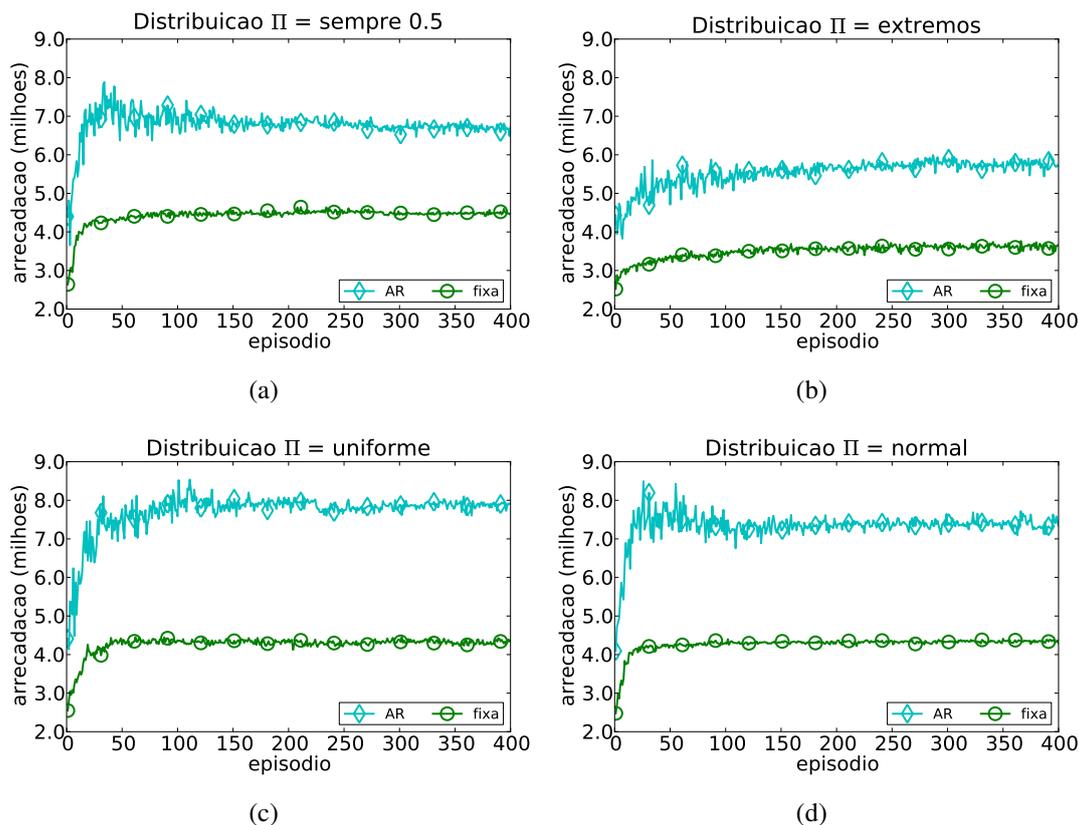


Figura 5.7: Arrecadação total dos gerentes viários por episódio.

ção via AR resulta em arrecadações significativamente superiores às obtidas com tarifação fixa. Essa arrecadação superior não é fruto de um maior fluxo de veículos, pois a tarifação via AR resulta em menores fluxos que a tarifação fixa (ver Fig. 5.6). Como os fluxos obtidos na tarifação via AR são inferiores, as maiores arrecadações resultam somente da aplicação de tarifas maiores que as determinadas na tarifação fixa. Isso beneficia somente o administrador ou proprietário da infraestrutura viária, penalizando seus usuários. A próxima seção discute os custos obtidos pelos motoristas nas diferentes abordagens para tarifação.

5.2.5 Resultados - motoristas

Até aqui, foi avaliado o desempenho da abordagem via aprendizado por reforço para tarifação viária sob o ponto de vista da rede viária como um todo, seja no fluxo total de veículos ou na arrecadação obtida pelos gerentes viários. Na presente seção, avaliamos o desempenho dos motoristas.

O desempenho dos motoristas nos experimentos de tarifação viária é avaliado sob três aspectos: tempo de viagem, despesas com as tarifas e o custo de deslocamento. O custo de deslocamento é composto do tempo de viagem e das despesas (ver Eq. 4.1), mas cada componente também é avaliado em separado para que se possa entender melhor o efeito das abordagens para tarifação (fixa e via aprendizado por reforço - AR) sobre os custos dos motoristas com diferentes preferências.

Os gráficos desta seção apresentam o desempenho comparado entre a tarifação via AR e a tarifação fixa. Os motoristas são agrupados de acordo com o valor de suas preferências (ρ). Os grupos são definidos de acordo com cada distribuição de probabilidade (II) para

seleção de ρ . Formalmente, os grupos são definidos da seguinte maneira:

- $\Pi = \text{'sempre 0.5'}$: $\{\{\text{motoristas com } \rho_d = 0.5\}\}$
- $\Pi = \text{'extremos'}$: $\{\{\text{motoristas com } \rho_d = 0.0\}, \{\text{motoristas com } \rho_d = 1.0\}\}$
- $\Pi = \text{'uniforme'}$: $\{\{\text{motoristas com } \rho_d \in [0 : 0.25]\}, \{\text{motoristas com } \rho_d \in (0.25 : 0.5]\}, \{\text{motoristas com } \rho_d \in (0.5 : 0.75]\}, \{\text{motoristas com } \rho_d \in (0.75 : 1.0]\}\}$
- $\Pi = \text{'normal'}$: $\{\{\text{motoristas com } \rho_d \in [0 : 0.35]\}, \{\text{motoristas com } \rho_d \in [0.35 : 0.5]\}, \{\text{motoristas com } \rho_d \in [0.5 : 0.65]\}, \{\text{motoristas com } \rho_d \in [0.65 : 1.0]\}\}$

Para $\Pi = \text{'sempre 0.5'}$, apenas um grupo existe, uma vez que a preferência de todos os motoristas é igual. Para $\Pi = \text{'extremos'}$, um grupo contém todos os motoristas com $\rho_d = 0$ (que corresponde a aproximadamente à metade) e o outro grupo contém os de $\rho_d = 1$. Para $\Pi = \text{'uniforme'}$, os quatro grupos contém aproximadamente a mesma quantidade de motoristas, uma vez que as faixas de ρ cobertas por cada um possuem o mesmo tamanho. Para $\Pi = \text{'normal'}$, os dois grupos centrais contém os motoristas cujas preferências estão a até um desvio padrão da média, para mais ou para menos. Cada um desses grupos contém aproximadamente 34.1% dos motoristas. Um dos grupos extremos contém os motoristas cuja preferência é menor que a média - desvio padrão e o outro contém os motoristas cuja preferência é maior que a média + desvio padrão. Cada um dos grupos extremos contém aproximadamente 15.9% dos motoristas.

Para cada grupo de motoristas, os gráficos desta seção apresentam o desempenho obtido pelo grupo sob o esquema de tarifação via AR dividido pelo desempenho obtido pelo mesmo grupo sob tarifação fixa, que é a linha de base. Supondo que, para um determinado grupo de motoristas, um ponto possui ordenada abaixo de 1 no gráfico em um dado episódio, isso significa que o desempenho obtido por aquele grupo foi melhor com a tarifação via AR do que com a tarifação fixa.

5.2.5.1 *Tempo de viagem*

O primeiro aspecto do desempenho dos motoristas avaliado nesta dissertação é o tempo de viagem. A Fig. 5.8 apresenta os tempos de viagens por episódio dos motoristas sob tarifação via AR tendo como base o tempo de viagem sob tarifação fixa.

Para a distribuição $\Pi = \text{'sempre 0.5'}$, os motoristas obtiveram menores tempos de viagem com a tarifação via AR do que com a tarifação fixa. A justificativa para esse fato é que a tarifação fixa resulta em maiores fluxos de veículos (ver Seção 5.2.4.2). Apesar disso parecer contra-intuitivo, pois em uma primeira análise os maiores fluxos deveriam resultar em maiores velocidades dos veículos e menores tempos de viagem, na verdade o maior fluxo obtido sob tarifação fixa resulta de uma maior distribuição dos veículos pela rede viária. Por sua vez, a distribuição dos veículos resulta do fato de que os motoristas acabam escolhendo rotas que não são necessariamente as mais curtas, o que aumenta os tempos de viagem sob tarifação fixa.

Com a distribuição $\Pi = \text{'extremos'}$, o grupo de motoristas com $\rho = 1$ consegue tempos de viagem semelhantes com tarifação fixa e via AR. Isso ocorre porque esses motoristas escolhem suas rotas de modo a minimizar apenas o tempo de viagem, não se importando com as tarifas viárias. Portanto, nenhum esquema de tarifação viária é capaz de alterar diretamente as escolhas desses motoristas. Já o grupo de motoristas com $\rho = 0$ consegue tempos de viagem menores na tarifação via AR em comparação à tarifação fixa. Isso ocorre porque a variação de tarifas promovida pelos gerentes viários via AR incentiva os motoristas com $\rho = 0$ a mudarem de links quando a tarifa de seus links preferidos aumenta. Na tarifação fixa, os motoristas com $\rho = 0$ sempre escolhem os mesmos links cujas tarifas são as menores. Isso congestionava esses links e aumenta o tempo de

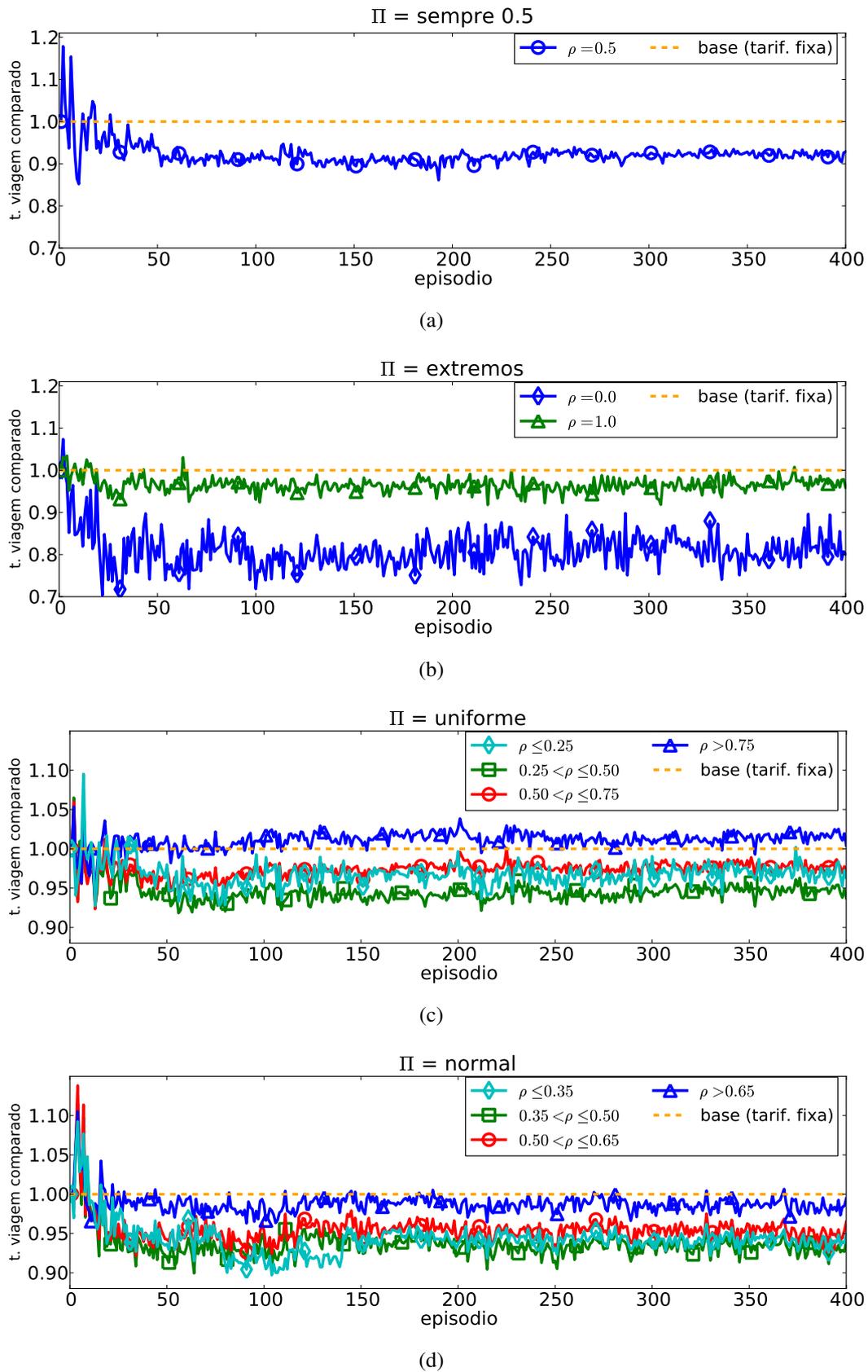


Figura 5.8: Tempo de viagem comparado dos motoristas por episódio.

viagem dos motoristas que trafegam por eles. Observa-se, ainda, uma oscilação no tempo de viagem por episódio do grupo de motoristas com $\rho = 0$. Nenhum outro grupo de motoristas de qualquer distribuição Π possui oscilação semelhante. Isso se deve ao fato de que com $\rho = 0$, os motoristas têm a máxima “sensibilidade” aos gastos com viagens e qualquer alteração nas tarifas resultará em mudanças de rota por parte dos motoristas. Em alguns episódios as rotas escolhidas são melhores que em outros. Com a distribuição $\Pi = \text{‘extremos’}$, aproximadamente 50% dos motoristas possuem $\rho = 0$ e isso não ocorre em nenhuma outra distribuição de probabilidades.

Tanto para as distribuições $\Pi = \text{‘uniforme’}$ e $\Pi = \text{‘normal’}$, os tempos de viagem obtidos pela maioria dos grupos de motoristas são menores na tarifação via AR do que na fixa. Isso ocorre pelo mesmo motivo discutido para a distribuição $\Pi = \text{‘sempre 0.5’}$: a tarifação fixa resulta em maiores fluxos de veículos pela rede viária (ver Seção. 5.2.4.2). Os maiores fluxos são resultados de uma melhor distribuição dos veículos pela rede viária, mas essa melhor distribuição prejudica o tempo de viagem dos motoristas, uma vez que eles acabam escolhendo rotas que não são necessariamente as mais curtas para evitar maiores despesas com as tarifas. Os grupos de motoristas com ρ mais próximo de 1 tanto na distribuição $\Pi = \text{‘uniforme’}$ quanto na $\Pi = \text{‘normal’}$ obtêm tempos de viagem semelhantes independente do esquema de tarifação. Isso ocorre pelo mesmo motivo discutido para a distribuição $\Pi = \text{‘extremos’}$: os motoristas com drv_{pref} mais próximo de 1 escolhem suas rotas dando pouca importância às tarifas viárias e, portanto, agem independentemente do esquema de tarifação.

5.2.5.2 Despesas com as tarifas

O segundo aspecto do desempenho dos motoristas avaliado nesta dissertação são as despesas com as tarifas. A Fig. 5.9 apresenta as despesas por episódio dos motoristas sob tarifação via AR tendo como base as despesas sob tarifação fixa.

Na tarifação via AR, as despesas de todos os grupos de motoristas são maiores que na tarifação fixa, para todas as distribuições Π . Para as distribuições $\Pi = \text{‘uniforme’}$ e $\Pi = \text{‘normal’}$, as despesas dos motoristas são aproximadamente duas vezes maiores com a tarifação via AR do que com a fixa. Isso ocorre porque as tarifas configuradas via AR são superiores às tarifas fixas. Os resultados das Seções 5.2.4.2 e 5.2.4.3, mostram que a tarifação via AR obtém maiores arrecadações com menores fluxos de veículos. Isso se deve, portanto, a maiores tarifas aplicadas pelos gerentes viários.

Outra tendência geral observada é que as despesas dos grupos de motoristas com maiores ρ são maiores que as dos grupos de menores ρ . Isso se justifica pelo fato de que os motoristas com maiores ρ dão menos importância aos gastos com tarifas e podem escolher os links mais caros desde que eles resultem em menores tempos de viagem.

Em todos os gráficos, observa-se uma oscilação maior das despesas dos motoristas nos primeiros 200 episódios dos experimentos. Isso ocorre porque o estágio de exploração (ver Seção 4.2.2) dos gerentes viários tem a duração de 200 episódios. Durante esse estágio, os gerentes viários testam aleatoriamente diversas tarifas para seus links. Depois do 200º episódio, os gerentes viários escolhem as tarifas que resultam nas maiores recompensas encontradas.

5.2.5.3 Custo total de deslocamento

O terceiro e último aspecto do desempenho dos motoristas avaliado nesta dissertação é o custo de deslocamento (z). Para um motorista, esse custo é uma combinação do tempo de viagem e das despesas com tarifas, ponderadas pela preferência (ρ) do motorista (ver

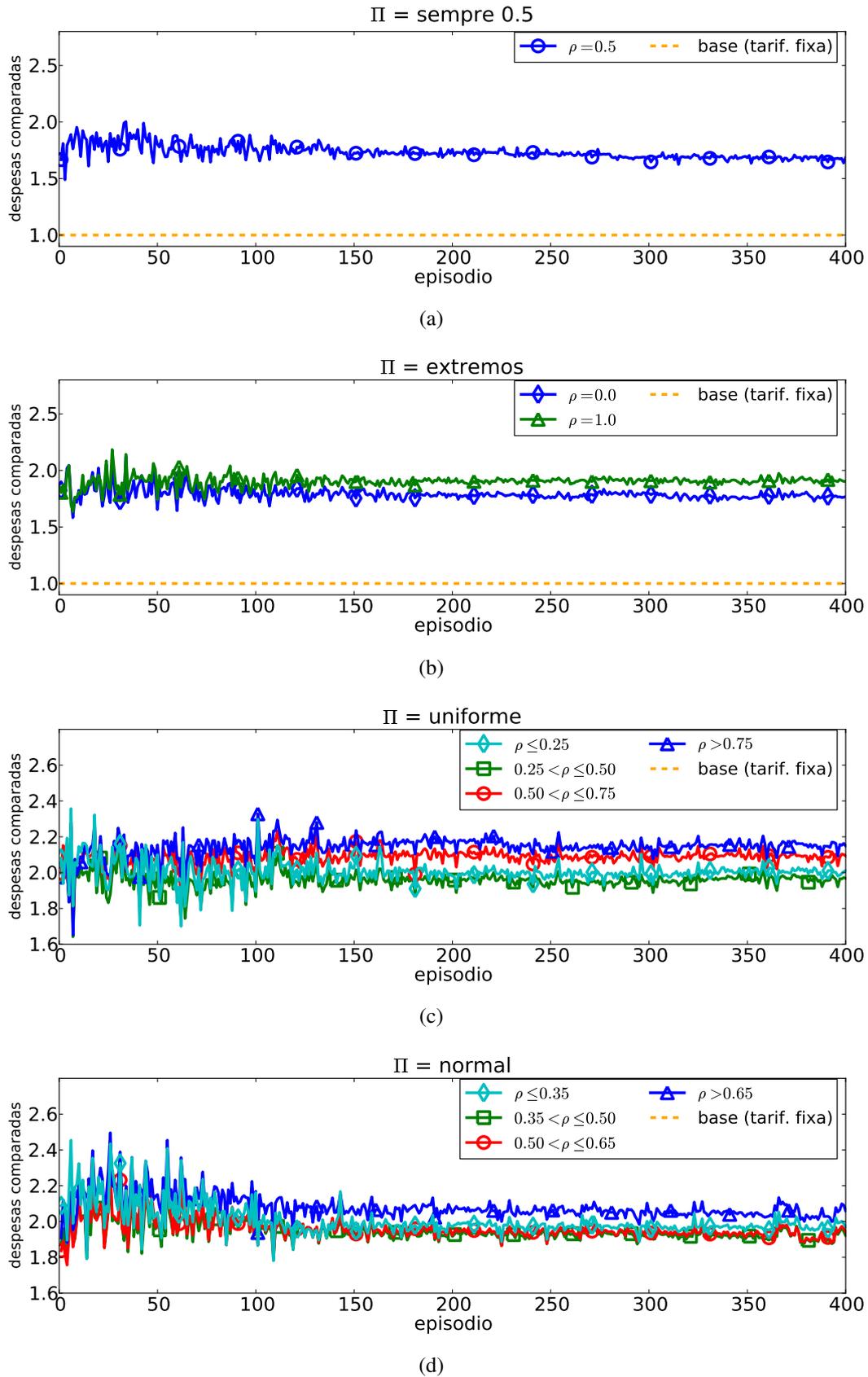


Figura 5.9: Despesas comparadas dos motoristas por episódio.

Eq. 4.1). Os resultados dos tempos de viagem dos motoristas (Seção 5.2.5.1) mostraram que a maioria dos grupos de motoristas obtém tempos de viagem inferiores no esquema de tarifação via AR comparado com a tarifação fixa. Já os resultados sobre as despesas (5.2.5.2) mostraram que todos os grupos de motoristas gastam mais com a tarifação via AR do que com a fixa. Nesta parte, avaliamos o custo de deslocamento da maneira que ele é percebido pelos motoristas, uma vez que essa percepção depende de ρ .

A Fig. 5.10 apresenta os custos de deslocamento comparados dos motoristas para as tarifações via AR e fixa por episódio.

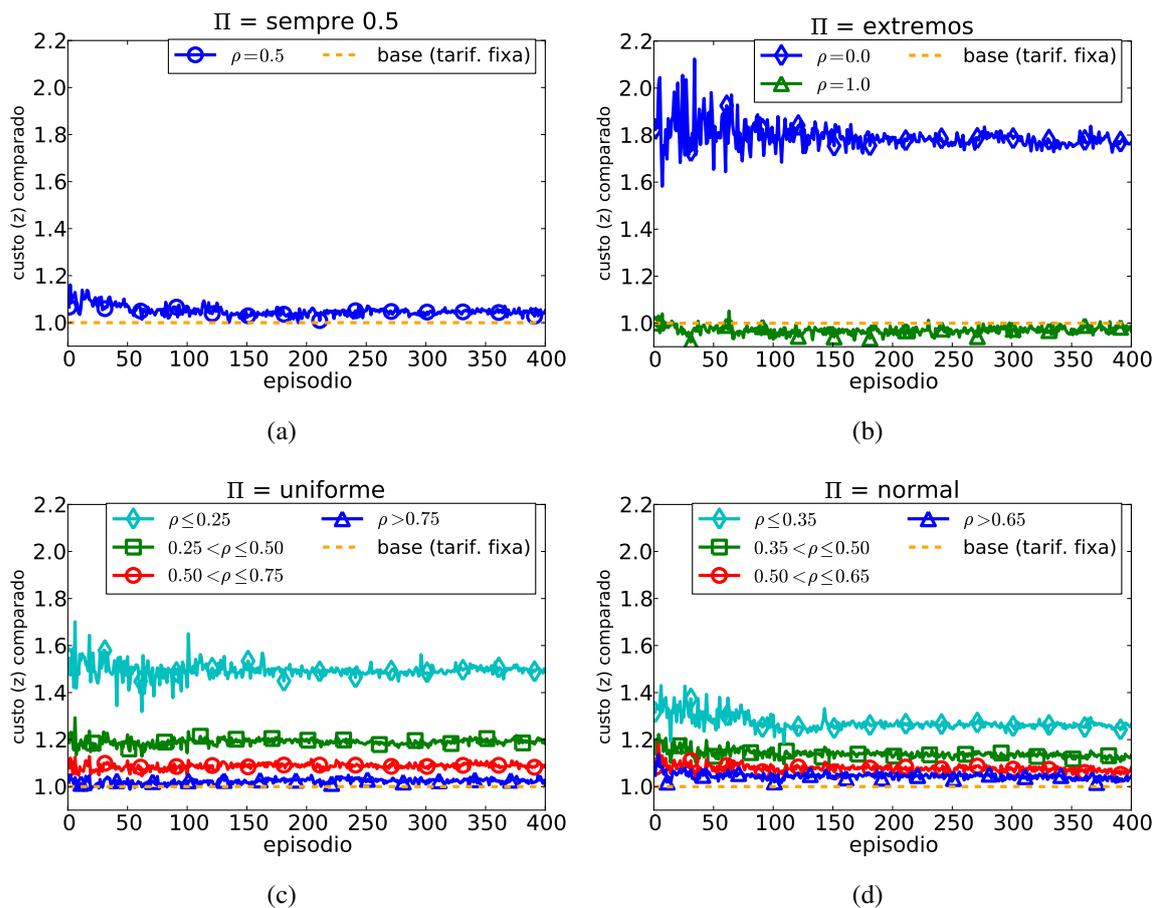


Figura 5.10: Custos comparados dos motoristas por episódio.

Exceto para o grupo de motoristas com $\rho = 1$ na distribuição $\Pi = \text{'extremos'}$, os custos de deslocamento de todos os grupos de motoristas são maiores sob tarifação via AR do que sob tarifação fixa. Isso ocorre porque os melhores tempos de viagem obtidos pelos motoristas sob tarifação via AR (ver Seção 5.2.5.1) não compensam as despesas mais elevadas obtidas por eles (ver Seção 5.2.5.2) nesta abordagem de tarifação.

Para a distribuição $\Pi = \text{'extremos'}$ vale ressaltar que o custo dos motoristas com $\rho = 1$ é composto exclusivamente pelo tempo de viagem enquanto o custo dos motoristas com $\rho = 0$ é composto exclusivamente das despesas. Observe que na Fig. 5.8(b), o tempo de viagem dos motoristas com $\rho = 1$ é idêntico ao custo da Fig. 5.10(b) e que na Fig. 5.9(b), a despesa dos motoristas com $\rho = 0$ é idêntica ao custo da Fig. 5.10(b).

Um aspecto geral dos gráficos da Fig. 5.10 é que os custos dos motoristas na tarifação via AR piora com relação aos obtidos na tarifação fixa à medida que ρ aumenta. Isso ocorre porque à medida que ρ se aproxima de 1.0, os motoristas deixam de se preocupar

com as despesas com tarifas e os aumentos das despesas são mais significativos do que as reduções de tempo de viagem sob tarifação via AR.

5.2.6 Resumo

Esta seção sumariza as análises dos experimentos de tarifação viária tanto do ponto de vista dos gerentes viários quanto dos motoristas. A Fig. 5.11 apresenta um diagrama que enumera e relaciona as questões discutidas nos resultados. Na figura, retângulos de cantos retos representam os fatos sobre os gerentes viários, que foram discutidos na Seção 5.2.4. Os retângulos de cantos arredondados representam os fatos sobre os motoristas, que foram discutidos na Seção 5.2.5. Seta de um retângulo “A” para um retângulo “B” indica que o fato A causa o fato B.

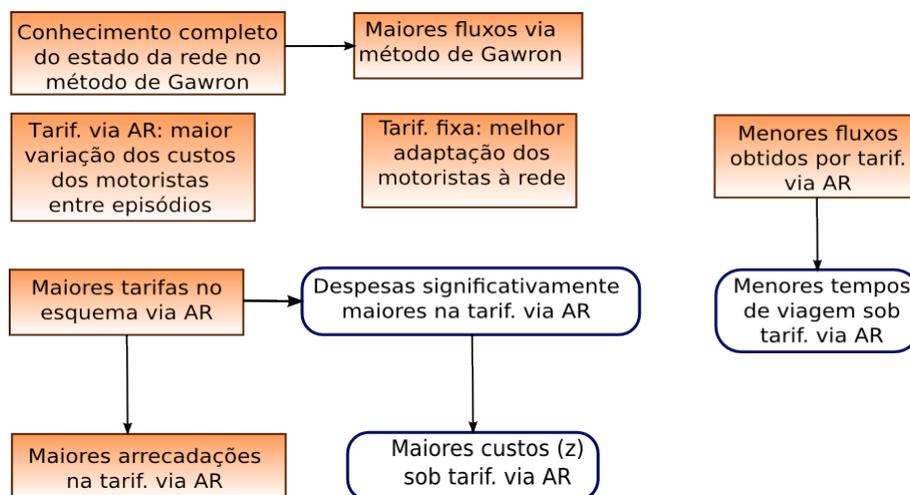


Figura 5.11: Resumo da análise dos experimentos de tarifação viária. Os retângulos de cantos retos representam os fatos sobre os gerentes viários. Os de cantos arredondados sem preenchimento representam os fatos sobre os motoristas. Setas indicam uma relação de causa e efeito entre dois fatos.

Entre os métodos testados (tarifação via AR, tarifação fixa e método de Gawron), o maior fluxo na rede viária foi obtido com o método de Gawron, o que se deve à percepção completa do estado da rede de tráfego que os motoristas possuem. A tarifação via AR resulta em fluxos menores que a tarifação fixa: a variação das tarifas faz com que a adaptação dos motoristas à rede viária seja mais difícil e, com isso, eles não “aprendem” a se distribuir pela rede. Em contrapartida, os motoristas acabam escolhendo rotas mais curtas sob tarifação via AR, o que lhes garante menores tempos de viagem.

A tarifação via AR implementa tarifas maiores na rede de tráfego do que a tarifação fixa. Isso aumenta a arrecadação total mas penaliza os motoristas, uma vez que suas despesas ficam significativamente maiores sob tarifação via AR do que sob tarifação fixa. Assim, ainda que os motoristas tenham menores tempos de viagem, suas despesas elevadas fazem com que o custo total de deslocamento (z) seja maior sob tarifação via AR do que sob tarifação fixa. Na tarifação via AR, os fluxos obtidos na rede viária foram inferiores aos obtidos sob tarifação fixa.

Os experimentos realizados mostram que a tarifação viária é útil para a melhoria do fluxo de tráfego como um todo na rede viária, uma vez que a tarifação incentiva os motoristas a se distribuírem pela rede de tráfego ao invés de tentarem usar apenas os caminhos mais curtos durante seu deslocamento. Esse resultado vai ao encontro dos resultados dis-

cutidos nos trabalhos relacionados sobre tarifação viária (Seção 3.1). Nos experimentos realizados, a modelagem dos gerentes viários como aprendizes independentes fez com que, como um todo, eles não fossem capazes de determinar uma política de tarifação na rede viária melhor que a tarifação fixa nem com relação ao fluxo de veículos sobre a rede viária nem com relação aos custos de deslocamento dos motoristas.

A desvantagem da tarifação via aprendizado por reforço com relação ao fluxo de veículos pode ser abordada com algum mecanismo de coordenação entre os gerentes viários. Poderia ser usado um mecanismo de recompensa baseado em *difference reward* (TUMER; WOLPERT, 2004), como no trabalho de Vasirani; Ossowski (2009). Nesse mecanismo, a recompensa é dada com base na diferença entre o desempenho global com e sem a ação do agente, considerando assim o desempenho do sistema para avaliação da contribuição de cada agente. Em (VASIRANI; OSSOWSKI, 2009), o mecanismo de *difference reward* resultou em maiores recompensas para os gerentes viários e menores tempos de viagem para os motoristas do que o mecanismo de recompensa baseado em percepção local.

A questão das maiores despesas com tarifas que os motoristas tiveram sob tarifação via aprendizado por reforço pode ser abordada limitando-se a tarifa máxima que um gerente viário pode aplicar em sua via proporcionalmente à sua capacidade. No entanto, podemos argumentar que as maiores despesas dos motoristas sob tarifação via AR podem ter sido causadas pelo fato de que a recompensa dos gerentes viários não considera o custo que é imposto aos motoristas. Isto é, um gerente viário não se “importa” com o custo de deslocamento que os motoristas têm ao usar seu link, pois somente o fluxo de veículos é considerado na função de recompensa. Para isso, a função de recompensa de um gerente viário poderia ter um fator de regularização inversamente proporcional ao custo de deslocamento dos motoristas que usaram seu link. Assim, se muitos motoristas que usaram um determinado link tiverem custos de deslocamento altos, o gerente daquele link receberá uma recompensa menor do que receberia normalmente para um mesmo fluxo de veículos.

5.3 Comunicação inter-veicular

Na seção anterior, discutimos os experimentos destinados a avaliar o modelo proposto no Capítulo 4 com relação à tarifação viária, sem o uso de comunicação inter-veicular. Na presente seção, discutimos os experimentos sobre comunicação inter-veicular cujo objetivo é avaliar a diferença de desempenho dos agentes maliciosos (Seção 4.1.3) na situação em que eles agem em conjunto, espalhando informações falsas para todos os agentes do grupo, comparada à situação em que cada um divulga informações falsas sobre sua própria rota. Essas situações são determinadas pelo parâmetro $\# \in \{individual, frota\}$ do Alg. 4.

Na situação em que os agentes maliciosos se coordenam, o grupo de motoristas maliciosos é chamado de frota. Além do desempenho da frota em si, queremos avaliar o impacto dela no desempenho dos demais agentes, isto é, desejamos saber qual tamanho da frota é suficiente para causar uma queda significativa de desempenho em todos os motoristas.

5.3.1 Geração de carga

Nos experimentos de IVC, nem todos os motoristas que trafegam pela rede viária fazem uso de comunicação inter-veicular. Em cada episódio da simulação (Alg. 6), uma carga auxiliar de veículos sem dispositivos de IVC é lançada na rede. Este conjunto de veículos auxiliares é gerado de maneira a garantir uma carga constante na rede viária

durante as simulações de IVC.

Nos experimentos de IVC sobre a rede viária descrita na Seção 5.1, usamos uma carga auxiliar de 6000 veículos. Antes do início de um episódio de um experimento, veículos são lançados na rede respeitando a matriz OD desse cenário (ver Seção 5.1) até que a carga de 6000 veículos é atingida. Nesse momento, os veículos com IVC são lançados. Nos experimentos realizados, 2000 veículos possuem dispositivos de IVC. A carga de veículos na rede viária chega a aproximadamente 8000 veículos. A fração de veículos com IVC é de $2000/8000 = 25\%$.

Para garantir comparabilidade, tanto o conjunto de 6000 veículos auxiliares quanto os 2000 com IVC são mantidos entre diferentes experimentos. Os 2000 motoristas com IVC compõem o conjunto D^+ , cujo desempenho é medido.

5.3.2 Comportamento dos agentes motoristas

Nos experimentos de IVC, a questão da tarifação viária não é analisada. Para isso, a preferência (ρ) é configurada como 1.0 para todos os motoristas. Isso significa que apenas o tempo de viagem importa. Entre os motoristas que realizam IVC, apenas o tempo de viagem de um link l ($t'_{d,l}$) e a idade da informação relativa a ele ($a'_{t_{d,l}}$) são comunicados por um motorista d .

Com relação à construção das mensagens, o tempo de viagem reportado por um motorista malicioso $d \in D^\#$ sobre um link l de seu interesse, representado por $t_{d,l}^\#$ no Alg. 4, recebe $3 \times f_l$, onde f_l é o tempo de viagem em fluxo livre de l . Este é descrito como o menor nível de serviço em (NATIONAL RESEARCH COUNCIL, 2000, p. 10-5) para vias urbanas. Dessa forma, d reporta que o link está congestionado e deve ser evitado. A idade da informação sobre o tempo de viagem $a'_{t_{d,l}}$ recebe zero.

Os agentes maliciosos serão bem-sucedidos se conseguirem tempos de viagem menores do que na situação em que não divulgavam informações falsas. Isso significa que os demais motoristas estão desviando das rotas dos agentes maliciosos. Similarmente, a frota será bem sucedida se seus integrantes conseguirem tempos de viagens menores que na situação onde eles não se coordenavam. Isso significa que mais motoristas estão desviando das rotas dos agentes da frota.

5.3.3 Metodologia dos experimentos

Nos experimentos de IVC, não há uma janela de tempo fixa como a duração de um episódio. Um episódio termina quando o último dos veículos equipados com IVC finaliza sua viagem. Nos experimentos de IVC, a medida de desempenho é o tempo de viagem obtido no experimento de interesse dividido pelo obtido em um experimento de base. Assim, se um motorista obtém um tempo de viagem comparado menor que 1, significa que seu desempenho melhorou com relação ao experimento de base. Por exemplo, se o tempo de viagem de um motorista foi de 10 minutos no experimento de base e 7 minutos no experimento de interesse, seu tempo de viagem comparado é 0.7, o que indica que ele obteve melhor desempenho no experimento de interesse.

No primeiro experimento realizado, uma fração dos 2000 veículos com IVC compõe o grupo de agentes maliciosos ($D^\#$), ainda sem coordenação entre si ($\# = individual$). A linha de base desse experimento é o experimento sem agentes maliciosos. Desejamos saber como o desempenho de um agente varia quando ele divulga informações falsas em comparação à situação em que ele divulga informações verdadeiras.

O segundo experimento realizado avalia o desempenho dos agentes maliciosos agindo como frota ($\# = frota$ - um agente divulga informações falsas sobre as rotas de todos os

outros maliciosos). A linha de base desse experimento é o anterior onde cada agente malicioso divulga informações falsas apenas sobre sua rota. Desejamos saber como o desempenho dos motoristas (maliciosos ou não) varia comparado à situação em que eles não se coordenam.

A Fig. 5.12 ilustra a organização dos motoristas nos experimentos de IVC. No primeiro experimento, o desempenho dos agentes sem a presença de agentes maliciosos (a) é a linha de base do desempenho deles com a presença dos maliciosos, sem coordenação (b). No segundo experimento, o desempenho dos agentes em (b) é a linha de base do desempenho deles quando os maliciosos se organizam como a frota (c).

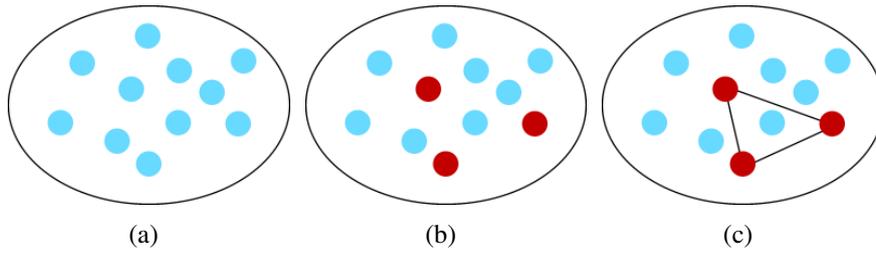


Figura 5.12: Organização dos agentes nos experimentos de IVC. Sem agentes maliciosos (a), com agentes maliciosos sem coordenação (b) e organizados como a frota (c).

Em cada experimento, cinco simulações são feitas e a média do desempenho nas cinco é obtida. Nos experimentos com agentes maliciosos, a cada simulação, um novo conjunto D^\sharp de motoristas maliciosos é escolhido aleatoriamente entre os 2000 com dispositivos de IVC. Esse conjunto é testado para os dois comportamentos dos agentes maliciosos ($\sharp = individual$ ou $\sharp = frota$ para o Alg. 4). Os experimentos são realizados com os seguintes tamanhos para o grupo de agentes maliciosos: $|D^\sharp| \in \{1, 5, 10, 25, 50\}$.

Nos experimentos, analisamos o desempenho dos agentes divididos em três grupos: agentes maliciosos (D^\sharp), agentes não-maliciosos, ou honestos, com mesmo par origem-destino (par OD) de um malicioso ($D_=$) e agentes honestos com par OD diferente dos agentes maliciosos (D_\neq). Formalmente, a Eq. 5.1 mostra a construção dos conjuntos $D_=$ e D_\neq . A Tab. 5.1 mostra a quantidade de agentes nesses grupo para cada tamanho de D^\sharp . Note que o conjunto de motoristas com IVC (D^+) é a união dos três conjuntos analisados.

$$\begin{aligned} D_= &= \{d \in D^+ - D^\sharp, \exists d' \in D^\sharp \mid \ell_d^\uparrow = \ell_{d'}^\uparrow \wedge \ell_d^\downarrow = \ell_{d'}^\downarrow\} \\ D_\neq &= \{d \in D^+ - D^\sharp, \forall d' \in D^\sharp \mid \ell_d^\uparrow \neq \ell_{d'}^\uparrow \vee \ell_d^\downarrow \neq \ell_{d'}^\downarrow\} \end{aligned} \quad (5.1)$$

$ D^\sharp $	1	5	10	25	50
$ D_= $	6	39	54	165	328
$ D_\neq $	1993	1956	1936	1810	1622
$ D^+ $	2000	2000	2000	2000	2000

Tabela 5.1: Cardinalidade dos conjuntos de motoristas cujo desempenho é avaliado. D^\sharp é o conjunto de motoristas maliciosos, $D_=$ contém os honestos com mesmo par OD de um malicioso, D_\neq contém os honestos com par OD diferente de um malicioso e D^+ contém todos os motoristas com IVC.

Os parâmetros dos experimentos de IVC foram determinados em experimentos prévios onde diferentes valores foram testados. O raio de alcance de IVC (δ) é de 500m.

O fator de decaimento da importância da informação dada a sua idade (λ na Eq. 4.4) é 150. Com esse valor, a função γ se aproxima de zero quando a idade da informação se aproxima de 800 *timesteps*, ou aproximadamente 13 minutos. Nos experimentos prévios realizados, um dado com idade superior a 13 minutos não reflete o estado do link ao qual ele se refere, no cenário estudado (ver. Seção 5.1).

Cada experimento de IVC consiste de $\eta = 10$ episódios.

5.3.4 Resultados - agentes maliciosos não-coordenados

A Fig. 5.13 mostra o desempenho médio de cada grupo de motoristas no experimento com os agentes maliciosos não-coordenados ($\# = individual$). Nesse experimento, o desempenho de um motorista é a divisão do seu tempo de viagem na simulação com agentes maliciosos (Fig. 5.12(b)) pelo seu tempo de viagem na simulação sem agentes maliciosos (Fig. 5.12(a)). Quando um ponto em um dos gráficos da Fig. 5.13 está acima da linha de base, significa que o grupo de agentes representado obteve desempenho pior na presença dos agentes maliciosos.

Na média, os agentes maliciosos (Fig. 5.13(a)) não obtêm benefícios significativos por divulgarem informações falsas sobre suas rotas. Para $|D^\#| = 1$, o agente malicioso consegue tempos de viagem menores por estar divulgando informações falsas em alguns episódios, mas em outros não. Essa instabilidade ocorre porque os agentes que recebem informações falsas saem da rota do agente malicioso, mas retornam em episódios futuros por receberem informações verdadeiras de outros agentes, as quais contradizem as informações falsas previamente recebidas. O desempenho dos agentes em D_+ (Fig. 5.13(b)) comprova isso, para $|D^\#| = 1$.

Ainda sobre os agentes maliciosos (Fig. 5.13(a)), com $|D^\#| = 50$, o desempenho é o pior em vários episódios. Com 50 motoristas maliciosos espalhados pela rede, a quantidade de informações falsas que circula é grande. Com isso, os agentes honestos desviam da rota de um agente malicioso e entram na rota de outro, isso é, enquanto um agente honesto d_1 sai da rota de um malicioso d_2 e vai para a de outro malicioso d_3 , um agente honesto d_4 é desviado da rota de d_3 e entra na de d_1 .

Enquanto os agentes maliciosos não obtêm benefícios significativos, os agentes em D_+ (Fig. 5.13(b)) são mais prejudicados que os agentes em D_+ pela circulação de mensagens falsas na rede de tráfego. Uma tendência visível, porém, é que o desempenho dos agentes em D_+ cai à medida que $|D^\#|$ aumenta. As linhas de mesma cor e símbolo na Fig. 5.13(c) vão ficando mais próximas de suas correspondentes na Fig. 5.13(b) à medida que $|D^\#|$ aumenta. Isso ocorre porque a chance de um link da rota de um motorista em D_+ coincidir com a de um motorista malicioso aumenta, mesmo que eles não tenham os mesmos pares OD. Com isso, mais motoristas em D_+ mudam de rota à medida que $|D^\#|$ aumenta. De fato, com $|D^\#| = 50$, o desempenho dos agentes em D_+ é semelhante ao dos em D_+ . A Tab. 5.2 mostra o desempenho dos agentes em D_+ e em D_+ comparado ao experimento de base (sem agentes maliciosos). Cada valor compreende à média dos 5 últimos episódios, que é quando o desempenho dos motoristas em D_+ e D_+ se estabiliza.

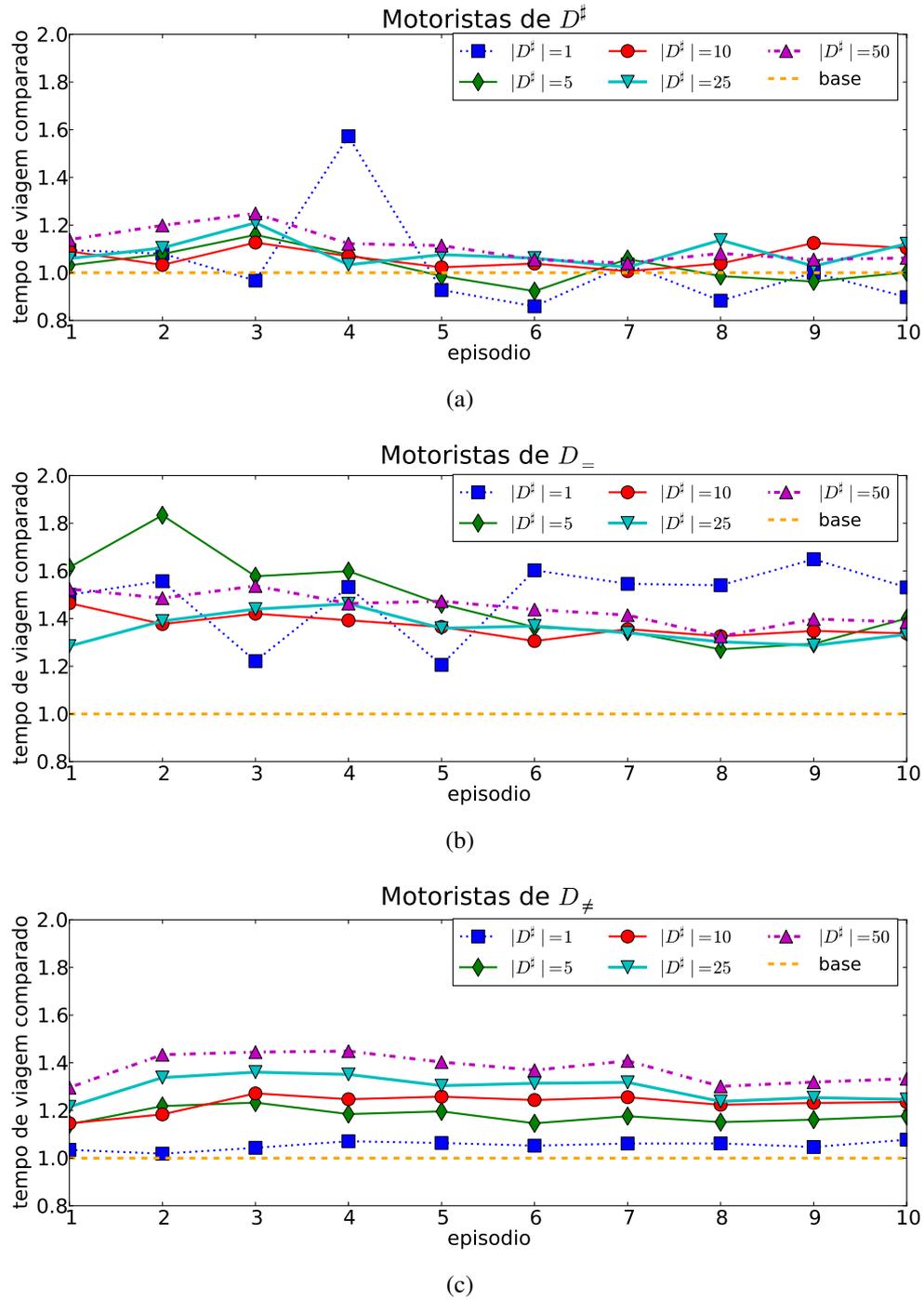


Figura 5.13: Tempo de viagem dos motoristas no experimento com $\# = individual$ comparado à situação sem agentes maliciosos, que é a linha de base.

$ D^\# $	1	5	10	25	50
D_-	1.57	1.34	1.33	1.32	1.39
D_\neq	1.06	1.16	1.24	1.27	1.35

Tabela 5.2: Média do desempenho dos motoristas honestos ao longo dos 5 últimos episódios para cada $|D^\#|$; $\# = individual$.

Os resultados obtidos até aqui são similares aos de Lin; Kraus; Shavitt (2007), discutidos na Seção 3.2.3: os agentes maliciosos não obtêm benefícios significativos enquanto os agentes em $D_ =$ são prejudicados significativamente. Além disso, o desempenho dos motoristas em $D_ \neq$ cai à medida que $|D^\#|$ aumenta, o que significa uma queda de desempenho global dos motoristas com dispositivos de IVC.

Com relação ao tamanho do grupo de agentes maliciosos e os prejuízos dos agentes honestos, a Tab. 5.2 mostra que com 25 ou mais agentes na frota, os tempos de viagem dos agentes honestos, inclusive os que não têm as mesmas origens e destinos dos maliciosos, crescem mais de 25%. Isso significa, por exemplo, que uma viagem de 40 minutos aumenta para 50 minutos na presença de 25 ou mais agentes maliciosos entre 2000 veículos com dispositivos de comunicação inter-veicular.

5.3.5 Resultados - frota de agentes maliciosos

A Fig. 5.14 mostra o desempenho dos motoristas na presença de agentes maliciosos organizados como frota, tendo como base duas situações: sem a presença de agentes maliciosos (coluna da esquerda) e quando os agentes maliciosos não se coordenam ($\# = individual$ na coluna da direita). Na coluna da esquerda, um ponto abaixo da linha de base significa que o grupo de agentes considerado obteve melhor desempenho com os agentes maliciosos como frota do que na situação onde não há agentes maliciosos. Na coluna da direita, um ponto abaixo da linha de base significa que o grupo de agentes considerado obteve desempenho melhor com os agentes maliciosos como frota do que na situação onde esses agentes maliciosos não se coordenavam.

Os resultados da Fig. 5.14 foram obtidos com os integrantes de $D^\#$, $D_ =$ e $D_ \neq$ sendo os mesmos do experimento anterior (Seção 5.3.4, onde $\# = individual$). A Tab. 5.1 mostra o número de agentes em cada conjunto. O desempenho dos agentes com $|D^\#| = 1$ não é exibido pois ele é o mesmo da Fig. 5.13, uma vez que com $|D^\#| = 1$, os links de interesse do único integrante de $D^\#$ serão iguais, independente de $\#$.

Em geral, a frota não se beneficia por espalhar informações falsas sobre as rotas de seus integrantes na rede de tráfego, como mostra a Fig. 5.14(a). Apenas no episódio 4 com $|D^\#| = 5$ e no episódio 6 com $|D^\#| \in \{5, 50\}$, os agentes da frota conseguem tempos de viagem menores que na situação onde esses agentes não divulgam informações falsas.

O desempenho comparado dos agentes maliciosos organizados como frota em relação à situação onde cada um age de maneira individual é mostrado na Fig. 5.14(b), onde a linha de base é o desempenho dos maliciosos agindo de maneira individual ($\# = individual$). Nota-se que os agentes maliciosos se organizarem como frota é prejudicial a eles, uma vez que o tempo de viagem comparado é maior que a linha de base na maioria dos episódios para os diversos $|D^\#|$. No entanto, em algumas situações, a organização dos agentes maliciosos como frota lhes foi benéfica. Isso é discutido em mais detalhes na Seção 5.3.5.1.

Com relação aos agentes honestos, a tendência observada nos experimentos com $\# = individual$ se repete para $\# = frota$. Isto é, comparado à situação sem agentes maliciosos, o desempenho os agentes honestos com mesmos pares OD de um malicioso ($D_ =$ - Fig. 5.14(c)) são mais prejudicados pelas informações falsas que os honestos com par OD diferente de um malicioso ($D_ \neq$ - Fig. 5.14(e)). Além disso, o desempenho dos agentes em $D_ \neq$ se aproxima do obtido pelos agentes em $D_ =$ à medida que $|D^\#|$ aumenta.

Linha de base: situação sem agentes maliciosos

Linha de base: situação com agentes maliciosos sem coordenação

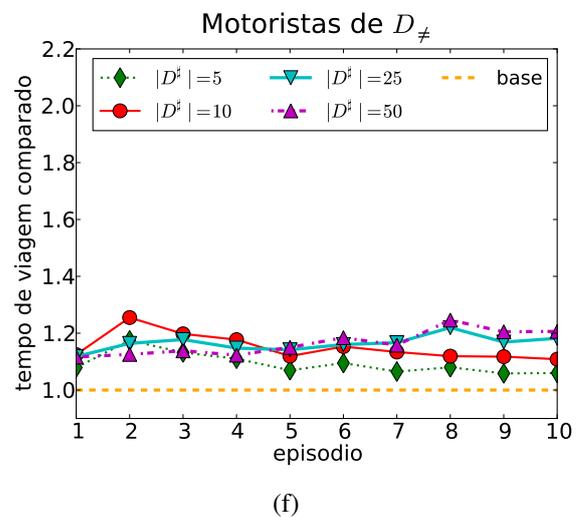
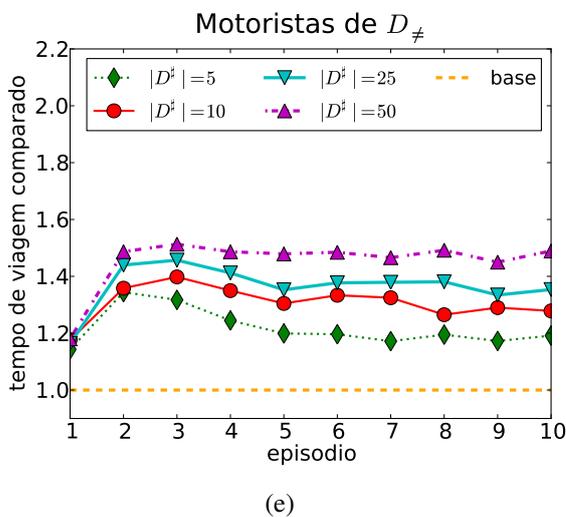
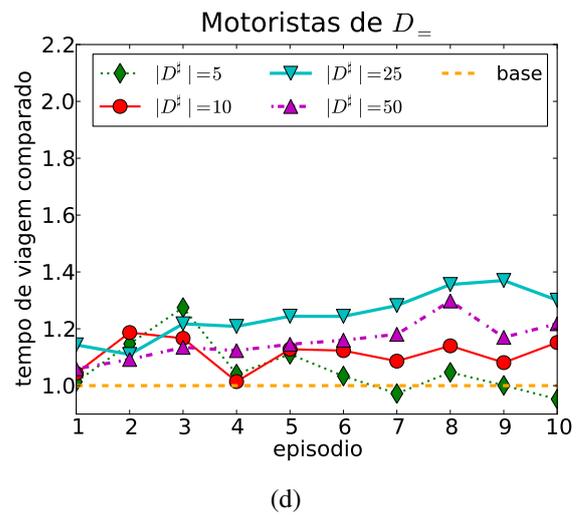
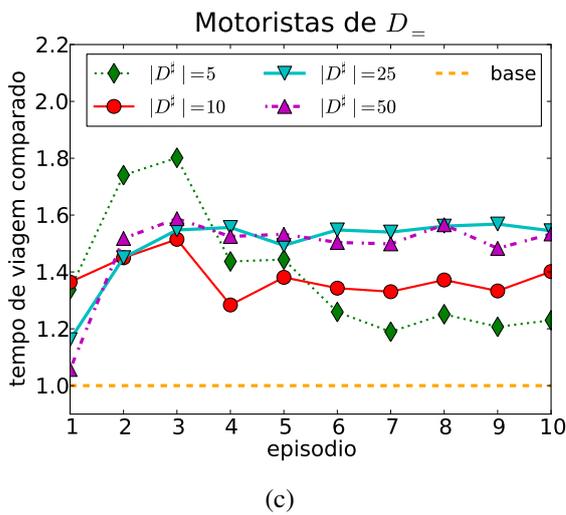
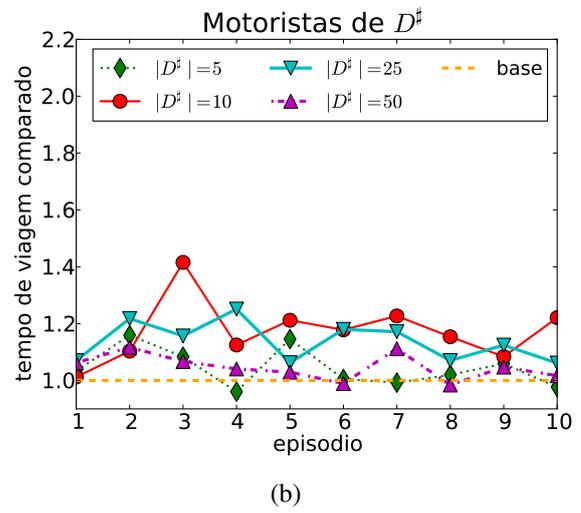
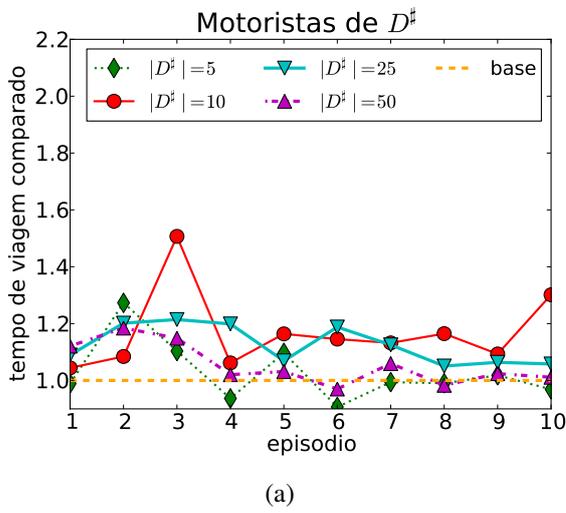


Figura 5.14: Desempenho dos motoristas no experimento com $\ddagger = frota$. Linhas de base são o desempenho no experimento sem agentes maliciosos (coluna da esquerda) e com agentes maliciosos sem coordenação (coluna da direita).

Para comparar o desempenho dos agentes honestos na presença da frota em relação à presença dos agentes maliciosos sem coordenação, a Tab. 5.3 mostra a média dos 5 últimos episódios das Figs. 5.14(d) e 5.14(f) para os agentes em $D_ =$ e $D_ \neq$, respectivamente. São escolhidos os 5 últimos episódios pois o desempenho dos grupos de agentes é mais estável nesse estágio. Na tabela e nas figuras, um valor acima de 1.0 significa que o tempo de viagem dos agentes de um determinado grupo é maior quando os agentes maliciosos se coordenam do que quando eles agem individualmente.

A tabela e as figuras mostram que um grupo malicioso agindo de forma coordenada (frota) causa mais prejuízos que o mesmo grupo com seus membros agindo individualmente, pois o tempo de viagem dos motoristas na presença da frota é maior que na presença dos agentes maliciosos sem coordenação. Além disso, o prejuízo é agravado quando o grupo malicioso aumenta.

$ D^\# $	5	10	25	50
$D_ =$	1.00	1.12	1.31	1.21
$D_ \neq$	1.07	1.13	1.18	1.20

Tabela 5.3: Desempenho dos motoristas honestos na presença da frota comparado à situação onde o grupo de agentes maliciosos não se coordena. Valores são as médias dos 5 últimos episódios para cada $|D^\#|$.

Um dos objetivos dessa dissertação é avaliar a quantidade necessária de agentes maliciosos agindo de maneira coordenada para que se tenha uma queda significativa no desempenho de todos os motoristas. Para isso, a Tab. 5.4 mostra a média dos 5 últimos episódios das Figs. 5.14(c) e 5.14(e) para os agentes em $D_ =$ e $D_ \neq$, respectivamente.

$ D^\# $	5	10	25	50
$D_ =$	1.23	1.36	1.55	1.52
$D_ \neq$	1.18	1.29	1.35	1.48

Tabela 5.4: Desempenho dos motoristas honestos na presença da frota comparado à situação onde não há motoristas maliciosos. Valores são as médias dos 5 últimos episódios para cada $|D^\#|$.

A Tab. 5.4 mostra que uma frota de apenas 10 agentes maliciosos é suficiente para causar um prejuízo de mais de 30% nos agentes honestos (considerando uma média entre os 29% de prejuízo dos motoristas em $D_ =$ e os 36% de prejuízo dos em $D_ \neq$). Isso significa, por exemplo, que uma viagem de 40 minutos aumenta para 52 minutos na presença de apenas 10 ou mais agentes maliciosos entre 2000 veículos com dispositivos de comunicação inter-veicular. Esse prejuízo é maior do que o causado por 25 agentes maliciosos não coordenados (ver Tab. 5.2). Para o cenário estudado, um grupo malicioso coordenado composto de apenas 0.5% (10 em 2000) do total de motoristas com dispositivos de comunicação inter-veicular é capaz de causar prejuízos significativos a todos os motoristas honestos que se comunicam. Esse prejuízo torna-se mais grave à medida que a frota de agentes maliciosos aumenta. Vale ressaltar ainda que, apesar de causar prejuízos significativos aos demais agentes, a frota, em média, não obtém benefícios. Mas há, no entanto, situações onde a frota consegue obter benefícios por esse comportamento e isso é discutido na próxima subseção.

5.3.5.1 Desmembrando as médias

Até este ponto, os resultados mostraram que, na média, os agentes maliciosos não obtêm benefícios por espalharem informações falsas na rede de tráfego, mesmo quando se organizam como frota. Há situações, no entanto, nas quais os agentes maliciosos melhoram seu desempenho quando se organizam como frota. É importante lembrar que os gráficos apresentam a média de desempenho entre cinco simulações e que, em cada uma delas, os integrantes de $D^\#$ variam. Nesta seção, mostramos e discutimos o desempenho dos agentes maliciosos em cada simulação.

Nesta seção, mostramos o desempenho médio da frota em cada uma das cinco simulações. A partir daí, selecionamos as simulações com os melhores e piores desempenhos e então mostramos o desempenho de cada motorista nessas simulações. Esse é o nível de detalhe mais específico de análise dessa dissertação, pois chegamos a analisar o desempenho individual de cada motorista nas situações de melhor e pior desempenho de uma frota. Essa análise detalhada é um avanço na direção de se determinar quais as condições de sucesso ou insucesso dos motoristas da frota, uma vez que somente o tamanho da frota não é um fator determinante. Se o tamanho da frota fosse determinante, seu desempenho médio teria melhorado ou piorado quando o tamanho da frota variasse. A análise feita na Seção 5.3.5 mostra que isso não ocorreu.

Na Fig. 5.15, cada ponto representa a média do desempenho de uma frota nos cinco últimos episódios de cada uma das cinco simulações. O desempenho da frota é avaliado nos 5 últimos episódios pois é quando ele varia menos. Note, por exemplo, no gráfico da Fig. 5.14(a), que a variação de desempenho é menor nos episódios finais. Os pontos com uma mesma cor e símbolo são relativos a um mesmo tamanho de frota.

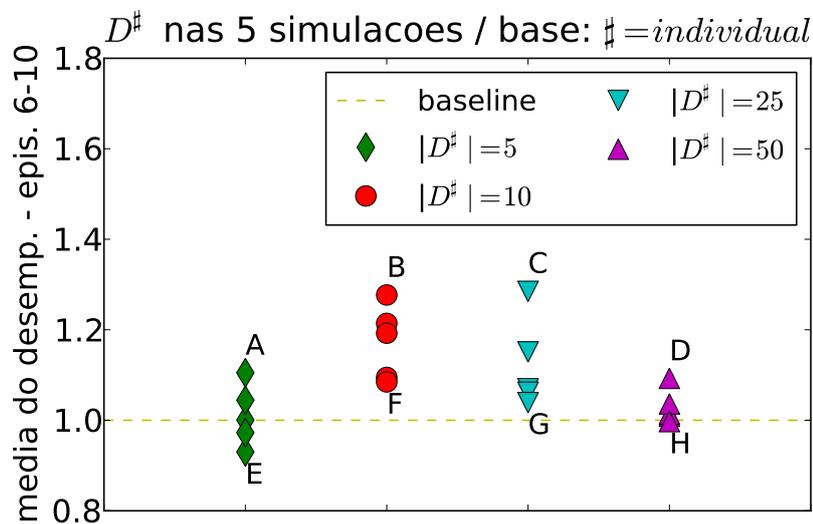


Figura 5.15: Desempenho da frota nos 5 últimos episódios de cada simulação. Pontos rotulados com as letras são os melhores e piores desempenhos obtidos para cada tamanho de frota.

Na Fig. 5.15, o desempenho mostrado tem como linha de base a situação onde os agentes da frota não se coordenam. Dessa forma, um ponto localizado abaixo da linha de base significa que os agentes maliciosos se beneficiam por se coordenarem, o que é o caso dos pontos E e H. Esses pontos correspondem aos melhores desempenhos de frotas com 5 e 50 agentes, respectivamente. Os pontos de A a D estão acima da linha de base,

o que significa que os agentes maliciosos pioraram seu desempenho por se coordenarem. A Fig. 5.15 mostra que, em algumas situações, os agentes maliciosos se beneficiam por se coordenarem e em outras não.

Os pontos rotulados na Fig. 5.15 representam os melhores (E a H) e piores (A a D) desempenhos das frotas. No entanto, vale lembrar que o desempenho da frota é dado pela média do desempenho de seus integrantes, ou seja, cada ponto agrega resultados de agentes que tiveram bons e maus desempenhos.

A Fig. 5.16 apresenta diagramas de caixa com os desempenhos dos agentes das frotas de melhor 5.16(a) e pior 5.16(b) desempenho na Fig. 5.15. As médias, que correspondem aos pontos de A a H da Fig. 5.15 são representadas pelas estrelas na figura. A linha de base é o desempenho obtido por um agente da frota na situação em que ele não se coordena com os demais maliciosos. Portanto, um ponto abaixo da linha de base significa que um agente específico melhorou seu desempenho por se coordenar com sua frota. Note que, mesmo nas situações nas quais o desempenho médio da frota fica acima da linha de base, alguns agentes são beneficiados, tendo desempenhos consideravelmente inferiores à linha de base. Isso ocorre principalmente nas frotas com 25 e 50 agentes. Reciprocamente, alguns agentes são significativamente prejudicados por se coordenarem com os demais, como nos casos dos *outliers* superiores e pontos máximos das frotas com 10, 25 e 50 agentes.

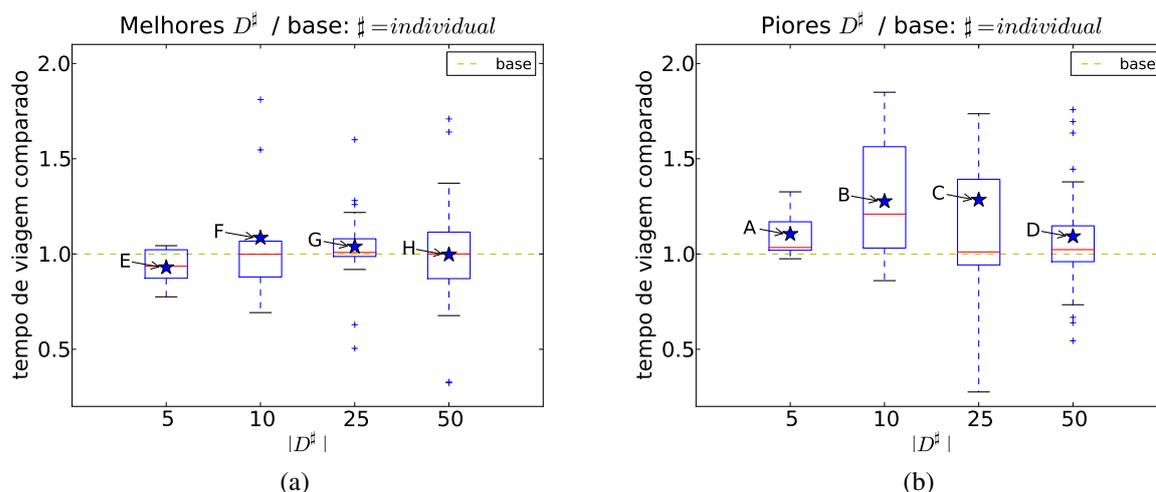


Figura 5.16: Frotas com os melhores (a) e piores (b) desempenhos. \star = média da frota.

A distância percorrida por um agente não tem uma relação linear com os ganhos ou perdas de desempenho obtidos pelos agentes da frota. A Tab. 5.5 mostra o coeficiente de correlação de Pearson entre a distância percorrida pelos agentes da frota e o seu desempenho relativo à situação onde os agentes maliciosos não se coordenavam. Cada valor na tabela representa o coeficiente de correlação relativo às distâncias percorridas e o desempenho dos agentes das frotas da Fig. 5.16.

Frota da Fig. 5.16	A	B	C	D	E	F	G	H
Correlação (dist., desemp.)	0.19	0.28	0.51	-0.05	0.73	0.16	-0.11	-0.22

Tabela 5.5: Coeficientes de correlação entre as distâncias percorridas e o desempenho dos agentes da frota.

Exceto para os pontos C e E, o coeficiente de correlação entre as distâncias percorridas e o desempenho dos agentes da frota é próximo de zero, o que significa que não há uma relação linear entre essas duas medidas. Para as frotas representadas nos pontos C e E, os agentes que percorreram maiores distâncias obtiveram mais ganhos por se coordenarem. No entanto, isso não comprova uma relação entre a distância percorrida e os ganhos dos agentes pela sua coordenação, porque nos demais casos o coeficiente de correlação é próximo de zero. Uma possível explicação para a correlação encontrada para os pontos C e E é que o verdadeiro fator que influencia os ganhos ou perdas de um agente da frota pode ter variado proporcionalmente à distância percorrida pelo agente, mas não necessariamente estaria ligado à distância.

O fator que influencia as diferenças nos ganhos ou perdas de desempenho obtidos pelos agentes de uma mesma frota pode estar relacionado a questões topológicas da rede viária. Por exemplo, agentes maliciosos cujas origens e destinos se situam em determinadas regiões ou cujos trajetos seguem determinadas direções podem obter ganhos por se coordenarem com a frota. O fator que influencia os ganhos dos agentes da frota poderia também estar ligado ao número de motoristas honestos com os quais cada agente da frota se comunica. No entanto, investigações dessas questões estão além do escopo desta dissertação.

5.3.6 Resumo

Esta seção sumariza as análises dos experimentos sobre a presença de agentes maliciosos em cenários de comunicação inter-veicular. Nos resultados gerados com base na média das cinco simulações realizadas para cada $|D^\#|$, os agentes maliciosos não conseguem melhorar seu desempenho, mesmo agindo como frota. Mesmo assim, os demais agentes são prejudicados pelas mensagens falsas que circulam na rede viária, principalmente quando os agentes maliciosos se coordenam. Os agentes honestos mais prejudicados são os que possuem o mesmo par OD de um agente malicioso. Além disso, o desempenho dos agentes honestos com par OD diferente de algum malicioso piora à medida que $|D^\#|$ aumenta, aproximando-se do desempenho obtido pelos honestos com mesmo par OD de um malicioso. Isso ocorre porque a quantidade de mensagens falsas na rede viária cresce com o aumento de $|D^\#|$ e passa a afetar cada vez mais agentes honestos. Um grupo de 25 agentes maliciosos sem coordenação entre 2000 motoristas com IVC (uma taxa de 1.25%) é capaz de provocar uma queda de 25% no desempenho dos agentes honestos. Um grupo de 10 agentes maliciosos que se coordenam entre 2000 motoristas com IVC (uma taxa de 0.5%) é capaz de provocar uma queda de 30% no desempenho dos agentes honestos.

Analisando-se detalhadamente os resultados de cada uma das cinco simulações realizadas para cada $|D^\#|$, foi visto que em alguns casos os agentes maliciosos melhoram seu desempenho por se coordenarem. Detalhando-se ainda mais a análise e olhando para o desempenho de cada motorista ao invés do desempenho médio da frota, foi visto que há motoristas que conseguem bons desempenhos quando a média da frota é ruim e que há motoristas com desempenhos ruins mesmo quando a média da frota é boa (desempenho bom ou ruim se refere à uma melhora ou piora obtida pelo fato dos agentes maliciosos estarem se coordenando entre si). A distância percorrida por um agente malicioso não está relacionada aos ganhos ou perdas que ele obtém por se coordenar. Um possível fator associado aos ganhos ou perdas poderia estar ligado à localização das origens e destinos dos maliciosos ou com o número de motoristas honestos com os quais eles se comunicam durante seu trajeto.

Os principais pontos levantados pelos experimentos sobre a presença de agentes ma-

liciosos em cenários de IVC são:

1. Pequenos grupos de agentes maliciosos podem causar prejuízos consideráveis aos agentes honestos.
2. Um agente malicioso pode obter ganhos consideráveis por se coordenar com os demais maliciosos enquanto outro pode ter perdas consideráveis de desempenho por se coordenar.

Quanto ao primeiro ponto, apesar de apenas uma rede viária ter sido estudada, a conclusão é relevante. Por exemplo, Lin; Kraus; Shavitt (2007) chegam a resultados semelhantes, embora os autores não testem frotas de agentes maliciosos com diferentes pares OD. Quanto ao segundo ponto, o fator que causa a melhora ou piora do desempenho de um agente malicioso por se coordenar ainda está em aberto.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresenta uma revisão geral das questões discutidas nos demais capítulos desta dissertação, com intuito de oferecer uma visão panorâmica dos tópicos aqui abordados. As principais contribuições desta dissertação são listadas e discutidas. Além disso, possíveis investigações futuras são listadas e algumas direções para execução dessas investigações são dadas. Por fim, uma reflexão crítica acerca da relação entre a melhoria dos sistemas de transporte e a sociedade é feita.

6.1 Conclusões

Nesta dissertação, tratamos de simulação de tarifação viária e comunicação inter-veicular, que são dois aspectos importantes em sistemas inteligentes de transporte. Contextualizamos, no Capítulo 1, que o transporte de pessoas, bens e serviços é crucial para o desenvolvimento humano e que problemas em sistemas de transporte são tão antigos quanto os sistemas de transporte em si. Atualmente, uma crescente atenção tem sido dada à otimização do uso da infraestrutura de transporte existente, principalmente com o conceito de sistemas inteligentes de transporte (ITS), pois a expansão dessa infraestrutura é cada vez mais complicada por questões econômicas, sociais e ambientais. Simulações baseadas em agentes (ABS) são importantes em ITS, pois permitem avaliar o comportamento dos atores de um sistema de transporte e as interações entre eles. Nessa dissertação, simulações baseadas em agentes são utilizadas para tarifação viária adaptativa e a presença de agentes maliciosos em cenários de comunicação inter-veicular (IVC).

No modelo proposto (Capítulo 4), a rede viária é o ambiente de um sistema multi-agente onde motoristas com percepção local expandida por IVC trafegam com objetivo de minimizar o custo de seu deslocamento, enquanto gerentes viários percebem o fluxo de veículos nos links que gerenciam e tentam maximizar este fluxo, através da aplicação de tarifas mediante um esquema de aprendizado por reforço. Entre os motoristas com IVC, um grupo de agentes maliciosos tenta reduzir seus tempos de viagem divulgando informações falsas para afastar os demais motoristas de suas rotas. Cada agente do grupo malicioso tenta afastar os demais de sua própria rota, quando o grupo não se coordena, ou tenta afastar os demais das rotas de todos os motoristas do grupo, quando o grupo se coordena (agindo como frota).

Os experimentos desta dissertação (Capítulo 5) foram realizados em um cenário urbano e em um simulador de tráfego microscópico, o SUMO (Seção 2.5.2). O simulador de tráfego implementa o comportamento dos motoristas em nível tático (aceleração, frenagem e mudança de pista), enquanto o modelo do agente motorista proposto nesta dissertação trata das decisões em nível estratégico (escolha de rota). Além disso, os links da rede viária tornaram-se ativos através dos gerentes viários, que percebem o fluxo de

veículos e ajustam as tarifas viárias. Os experimentos realizados testaram o aspecto da tarifação viária e da presença de agentes maliciosos em cenários de IVC separadamente para uma maior compreensão inicial desses aspectos.

Os experimentos sobre tarifação viária mostraram que o esquema de aprendizado por reforço não possui a mesma eficácia de um esquema de tarifação fixa quando se trata da maximização global de fluxo na rede viária. Isso ocorre porque a variação de tarifas dificulta a adaptação dos motoristas à rede viária, uma vez que eles possuem percepção local do estado da rede. Além disso, sob tarifação via aprendizado por reforço, as despesas dos motoristas com as tarifas foram superiores em comparação às despesas sob tarifação fixa. Isso ocorre porque os gerentes viários aplicam tarifas maiores na rede viária e isso, apesar de aumentar a arrecadação global, penaliza individualmente os motoristas sem ganhos no fluxo global de veículos. Ambos os métodos de tarifação viária (fixa e via aprendizado por reforço) são superados por um método iterativo para cálculo do equilíbrio dinâmico do usuário (GAWRON, 1998) com relação ao fluxo máximo obtido na rede viária. Isso ocorre porque o método de Gawron supõe que os motoristas possuem conhecimento global da rede de tráfego, o que não é uma suposição realista.

Os experimentos sobre IVC mostraram que uma pequena frota de agentes maliciosos é capaz de prejudicar consideravelmente os demais motoristas que usam IVC, principalmente os que se deslocam entre as mesmas origens e destinos de um agente malicioso. Esse resultado indica que contramedidas à ação dos agentes maliciosos devem ser adotadas durante a implantação de comunicação inter-veicular. De fato, Kraus; Parshani; Shavitt (2008) comprova a eficácia de uma contramedida baseada em histórico com diferentes importâncias para diferentes fontes de informação (ver Seção 3.2.3). A contramedida não é testada, no entanto, em um cenário com agentes maliciosos com diferentes origens e destinos na rede viária agindo coordenadamente.

Apesar de causar prejuízos consideráveis aos motoristas honestos, a frota não obtém benefícios por espalhar informações falsas pela rede viária, na média. No entanto, o desempenho médio da frota agrega tanto os agentes maliciosos que se beneficiaram por se coordenarem quanto os que se prejudicaram. Um estudo mais profundo é necessário para se determinar os fatores que influenciam nos ganhos ou perdas dos agentes maliciosos que se coordenam.

6.2 Contribuições

Do ponto de vista metodológico, o modelo baseado em agentes apresentado nesta dissertação representa uma contribuição em direção à proposição de uma metodologia para integrar modelos comportamentais de usuários de sistemas de transporte que reagem aos padrões de tráfego e medidas de controle desses padrões, com foco em métodos descentralizados e distribuídos. De fato, no modelo proposto nesta dissertação, os agentes motoristas percebem os custos de deslocamento pela rede viária e agem através da escolha de suas rotas, gerando novos padrões de tráfego. Enquanto isso, no método descentralizado proposto de controle de tráfego, gerentes viários percebem os padrões de tráfego através do fluxo de veículos que passam pelos links da rede viária e agem através da aplicação de tarifas, alterando assim os padrões de tráfego.

Entre as contribuições trazidas pelos resultados experimentais desta dissertação, foi comprovado que um grupo de agentes maliciosos agindo coordenadamente em cenários de comunicação inter-veicular causa mais prejuízos que um grupo de agentes do mesmo tamanho agindo de forma descoordenada. Foi mostrado ainda, que alguns agentes mali-

ciosos se beneficiam pela coordenação, enquanto outros se prejudicam. Sobre a tarifação viária, os resultados indicam que a modelagem dos gerentes viários como aprendizes independentes foi pior que adotar-se uma tarifação fixa na rede viária, tanto do ponto de vista global da eficiência do tráfego, quanto dos custos individuais dos motoristas.

Uma contribuição tangível dessa dissertação vem em forma de software: são os módulos de simulação de comunicação inter-veicular e tarifação viária que interagem com o simulador de tráfego SUMO, implementando os algoritmos que descrevem os comportamentos dos agentes descritos no Capítulo 4. Esses módulos podem ser usados em investigações futuras sobre essas questões, das quais algumas possibilidades são discutidas na próxima seção.

6.3 Perspectivas de continuidade

Com relação à parte de tarifação viária do modelo apresentado nesta dissertação, a desvantagem observada no desempenho global em termos de fluxo na rede viária obtida pela abordagem via aprendizado por reforço poderia ser compensada adotando-se uma recompensa baseada em *difference reward* (TUMER; WOLPERT, 2004), como no trabalho de Vasirani; Ossowski (2009) ao invés da recompensa baseada em percepção local adotada nesta dissertação. Conforme discutido na Seção 5.2.6, o mecanismo de *difference reward*, que considera a contribuição de um agente no aspecto global, obteve melhores resultados no trabalho de Vasirani; Ossowski (2009) do que a recompensa baseada em percepção local. Trabalhos futuros poderiam também investigar um mecanismo de regularização da recompensa dos gerentes viários. Isso seria feito incorporando fator que considere o custo de deslocamento dos motoristas que usaram um link na recompensa do gerente daquele link.

Investigações futuras em tarifação viária poderiam analisar o efeito de variações da carga na rede de tráfego na adaptação dos gerentes viários. Nos experimentos realizados nesta dissertação, um mesmo conjunto de veículos é inserido na rede viária a cada episódio. Outra questão que poderia ser investigada seria a existência de diferentes “companhias” de gerenciamento viário, onde cada companhia teria uma porção da rede viária sob sua responsabilidade e as companhias deveriam competir entre si para atrair os motoristas. Um cenário complexo com diferentes companhias de gerenciamento viário seria uma extensão do trabalho de Vasirani; Ossowski (2011b), onde os autores investigam se duas companhias competitivas gerenciando links em paralelo conseguem aprender uma política ótima de tarifação calculada analiticamente.

Nos experimentos realizados nesta dissertação, diferentes distribuições de probabilidade para a seleção da preferência dos motoristas são testadas. No entanto, a determinação de uma distribuição de probabilidades sobre a preferência de motoristas que reflita o comportamento humano é um desafio em aberto, ainda que já existam trabalhos na direção de se modelar o comportamento humano de escolha de rota. Por exemplo, (CHMURA; PITZ, 2007; BEN-ELIA; SHIFTAN, 2010) apresentam abordagens baseadas em aprendizado por reforço para reproduzir o processo de decisão de voluntários humanos em estudos experimentais correspondentes. Os estudos se limitam a analisar cenários com duas rotas para escolha.

Com relação à parte de comunicação inter-veicular do modelo apresentado nesta dissertação, investigações futuras podem analisar o efeito da ação da frota de agentes maliciosos quando os demais motoristas adotam contramedidas. O mecanismo baseado em histórico proposto por Kraus; Parshani; Shavitt (2008) (ver Seção 3.2.3) poderia ser tes-

tado contra a ação de agentes maliciosos coordenados com diferentes origens e destinos pela rede viária. Investigações futuras podem analisar o efeito da ação de agentes maliciosos à medida que o número de motoristas equipados com IVC aumenta. Nesta dissertação, entre 8000 veículos na rede viária, foram analisados 2000 com mecanismos de IVC.

Como os experimentos dessa dissertação analisaram as questões de tarifação viária e IVC separadamente, uma sequência natural seria a análise do modelo como um todo, integrando essas questões. Vimos nos experimentos de tarifação viária que tarifação variável prejudica a adaptação dos motoristas. Uma análise de como a comunicação inter-veicular afeta a adaptação dos motoristas seria interessante. Além disso, futuros estudos poderiam considerar agentes maliciosos espalhando informações falsas sobre as tarifas viárias também.

Uma possível investigação futura que necessitaria uma extensão ao modelo apresentado nesta dissertação seria avaliar o efeito da comunicação inter-veicular e da tarifação viária não apenas nas escolhas de rotas dos motoristas, mas também em outros aspectos do seu processo decisório. Isso seria uma junção do modelo proposto nesta dissertação com o modelo de Grether et al. (2008), onde os autores modelam os cidadãos como agentes com planos de atividades diárias para o lazer, trabalho, etc. e que podem escolher diferentes modos de transporte para cada atividade (ver discussão na Seção 3.1.2). No trabalho de Grether et al. (2008), avalia-se o efeito da introdução de uma tarifa fixa no horário de pico da tarde em um cenário urbano de larga escala. Uma extensão do trabalho de Grether et al. (2008), unindo-o com o modelo proposto nesta dissertação, poderia analisar o efeito de uma tarifação variável no plano de atividades dos cidadãos e, ainda, como a comunicação inter-veicular poderia ser inserida como meio de prover mais informações sobre o estado da rede viária aos agentes modelados.

6.4 Sistemas de transporte e sociedade

Esta seção encerra a dissertação com uma breve reflexão sobre a relação do trabalho realizado com a melhoria dos sistemas de transporte e as relações dessas melhorias com a sociedade. Um trabalho como o desta dissertação aborda a melhoria dos sistemas de transporte através de um melhor uso da infraestrutura existente, ao invés de se procurar expandi-la. A expansão da infraestrutura viária é questionável do ponto de vista econômico, ambiental e até mesmo da eficiência do tráfego porque, em sistemas de transporte, a demanda latente ou potencial se “materializa” quando a oferta (capacidade da infraestrutura) aumenta. Demanda latente é associada ao fenômeno de que quando a oferta aumenta, o consumo de um bem também aumenta. Em sistemas de transporte, uma discussão pode ser vista em (LITMAN, 2012) e exemplos podem ser vistos em (GOODWIN, 1996; VANDERBILT, 2008).

Em um horizonte de longo prazo, a otimização do uso da infraestrutura viária existente é benéfica do ponto de vista ambiental, pois menos poluição é gerada se há menos veículos no tráfego (assumindo que mais infraestrutura materializará mais demanda latente) e econômico, pois menos recursos são gastos em manutenção de infraestrutura viária se ela é menor. É desejável que o melhor uso infraestrutura viária não seja conseguido ao custo de se restringir a liberdade de movimento dos cidadãos, o que é feito em casos como o do rodízio de veículos. Ao invés disso, a disponibilização de informações ao usuário de sistemas de transporte (através de comunicação inter-veicular ou outros meios), além do incentivo para a opção por melhores escolhas de rotas ou modos de transporte mais sustentáveis (através de tarifação viária, por exemplo) aliados à conscientização do cida-

dão parecem ser os meios mais adequados de se abordar os problemas em sistemas de transporte.

Todos os pontos pelos quais passa a melhoria dos sistemas de transporte estão ligados às políticas públicas. É necessário que os investimentos governamentais estejam direcionados ao uso mais eficiente da infraestrutura viária (através de investimentos adequados em transporte) e da conscientização dos cidadãos (através de investimentos adequados em educação). Isso demanda autoridades comprometidas com o bem estar social, o que é um fator que influencia e é influenciado pela existência de cidadãos conscientes e capazes de exigir seus direitos, inclusive o de ir e vir através de sistemas de transporte confiáveis, seguros e sustentáveis.

APÊNDICE A - MATRIZ OD DA REDE DE PORTO ALEGRE

Os experimentos discutidos no Capítulo 5 são realizados sobre uma rede viária com as principais vias arteriais de Porto Alegre. Nessa rede, foram determinados 15 distritos que podem ser considerados os principais pontos de origem e destino das viagens no horário de pico matinal de tráfego. As viagens entre esses distritos determinam a matriz OD usada nos experimentos, que é apresentada na Tabela 6.1. As linhas são os distritos de origem e as colunas são os de destino.

A Tab. 6.1 apresenta a proporção de viagens entre dois distritos com relação ao total de 210 viagens, que é a soma de todos os valores da tabela. Por exemplo, a proporção de viagens entre os distritos 2 e 6 é de 4 em 210, ou 1.90%.

Tabela 6.1: Matriz OD da rede viária de Porto Alegre. Cada valor é a proporção de viagens geradas em 210 (soma de todos os valores).

x	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	-	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1
2	1	-	1	1	1	4	4	4	1	1	1	1	-	1	1
3	1	1	-	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1
4	-	-	-	-	-	1	1	1	1	1	1	1	-	1	-
5	-	-	-	1	-	1	1	1	1	1	1	1	-	1	1
6	1	1	1	1	1	-	4	4	1	1	1	1	-	1	1
7	1	-	1	1	1	1	-	1	1	1	1	1	-	1	1
8	1	1	-	-	-	1	1	-	1	1	1	1	1	1	1
9	-	-	-	-	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-	1
10	-	-	1	1	1	2	2	2	1	-	1	1	1	1	1
11	-	-	1	1	1	1	1	1	1	1	-	1	1	1	1
12	-	-	1	1	1	2	2	2	1	1	1	-	1	1	1
13	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	-	1	1
14	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	-	-	1
15	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	-

REFERÊNCIAS

AMARANTE, M. de B. do. **Uma abordagem baseada em agentes para avaliação do balanceamento de carga em redes veiculares**: dois estudos de caso. 2012. Master's thesis — Instituto de Informática, UFRGS, Porto Alegre, Brazil.

AMARANTE, M. de B. do; BAZZAN, A. L. C. Agent-based simulation of mobility in real-world transportation networks: effects of acquiring information and replanning en-route. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS (AAMAS-2012), 11., Valencia, Spain. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2012. p.1351–1352.

ARFAOUI, A. **Estimation des matrices origine-destination a partir des comptages**: etude de quelques modeles. [S.l.]: Laboratoire de Statistiques Théoriques et Appliquées, Université Pierre et Marie Curie, 1999.

ARNOTT, R.; PALMA, A. de; LINDSEY, R. Departure Time and Route Choice for the Morning Commute. **Transportation Research B**, [S.l.], v.24, p.209–228, 1990.

BALDESSARI, R. et al. Car-2-car communication consortium - Manifesto. **DLR Electronic Library**, Germany, 2007.

BAZZAN, A. L. C. Sistemas Multiagentes: introdução e aplicações em simulação e controle de tráfego e simulação de situações de emergência. **Revista de Sistemas de Informação da FSMA**, [S.l.], v.6, p.12–41, 2010.

BAZZAN, A. L. C.; JUNGES, R. Congestion Tolls as Utility Alignment Between Agent and System Optimum. In: FIFTH INT. JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS. **Proceedings...** ACM Press, 2006. p.126–128.

BAZZAN, A. L. C.; KLÜGL, F. Sistemas Inteligentes de Transporte e Tráfego: uma abordagem de tecnologia da informação. In: KOWALTOWSKI, T.; BREITMAN, K. K. (Ed.). **Anais das Jornadas de Atualização em Informática**. [S.l.]: SBC, 2007.

BAZZAN, A. L. C.; KLÜGL, F. A review on agent-based technology for traffic and transportation. **The Knowledge Engineering Review**, [S.l.], v.FirstView, p.1–29, 4 2013.

BEHRISCH, M. et al. SUMO - Simulation of Urban MObility: an overview. In: SIMUL 2011, THE THIRD INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCES IN SYSTEM SIMULATION, Barcelona, Spain. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2011. p.63–68.

BEN-ELIA, E.; SHIFTAN, Y. Which road do I take? A learning-based model of route-choice behavior with real-time information. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, [S.l.], v.44, n.4, p.249–264, 2010.

Booz Allen Hamilton Inc. **Seattle Variable Tolling Study**. [S.l.]: Seattle Department of Transportation, 2009.

BUŞONIU, L.; BABUSKA, R.; DE SCHUTTER, B. A comprehensive survey of multi-agent reinforcement learning. **Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on**, [S.l.], v.38, n.2, p.156–172, 2008.

CHEN, A. et al. Smoothing Vehicular Traffic Flow Using Vehicular-Based Ad Hoc Networking & Computing Grid (VGrid). In: INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS CONFERENCE, 2006. ITSC '06. IEEE. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2006. p.349–354.

CHEN, B.; CHENG, H. H. A Review of the Applications of Agent Technology in Traffic and Transportation Systems. **IEEE Transactions in Intelligent Transportation Systems**, [S.l.], v.11, n.2, p.485–497, 2010.

CHMURA, T.; PITZ, T. An Extended Reinforcement Algorithm for Estimation of Human Behavior in Congestion Games. **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**, [S.l.], v.10, n.2, 2007.

CLAUS, C.; BOUTILIER, C. The Dynamics of Reinforcement Learning in Cooperative Multiagent Systems. In: FIFTEENTH NATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 1998. p.746–752.

DRESNER, K.; STONE, P. Multiagent Traffic Management: a reservation-based intersection control mechanism. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS, New York, USA. **Proceedings...** New York: IEEE Computer Society, 2004. p.530–537.

FARKAS, C.; KOPYLOVA, Y. Application Level Protocol for Accident Reconstruction in VANETs. **Master's Proposal**, [S.l.], 2007.

FRANKLIN, S.; GRAESSER, A. It is an Agent, or Just a Program? A Taxonomy for Autonomous Agents. In: SPRINGER (Ed.). **Intelligent Agents**. [S.l.]: Jennings, N. and Wooldridge, M., 1997. v.III.

FUJII, H.; AKIYAMA, M.; TOKUDA, K. Inter-vehicle communications protocol for group cooperative driving. In: VEHICULAR TECHNOLOGY CONFERENCE, 1999. VTC 1999-FALL. IEEE VTS 50TH. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1999. v.4, p.2228–2232.

GAWRON, C. An Iterative Algorithm to Determine the Dynamic User Equilibrium in a Traffic Simulation Model. **International Journal of Modern Physics C**, [S.l.], v.9, n.3, p.393–407, 1998.

GOH, M. Congestion management and electronic road pricing in Singapore. **Journal of Transport Geography**, [S.l.], v.10, n.1, p.29–38, 2002.

GOODWIN, P. B. Empirical evidence on induced traffic. **Transportation**, [S.l.], v.23, n.1, 1996.

- GRETHER, D. et al. Emergent Effects in Multi-Agent Simulations of Road Pricing. In: CONGRESS OF THE EUROPEAN REGIONAL SCIENCE ASSOCIATION, AUGUST 2008, LIVERPOOL, UK, 48. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008.
- HARTENSTEIN, H.; LABERTEAUX, K. A tutorial survey on vehicular ad hoc networks. **Communications Magazine, IEEE**, [S.l.], v.46, n.6, p.164–171, 2008.
- HASAN, S.; YAZ, E. **Intelligent transportation systems**. [S.l.]: Mack-Blackwell Transportation Center, 1999.
- HUI, F. **A survey on the characterization of Vehicular Ad Hoc Networks and routing solutions**. [S.l.]: ECS - University of California, Davis, 2005.
- JOU, R.-C. et al. Freeway drivers' willingness to pay for an on board unit under an electronic toll collection system. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, [S.l.], v.27, p.16–24, Feb. 2013.
- KAEHLING, L. P.; LITTMAN, M.; MOORE, A. Reinforcement Learning: a survey. **Journal of Artificial Intelligence Research**, [S.l.], v.4, p.237–285, 1996.
- KOBAYASHI, K.; DO, M. The Informational Impacts of Congestion Tolls upon Route Traffic Demands. **Transportation Research A**, [S.l.], v.39, n.7–9, p.651–670, August–November 2005.
- KRAUS, S.; PARSHANI, R.; SHAVITT, Y. A Study on Gossiping in Transportation Networks. **Vehicular Technology, IEEE Transactions on**, [S.l.], v.57, n.4, p.2602 – 2607, July 2008.
- KRAUSS, S. **Microscopic Modelling of Traffic Flow**: investigation of collision free vehicle dynamics. 1998. PhD thesis — DLR (Hauptabteilung Mobilität und Systemtechnik).
- LAMPORT, L.; SHOSTAK, R.; PEASE, M. The Byzantine Generals Problem. **ACM Trans. Program. Lang. Syst.**, New York, NY, USA, v.4, n.3, p.382–401, 1982.
- LIN, R.; KRAUS, S.; SHAVITT, Y. On the benefits of cheating by self-interested agents in vehicular networks. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS (AAMAS 2007), 6., New York, NY, USA. **Proceedings...** ACM, 2007. p.327–334.
- LITMAN, T. **Generated Traffic and Induced Travel - Implications for Transport Planning**. **Victoria Transport Policy Institute**, [S.l.], 2012.
- LITTMAN, M. L. Markov Games as a Framework for Multi-Agent Reinforcement Learning. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING, ML, 11., New Brunswick, NJ. **Proceedings...** Morgan Kaufmann, 1994. p.157–163.
- LUO, J.; HUBAUX, J.-P. **A Survey of Inter-Vehicle Communication**. [S.l.]: School of Computer and Communication Sciences, 2004.
- MALKHI, D.; PAVLOV, E.; SELLA, Y. **Gossip with Malicious Parties**. [S.l.: s.n.], 2003.
- National Research Council. **Highway capacity manual**. [S.l.]: Transportation Research Board, 2000.

POEHLER, E. The Circulation of traffic in Pompeii's Regio VI. **Journal of Roman Archaeology**, [S.l.], v.19, n.1, p.53–74, 2006.

RUI, Z. et al. Cooperation among malicious agents: a general quantitative congestion game framework. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS - VOLUME 3, 11., Richland, SC. **Proceedings...** International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2012. p.1331–1332. (AAMAS '12).

STACCIOLI, R. **The roads of the Romans**. [S.l.]: Getty Publications, 2003.

SUSSMAN, J. **Introduction to transportation systems**. [S.l.]: Artech House, 2000.

SUTTON, R.; BARTO, A. **Reinforcement Learning: an introduction**. Cambridge, MA: MIT Press, 1998.

TUMER, K.; WOLPERT, D. A Survey of Collectives. In: TUMER, K.; WOLPERT, D. (Ed.). **Collectives and the Design of Complex Systems**. [S.l.]: Springer, 2004. p.1–42.

VANDERBILT, T. **Traffic: why we drive the way we do (and what it says about us)**. [S.l.]: Knopf, 2008.

VASIRANI, M.; OSSOWSKI, S. A market-based approach to reservation-based urban road traffic management. In: INT. J. CONF. ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS (AAMAS), 8., Budapest. **Proceedings...** IFAAMAS, 2009. p.617–624.

VASIRANI, M.; OSSOWSKI, S. An Artificial Market for Efficient Allocation of Road Transport Networks. In: MULTIAGENT SYSTEM TECHNOLOGIES. **Anais...** Springer Berlin / Heidelberg, 2011. p.189–196. (Lecture Notes in Computer Science, v.6973).

VASIRANI, M.; OSSOWSKI, S. A Computational Market for Distributed Control of Urban Road Traffic Systems. **IEEE Trans. on Int. Transp. Systems**, [S.l.], v.12, n.2, p.313–321, June 2011.

WATKINS, C. J. C. H.; DAYAN, P. Q-learning. **Machine Learning**, Hingham, MA, USA, v.8, n.3, p.279–292, 1992.

WEGENER, A. et al. TraCI: an interface for coupling road traffic and network simulators. In: 11TH COMMUNICATIONS AND NETWORKING SIMULATION SYMPOSIUM. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008. p.155–163.

WOOLDRIDGE, M. J. **An Introduction to Multiagent Systems**. Chichester: John Wiley & Sons, 2002.

YANG, Y. et al. Quality Evaluation of Vehicle Navigation with CPS. In: GLOBE-COM '10: PROCEEDINGS OF THE IEEE GLOBAL COMMUNICATIONS CONFERENCE. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010.

YU, B.; SINGH, M. A Social Mechanism of Reputation Management in Electronic Communities. In: KLUSCH, M.; KERSCHBERG, L. (Ed.). **Cooperative Information Agents IV - The Future of Information Agents in Cyberspace**. [S.l.]: Springer Berlin / Heidelberg, 2000. p.355–393. (Lecture Notes in Computer Science, v.1860).

ZHANG, L.; LEVINSON, D. Road pricing with autonomous links. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, [S.l.], v.1932, p.147–155, 2005.