

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

SERGIO LUIZ DE FREITAS MAIA

**ESTRATÉGIA DE OTIMIZAÇÃO DE ROTEAMENTO
BASEADA EM JOGO BAYESIANO PARA REDES
TOLERANTES A ATRASOS E DESCONEXÕES COM
RESTRIÇÃO DE ENERGIA**

UBERLÂNDIA
2015

SERGIO LUIZ DE FREITAS MAIA

**ESTRATÉGIA DE OTIMIZAÇÃO DE ROTEAMENTO
BASEADA EM JOGO BAYESIANO PARA REDES
TOLERANTES A ATRASOS E DESCONEXÕES COM
RESTRIÇÃO DE ENERGIA**

Tese apresentada por Sergio Luiz de Freitas Maia
ao Programa de Pós-graduação em Engenharia
Elétrica, da Faculdade de Engenharia Elétrica, da
Universidade Federal de Uberlândia, para obtenção
do título de Doutor em Ciências, avaliado em
09/04/2015 pela banca examinadora:

Paulo Roberto Guardieiro, Dr. (UFU) – Orientador
Éderson Rosa da Silva, Dr. (UFU) – Coorientador
Rivalino Matias Júnior, Dr. (UFU)
Carlos Alberto Vieira Campos, Dr. (UNIRIO)
Pedro Olmo Stancioli Vaz de Melo, Dr. (UFMG)

Uberlândia
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

- M217e
2015
- Maia, Sérgio Luiz de Freitas, 1965-
Estratégia de otimização de roteamento baseada em jogo bayesiano para redes tolerantes a atrasos e desconexões com restrição de energia / Sérgio Luiz de Freitas Maia. - 2015.
163 f. : il.
- Orientador: Paulo Roberto Guardieiro.
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.
Inclui bibliografia.
1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Roteamento (Administração de redes de computadores) - Teses. 3. Algoritmos de computador - Teses. I. Guardieiro, Paulo Roberto. II. Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

Estratégia de otimização de roteamento baseada em jogo Bayesiano
para redes tolerantes a atrasos e desconexões com restrição de energia

Sergio Luiz de Freitas Maia

Tese apresentada à Universidade Federal de Uberlândia para obtenção do título de
Doutor em Ciências.

Paulo Roberto Guardieiro, Dr.
Orientador

Alexandre Cardoso, Dr.
Coord. Do Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica

À minha família, pelo
estímulo, carinho e
compreensão.

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Uberlândia, em especial à Faculdade de Engenharia Elétrica, onde tive o privilégio de contar com professores, funcionários e colegas do programa de pós-graduação que estimularam e auxiliaram no desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu filho, meu melhor amigo, que compartilhou comigo cada instante dessa jornada. Aos meus pais e irmãos que jamais deixaram de encorajar.

Ao prof. Dr. Éderson Rosa da Silva pelas suas generosas e valiosas contribuições dadas ao trabalho.

Ao prof. Dr. Paulo Roberto Guardieiro por toda orientação e experiência transmitida, pelo incentivo e compreensão indispensáveis para que os desafios pudessem ser superados, e pelo exemplo de profissionalismo e ética no seu exercício da docência.

Finalmente, ao Instituto Federal do Triângulo Mineiro a oportunidade de realizar este trabalho em regime de licença para capacitação e à FAPEMIG (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais) pelo auxílio financeiro concedido.

RESUMO

Maia, Sergio L. F. *Estratégia de otimização de roteamento baseada em jogo Bayesiano para redes tolerantes a atrasos e desconexões com restrição de energia*, Uberlândia, Faculdade de Engenharia Elétrica – UFU, 2015.

Atualmente, a comunidade de pesquisa em redes de comunicação tem dado atenção especial ao estudo de redes emergentes sem fio, como redes de sensores, redes *mesh*, redes *ad hoc*, sistemas de computação pervasiva e redes tolerantes a atrasos e desconexões (*delay/disruption tolerant networks* – DTNs). A principal característica dessas redes é não exigir a presença de uma infraestrutura de comunicação e, por isso, costumam apresentar operação descentralizada e autoconfiguração. Além disso, pela sua natureza altamente distribuída, é desejável que também seja atribuído a esse tipo de rede algum nível de consciência do consumo energético. Nesse sentido, esta tese apresenta uma proposta de estratégia de otimização para um algoritmo de roteamento em rede DTN que foi originalmente proposto sem levar em consideração a questão da restrição de energia. O algoritmo de roteamento DTN a ser otimizado deve usar alguma função de utilidade baseada em um número de parâmetros diferentes (por exemplo, história dos encontros, mobilidade, sociabilidade, etc.) para descobrir os melhores nós retransmissores. A estratégia proposta é baseada na modelagem do encaminhamento de mensagens como um jogo Bayesiano que visa especificamente capturar a natureza dinâmica das decisões de replicação de mensagens, a restrição de energia dos dispositivos móveis e a incerteza sobre a energia dos outros dispositivos. Uma estrutura de aprendizado adaptativo que permite aos nós aprenderem sobre quais são as estratégias ótimas é apresentada. Além disso, também é apresentada a proposta de um sistema para atualização das crenças sobre a energia dos outros nós DTN baseado nas observações acumuladas dos nós de destino. Os resultados de simulação demonstram que a estratégia de otimização proposta é capaz de levar a rede a permanecer operacional por um maior período de tempo e, conseqüentemente, alcançar uma maior porcentagem de entrega final.

Palavras-chave: DTNs; roteamento; jogos Bayesianos.

ABSTRACT

Maia, Sergio L. F. *Routing optimization strategy based on Bayesian game for delay and disruption tolerant networks with energy constraint*, Uberlândia, Faculty of Electrical Engineering – UFU, 2015.

Currently, the research community in communication networks has given special attention to the study of emerging wireless networks such as sensor networks, mesh networks, ad hoc networks, pervasive computing systems and delay/ disruption tolerant networks (DTNs). The main feature of these networks is not require the presence of a communication infrastructure and, therefore, often present decentralized operation and auto configuration. Additionally, due to the DTN's highly distributed nature, it is desirable that it be also assigned to this type of network some level of awareness of energy consumption. Thus, in this Thesis, we propose an optimization strategy for a routing algorithm that was originally proposed without regard to the issue of energy constraint in delay/disruption tolerant networks (DTNs). The routing algorithm must use some utility function based on a number of different parameters (e.g., encounter history, mobility, sociability, etc.) to discover the better relay nodes. Our proposed strategy is based on modeling of the message forwarding as Bayesian game that aims specifically to capture the dynamic nature of the message replication decisions, the energy constraint of the devices and the uncertainty about the energy of other devices. An adaptive learning framework that allows the nodes to learn the optimal strategies over time is presented. We use a system for belief update about the energy of the other DTN nodes based on the accumulated observations of the destination nodes. Simulation results show that our proposed optimization strategy is able to lead the network to remain operational for a longer period of time and, consequently, to achieve a higher final delivery ratio.

Keywords: DTNs; routing; Bayesian games.

SUMÁRIO

1. Introdução	17
1.1. O que é uma DTN de contatos oportunistas?	18
1.2. Motivação	19
1.3. Definição do problema.....	22
1.4. Contribuições	24
1.5. Publicações	25
1.6. Estrutura do documento	26
2. Roteamento em redes tolerantes a atrasos e desconexões	28
2.1. Introdução	28
2.2. Características dos roteamentos em DTNs	29
2.3. Esquemas de roteamento	30
2.3.1. Replicação baseada em disseminação	30
2.3.2. Replicação baseada em uma função de utilidade	32
2.4. Mecanismos de confirmação em DTNs de contatos oportunistas	36
2.5. Considerações finais	37
3. Teoria dos jogos.....	40
3.1. Introdução	40
3.2. Introdução à Teoria dos Jogos	41
3.2.1. Definição de jogo não-cooperativo	43
3.3. Jogos em forma estratégica.....	45
3.3.1. Eliminação iterativa de estratégias dominadas.....	47
3.3.2. Equilíbrio de Nash.....	48
3.3.3. Equilíbrio de Nash em estratégia mista.....	49
3.4. Jogos em forma estendida.....	51
3.4.1. O equilíbrio de Nash perfeito em subjogos	54
3.4.2. Jogos de repetição.....	58

3.5.	Jogos Bayesianos	63
3.6.	Jogos de sinalização	71
3.7.	Aprendizado adaptativo em jogos Bayesianos	75
3.8.	Considerações finais	77
4.	Gerenciamento do consumo de energia em DTNs	78
4.1.	Introdução	78
4.2.	Controle de congestionamento em DTNs	80
4.3.	Algoritmos de roteamento DTN que usam o conhecimento da energia remanescente (<i>energy-aware routing</i>)	88
4.4.	Considerações finais	90
5.	Modelagem da estratégia de otimização proposta	92
5.1.	Introdução	92
5.2.	Trabalhos relacionados	92
5.3.	Exemplo de cenário de roteamento	97
5.3.1.	Modelo de mobilidade	97
5.3.2.	Geração de mensagens	101
5.3.3.	Processo de decisão	102
5.4.	Modelo teórico para o roteamento considerando restrição de energia	108
5.4.1.	Especificação do jogo	108
5.4.2.	Atualização das crenças	111
5.4.3.	Estratégias do jogo proposto	114
5.5.	Considerações finais	118
6.	Experimentos e resultados	120
6.1.	Introdução	120
6.2.	Métricas avaliadas	120
6.3.	Configuração da simulação	121
6.3.1.	CBM	121

6.3.2. SUMO.....	122
6.4. Experimentos	123
6.5. Resultados	128
6.5.1. Resultados para o cenário com modelo de mobilidade CBM	128
6.5.2. Resultados para o cenário com padrão de mobilidade gerado pelo SUMO	137
6.6. Consolidação dos resultados	142
6.7. Considerações finais	147
7. Conclusões gerais	149

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1	Roteamento em DTNs com contatos oportunistas	20
Figura 1.2	Monitoramento e gerenciamento de caminhões e máquinas agrícolas.	21
Figura 3.1	O cenário da rede em um jogo do Dilema do Encaminhador.	46
Figura 3.2	Conjuntos de informação em jogo na forma estendida	52
Figura 3.3	Exemplos de subjogos	55
Figura 3.4	O jogo do Acesso Múltiplo Sequencial	57
Figura 3.5	O jogo do Acesso Múltiplo com Retransmissões	58
Figura 3.6	O jogo do Dilema do Encaminhador repetido	61
Figura 3.7	O jogo do Dilema do Encaminhador modificado	66
Figura 3.8	O jogo de informação repetido em forma estendida.	67
Figura 3.9	Um jogo que ilustra o conceito de consistência (KREPS; WILSON, 2008)	69
Figura 3.10	Jogo com três jogadores em um exemplo de equilíbrio sequencial	70
Figura 5.1	Modelo de mobilidade baseado em comunidade - CBM.	99
Figura 5.2	Esquema do processo de roteamento	107
Figura 5.3	Jogo de encaminhar e não encaminhar	110
Figura 5.4	Um exemplo de árvore de jogo	111
Figura 5.5	Exemplo para o comportamento da função recompensa baseada em função do tipo Neumann-Morgenstern	118
Figura 6.1	Cenário para mobilidade baseado em comunidade – CBM	122
Figura 6.2	Cenário para mobilidade gerada pelo SUMO a partir de dados de mobilidade humana no Campus Santa Mônica da Universidade Federal de Uberlândia	123
Figura 6.3	Função densidade de probabilidade beta para a classe de energia dos nós	127
Figura 6.4	Razão média de entrega e atraso médio de entrega. Resultados obtidos para cenário com padrão de mobilidade sintético CBM, considerando a rede como um todo	130
Figura 6.5	Número médio de transmissões e percentual médio de nós desligados. Resultados obtidos para cenário com padrão de mobilidade sintético CBM, considerando a rede como um todo	131
Figura 6.6	Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade sintético CBM, considerando o comportamento das classes de nós para o tempo simulado de 50h	133

Figura 6.7	Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade sintético CBM, considerando o comportamento de um nó <i>roaming</i> típico.....	136
Figura 6.8	Razão média de entrega e atraso médio de entrega. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando a rede como um todo	138
Figura 6.9	Número médio de transmissões e percentual médio de nós desligados. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando a rede como um todo.	139
Figura 6.10	Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando o comportamento das classes de nós para o tempo simulado de 50h.	141
Figura 6.11	Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando o comportamento de um nó <i>roaming</i> típico	142
Figura 6.12	Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando a variação de nós na rede e algoritmo de roteamento SimBetTS ao final de 50h de tempo simulado.....	145
Figura 6.13	Ajuste fino para a variável <i>sizeInterval</i> , considerando 28 nós.....	147

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1.	Representação em tabela do jogo Dilema do Encaminhador	47
Tabela 6.1.	Sumário dos parâmetros utilizados na simulação	124
Tabela 6.2.	Relação de desempenho da estratégia de otimização proposta sobre os modos padrão e com conhecimento de energia	143
Tabela 6.3.	Percentual de mensagens reconstruídas a partir de K <i>chunks</i> recebidos ..	144

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AACK	<i>Active ACKnowledgement</i>
ACC	<i>Autonomous Congestion Control</i>
ACK	<i>ACKnowledgement message</i>
BP	<i>Bundle Protocol</i>
CAFé	<i>Context Aware Forwarding Algorithm</i>
CBM	<i>Community-base Mobility Model</i>
CT	<i>Custody Transfer</i>
CV	<i>Percepção local do nível global do congestionamento utilizado pelo algoritmo RM</i>
CWC	<i>Current Window Counter</i>
D _D	<i>Delivery Delay</i>
D _R	<i>Delivery Ratio</i>
DSR	<i>Dynamic Source Routing protocol</i>
DTNRG	<i>Delay Tolerant Network Research Group</i>
DTNs	<i>Delay/Disruption Tolerant Networks</i>
EAER	<i>Energy-Aware Epidemic Routing</i>
EBR	<i>Encounter-Based Routing</i>
ESR	<i>Energy-Aware Sociality-Based Spray and Search Routing</i>
EV	<i>Encounter Value</i>
FIFO	<i>First In First Out</i>
GPRS	<i>General Packet Radio Service</i>
HBD	<i>History Based Drop</i>
ICNs	<i>Intermittently Connected Networks</i>
IDs	<i>Identificadores dos nós (identifiers)</i>
IPN	<i>InterPlanetary Network</i>
IRTF	<i>Internet Research Task Force</i>
LCB	<i>Limited Number of Copies scheme with residual battery information</i>
LEPR	<i>Evict Least Probable First</i>
MANETs	<i>Mobile Ad Hoc Networks</i>
MMF	<i>Most-Mobile-First</i>
MOFO	<i>Evict Most Forwarded First</i>
MOPR	<i>Evict Most Favorably Forwarded First</i>

MWSNs	<i>Mobile Wireless Sensor Networks</i>
PACK	<i>Passive ACKnowledgement</i>
PDA	<i>Personal Digital Assistants</i>
POIs	<i>Points of Interest</i>
PRoPHET	<i>Probabilistic ROuting Protocol using History of Encounters and Transitivity</i>
PSN	<i>Pocket Switched Networks</i>
RM	<i>Revenue Management</i>
RR	<i>Retiring Replicas</i>
RTT	<i>Round-Trip Time</i>
RWP	<i>Random Way-Point Mobility Model</i>
SUMO	<i>Simulation of Urban MObility</i>
SHLI	<i>Evict Shortest Life Time First</i>
SR	<i>Storage Routing</i>
WSN	<i>Wireless Sensor Network</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

a	Ação que pode ser selecionada pelo jogador i que está para tomar decisão em um determinado vértice
$\mathbf{a}^n$	Vetor contendo as ações escolhidas pelos jogadores no n -enésimo estágio de uma história do jogo repetido até um período t
b	Crença para uma reputação definida pela inferência Bayesiana
$\tilde{b}$	Descrença para uma reputação definida pela inferência Bayesiana
c	Valor de <i>forwarding tokens</i> associado a um <i>chunk</i>
h^t	História do jogo repetido até um período t
i	Variável utilizada para indexar cada jogador
$l_i(c)$	Quantos <i>forwarding tokens</i> um nó i deve associar à cópia a ser entregue para um nó j
m_{sig}	Sinal de sinalização do jogador emissor ao jogador receptor em um jogo Bayesiano de sinalização
p	Distribuição de probabilidades objetiva sobre o espaço de tipos do jogo
$\mathbf{s}$	Perfil de estratégia - conjunto de todas as estratégias escolhidas pelos jogadores, isto é, $\mathbf{s} = (s_i, \mathbf{s}_{-i})$
$\mathbf{s}^*$	Perfil de estratégia que é um equilíbrio em estratégia pura de um jogo não-cooperativo
s_i	Uma estratégia adotada pelo jogador i
$\mathbf{s}_{-i}$	Vetor das estratégias escolhidas pelos outros jogadores que não i
u	Incerteza para uma reputação definida pela inferência Bayesiana
u_i	Função de recompensa para o jogador i
$\mathbf{A}$	Espaço de ação do jogo
$\mathbf{E}$	Coleção de ramos da árvore
$\mathbf{G}$	Jogo não-cooperativo em forma estratégica
$\mathcal{G}$	Jogo não-cooperativo em forma estendida
$\mathbf{I}$	Conjunto de informações que particiona os vértices de decisão da árvore do jogo
$\mathbf{I}_i$	Total de conjuntos de informação do jogador i
K	Número de pequenas unidades chamadas de <i>chunks</i> em que uma mensagem é dividida

L	Número limite de cópias imposto a todo novo <i>chunk</i>
M_i	Função da melhor resposta para o jogador i
N	Conjunto finito de jogadores
S	Produto cartesiano dos espaços de estratégias de cada jogador
S_i	<i>Espaço de estratégias</i> do jogador i , ou seja, $s_i \in S_i$
$S_{I_{i_j}}$	Estratégia formada pelo conjunto de ações disponíveis para o conjunto de informação I_{i_j}
T	Variável que denota uma árvore de jogos
$U_i(d)$	Função de utilidade - probabilidade do nó i de entregar um <i>chunk</i> ao nó de destino d
V	Coleção de vértices da árvore
α	Primeiro parâmetro não-negativo que define a forma da distribuição beta
β	Segundo parâmetro não-negativo que define a forma da distribuição beta
γ	Perfil de estratégia comportamental do jogo
γ_i	Estratégia comportamental ou conjunto de ações disponíveis para um dado conjunto de informação para um jogador i
θ	Perfil de tipos - vetor com os tipos de todos os jogadores
θ_i	Tipo bayesiano de um jogador i
θ_{-i}	Perfil dos tipos dos outros jogadores
μ	Coleção de distribuição de probabilidades associada a I
μ_i	Distribuição de probabilidades subjetiva que representa a crença do jogador i sobre os tipos dos outros jogadores
σ	Um perfil de estratégia mista
σ_i	Uma estratégia mista disponível ao jogador i
ϕ_j	Teoria do nó i sobre os parâmetros de interesse de um nó j
$\psi(\cdot)$	Função que atribui uma probabilidade para uma classe de energia
ω	Variável que compõe os pesos de desconto e adição para indicar a atualidade das evidências de sucessos e falhas
Γ_i	Conjunto das estratégias comportamentais para o jogador i
ΔT	Janela de tempo utilizada para ação dos fatores de envelhecimento sobre as evidências de sucessos e falhas nas entregas de <i>chunks</i>
Θ	Espaço de tipos para todo o jogo
Θ_i	Conjunto de todos os possíveis tipos para o jogador i

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

Em 1991, Mark Weiser (WEISER, 1991) descreveu sua visão de computação pervasiva como sendo a criação de ambientes completamente preenchidos de computação e capacidade de comunicação, harmoniosamente integrados com usuários humanos. Desde então, o extraordinário progresso tecnológico ocorrido tem possibilitado a convergência cada vez maior de tecnologias sem fio, eletrônica avançada e Internet. A popularidade dos dispositivos móveis tais como sensores sem fio, telefones celulares e *smartphones*, *laptops* e outros dispositivos digitais portáteis do tipo *tablets* demonstra o quanto a tecnologia de comunicação e computação tem se tornado cada vez mais pervasiva, com novas formas de aplicação surgindo e provocando mudanças de comportamento das pessoas.

Entretanto, considerando a demanda atual e emergente por dispositivos móveis que possam estar completamente conectados e constantemente disponíveis, uma questão importante que surge é como prover serviços de comunicação em ambientes terrestres considerados ‘desafiadores’. Neste caso, os desafios se devem ao fato que nestes ambientes a infraestrutura de comunicação tradicional é precária ou simplesmente não existe devido às condições de difícil acesso (campos de batalha, florestas) ou por condições econômicas desfavoráveis (áreas rurais, países em desenvolvimento). Mesmo na presença de infraestruturas de comunicação, algumas pessoas podem achar que é muito caro se associarem a um plano de operadora de telefonia móvel ou que a conectividade com a Internet é desnecessária, como em aplicações do tipo *Pocket Switched Networks* (PSN) (HUI et al., 2005).

Nesses ambientes ‘desafiadores’, na ausência de uma infraestrutura fixa, a conectividade é limitada ou as interrupções são frequentes. Isto se deve a fatores como os fenômenos da propagação sem fio, baixa densidade dos nós, alta mobilidade dos nós e esgotamento de recursos disponíveis, como no caso quando os nós se desligam devido ao baixo nível de energia da bateria (KHABBAZ et al., 2012). Assim, o caminho fim-a-fim entre o par de nós origem e destino poderá estar disponível apenas por breve e imprevisível período, ou mesmo jamais poderá estar disponível. Esta situação é impeditiva para a utilização de redes *ad-hoc* móveis (*Mobile Ad-Hoc Networks* – MANETs) (CHLAMTAC, CONTI, LIU, 2003;

SURKAR, BASAVARAJU, PUTTAMADAPPA, 2008). As MANETs utilizam de múltiplos saltos para propiciarem comunicação móvel sem fio em ambientes de topologia dinâmica, largura de banda restrita e capacidade variável dos enlaces, mas requerem a existência de um caminho fim-a-fim entre nós origem e destino para que as mensagens sejam transmitidas com sucesso.

A partir da última década, em uma variedade de trabalhos publicados, pesquisadores têm proposto um novo paradigma para comunicação entre dispositivos denominada redes conectadas intermitentemente (*Intermittently Connected Newtworks* – ICNs). Entretanto, as condições adversas de operação continuam impondo vários desafios e ainda existem questões em aberto quando se trata de ICNs, como é o caso do roteamento, que permanece sendo um dos principais desafios (CAO; SUN, 2013).

Assim sendo, nesta tese, o foco restringe-se na questão da tomada de decisão do roteamento de mensagens em uma rede conectada intermitentemente constituída de nós móveis, que aproveitam a oportunidade dos encontros oportunistas para se decidirem pelo encaminhamento de suas mensagens. Na sequência deste capítulo são discutidos: o conceito desse tipo de encaminhamento baseado em contatos oportunistas; a motivação que levou ao desenvolvimento desta tese; a definição específica do problema de roteamento DTN tratado no trabalho; e as contribuições desenvolvidas para a solução do problema levantado, além de apresentar os artigos científicos elaborados com base nas investigações conduzidas ao longo do desenvolvimento da tese. E finalmente, uma breve introdução aos assuntos abordados pelos capítulos que compõem o trabalho.

1.1. O que é uma DTN de contatos oportunistas?

Inicialmente, em um projeto lançado em 1998, definiu-se pela criação de uma Rede Interplanetária (*InterPlanetary Network* – IPN), que visava estabelecer conectividade entre nós arbitrariamente localizados em diferentes planetas do sistema solar (CERF et al., 2001). Então, os pesquisadores da comunidade de redes perceberam que a IPN era um cenário especial de uma classe maior de redes desafiadoras, as ICNs, e que a arquitetura projetada para uma IPN poderia ser estendida para redes terrestres com problemas bastante comuns de interrupções de conexões.

O grupo de pesquisa em redes tolerantes a atrasos ou *Delay Tolerant Network Research Group* – DTNRG (2015), pertencente ao *Internet Research Task Force* (IRTF), propôs uma arquitetura de sobrecamada (*overlay*) capaz de operar sobre a pilha de protocolos de distintas ICNs com objetivo de aumentar a confiabilidade das transmissões e garantir a interoperabilidade com qualquer tipo de rede. Esta arquitetura de sobrecamada é denominada de *Delay/Disruption Tolerant Networking* e, segundo os autores de (KHABBAZ et al., 2012), é o termo apropriado a ser utilizado em referência à arquitetura destinada para lidar com ICNs, enquanto que *Delay/Disruption Tolerant Networks* (DTNs) é o termo que deve ser utilizado em referência às redes em si. Portanto, DTNs e ICNs podem ser considerados nomes equivalentes dados a redes sujeitas a repetitivas interrupções dos enlaces e de atrasos excessivos.

Dessa forma, nesta tese aceita-se a equivalência entre os nomes proposta por (KHABBAZ et al., 2012). Então, o termo DTNs é utilizado no lugar de ICNs com o foco na questão do roteamento para esses tipos de rede sem investigar a arquitetura DTN.

Para as DTNs em que os dispositivos são móveis, os pesquisadores têm proposto vários esquemas de roteamento oportunistas para garantir os serviços de comunicação na ausência de uma infraestrutura fixa. Esses esquemas de roteamento baseiam-se na mobilidade inerente dos nós participantes para armazenar e carregar mensagens até que ocorra uma conexão que é estabelecida devido a uma oportunidade inesperada de comunicação (CERF et al., 2007). Essa ocasião favorável não previamente programada para os nós trocarem dados corresponde ao conceito importante de *contato oportunista* em DTNs. No momento do contato oportunista, decisões locais independentes para o encaminhamento das mensagens são tomadas com o objetivo de que a mensagem possa, por fim, chegar ao destino. Esta técnica de roteamento oportunista é conhecida na literatura como *store-carry-forward*. Um exemplo da aplicação dessa técnica de encaminhamento está ilustrado na Figura 1.1, onde uma mensagem m é retransmitida do nó O até ao nó D após ser armazenada, transportada e encaminhada pelos nós A e B .

1.2. Motivação

De acordo com (CHOO et al., 2011), o uso de rede sem fio com transmissão de rádio de curto alcance tem se apresentado como uma alternativa atrativa por algumas razões. Primeiro,

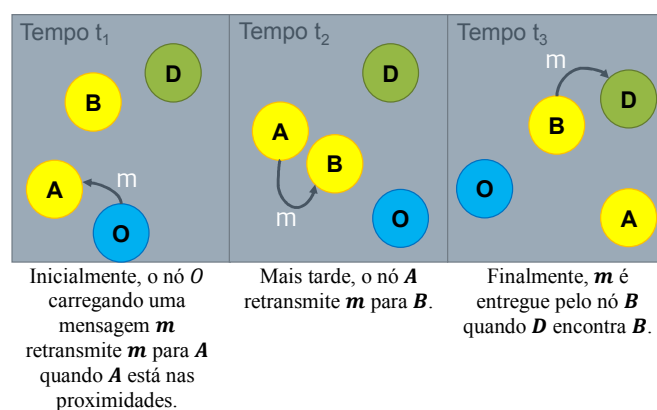


Figura 1.1. Roteamento em DTNs com contatos oportunistas (adaptado de (CAO; SUN, 2013)).

porque dispositivos móveis que utilizam para a comunicação sem fio algum mecanismo de transmissão de curto alcance, como o *Bluetooth*, consomem consideravelmente menos energia quando comparado à comunicação sem fio baseada na tecnologia móvel celular 3G. E isto é um fator altamente positivo uma vez que, apesar dos avanços tecnológicos observados nos últimos anos, os dispositivos móveis ainda sofrem com a questão da restrição de suas baterias. Segundo, as comunicações de curto alcance são mais baratas de serem empregadas, pois não necessitam das onerosas infraestruturas dos sistemas tradicionais de comunicação e também não exigem quaisquer processos de licenciamento para o seu uso¹ ou a necessidade do usuário ser assinante de algum serviço de comunicação oferecido por empresas do setor. E finalmente, o serviço tradicional de comunicação pode não estar disponível em determinadas áreas como as áreas rurais.

Transmissões de curto alcance, mobilidade e gerenciamento de economia de energia são interessantes alternativas que podem ser utilizadas, por exemplo, na transmissão de dados que alimentam o banco de dados de um sistema de controle e gerenciamento de frota de veículos e máquinas agrícolas. Para este tipo de monitoramento o mercado conta com algumas soluções como os produtos oferecidos pela empresa brasileira Enalta (2015), que fazem o monitoramento e controle de parâmetros das máquinas e dos veículos usando transmissões por GPRS (*General Packet Radio Service*), satélite ou híbrida (GPRS + satélite). Porém, o valor cobrado pelas manutenções das assinaturas desses canais costuma ser um fator impeditivo para a utilização de tais serviços, uma vez que oneraria ainda mais a planilha de

¹ As faixas de frequência para uso não-licenciado do espectro são a banda ISM (*Instrumentation, Scientific and Medical*), que compreende três segmentos do espectro: 902 MHz a 928 MHz, 2.400 MHz a 2.483,5 MHz e 5.725 MHz a 5.850 MHz; e a banda U-NII (*Unlicensed National Information Infrastructure*), que contém as faixas de frequências entre 5.150 MHz e 5.825 MHz (TUBE et al.).

custos da atividade monitorada. E, sobretudo, a frota agrícola de uma empresa de agronegócio, como uma usina de açúcar e álcool, comumente está localizada e se desloca em áreas rurais que, inseridas na imensa extensão territorial do Brasil, nem sempre estão cobertas por algum sistema de comunicação móvel tradicional.

A Figura 1.2 ilustra uma possível aplicação baseada em uma rede DTN para a transmissão alternativa de dados de um sistema de monitoramento de uma frota agrícola. Nesse sistema alternativo, as conexões são baseadas em transmissões sem fio do tipo Wi-Fi ou *Bluetooth* utilizando-se de dispositivos móveis simples como *tablets* ou *smartphones* carregados pelos operadores da frota e demais trabalhadores da empresa. Sensores embarcados nos caminhões e máquinas agrícolas transferem os dados coletados via transmissão sem fio (*wireless*) para os dispositivos móveis dos trabalhadores. A opção pelos trabalhadores carregando os dispositivos e não instalá-los nos próprios veículos se justifica por alguns fatores. Primeiramente, trabalhadores têm uma maior mobilidade do que veículos. Por exemplo, em uma fazenda produtora de cana de açúcar típica os trabalhadores estão constantemente se deslocando e mantendo encontros entre si, seja nos refeitórios, nas trocas de turno, em operações em equipe, etc. Por outro lado, os veículos podem passar dias em operação em uma determinada área da fazenda, mantendo encontros esporádicos com outros veículos. Segundo, a popularização de dispositivos móveis como os *tablets* e *smartphones* eleva a oferta de variedade de modelos e preços. Este fenômeno tem favorecido o aumento do número de aplicativos que permitem trocar mensagens, inclusive em situações sem conexão à Internet, como o FireChat, da Open Garden (GARDEN, 2014). Desse modo, o conjunto de trabalhadores constitui uma típica PSN encarregada para encaminhar os dados até às estações

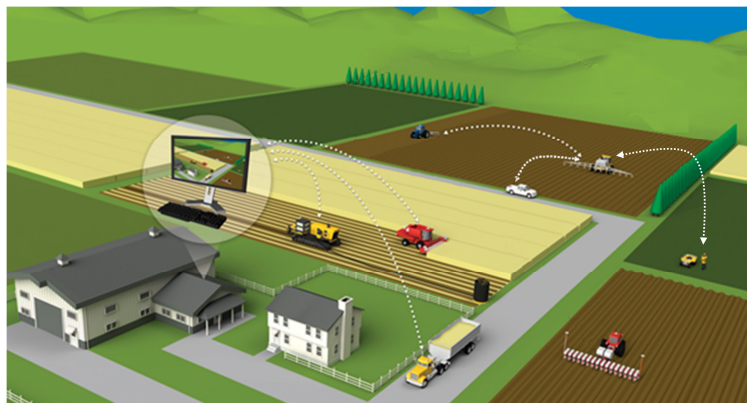


Figura 1.2. Monitoramento e gerenciamento de caminhões e máquinas agrícolas.

base de dados com maior eficiência e menor custo, além de beneficiar as trocas de mensagens entre os próprios usuários da rede. Em (KHABBAZ et al., 2012) é apresentada uma aplicação similar de rede DTN, porém, nesse caso, trata-se de uma típica aplicação de monitoramento médico onde sensores mantidos por diferentes pessoas/objetos seriam utilizados para monitorar doenças causadas por vírus em uma pequena cidade.

O monitoramento da frota agrícola e o monitoramento médico são exemplos da diversidade e potencialidade da aplicação de redes DTN do tipo PSN ou WSN (*Wireless Sensor Network*) em que os dispositivos são móveis e usam de transmissões sem fio de curto alcance (outras aplicações reais ou potenciais podem ser vistas em (2012)). Entretanto, nesses tipos de sistemas, sensores, *smartphones* e *tablets* sofrem com a limitação de suas baterias. Ao assumir que esses dispositivos móveis compõem uma rede sem fio, é relevante a preocupação com o consumo de energia, principalmente se considerar que somente as suas interfaces sem fio consomem aproximadamente 70% da sua potência total (PERING et al., 2006).

Assim, tendo como base contextos de rede DTN como o descrito anteriormente para o monitoramento da frota agrícola, esta tese procurou modelar os cenários para serem utilizados em simulações computacionais na avaliação de uma nova estratégia de otimização de algoritmos de roteamento DTN em situações onde os dispositivos sofrem de restrição de energia. A escolha por esses cenários de rede DTN compostos de dispositivos móveis heterogêneos e agrupados em diferentes comunidades, e que utilizam de transmissões sem fio de curto alcance, foi feita devido às suas mais variadas possibilidades de aplicação e à preocupação com o consumo de energia relacionada ao uso desses tipos de rede.

1.3. Definição do problema

Os algoritmos típicos no estado de arte para roteamento em DTNs combinam heurísticas e estrutura social da rede para encontrar os melhores encaminhadores. Embora estes algoritmos possam ter bons desempenhos na maioria dos casos, alguns desafios ainda precisam ser superados para que seus desempenhos sejam ainda melhores. Em DTNs, ainda persistem desafios como a redução do impacto das conectividades intermitentes, perda de dados e escalonamento de mensagens armazenadas para serem enviadas ou descartadas (WEI; LIANG; XU, 2013). Entre tantas questões relativas ao roteamento em DTNs que permanecem abertas e exigem novos estudos, persiste o fato de que as soluções para roteamento baseadas

em algum conhecimento da estrutura social da rede geralmente resultar em uma distribuição de carga injusta. Isto ocorre porque os algoritmos dessas soluções levam o roteamento a direcionar a maior parte do tráfego através de um pequeno número de nós (PUJOL et al., 2009), que podem ter um rápido esgotamento dos seus restritos recursos, como a bateria. Entretanto, a questão da energia consumida para a comunicação não tem sido adequadamente levada em consideração nas tomadas de decisão dos algoritmos de roteamento propostos na literatura (CAO; SUN, 2013).

Na literatura relativa ao roteamento em DTN, o problema da otimização do encaminhamento das mensagens em um ambiente com restrição de energia é investigado por alguns trabalhos que utilizam a informação do atual nível de energia dos nós nas tomadas de decisão de encaminhamento. Na literatura esse tipo de algoritmo recebe o nome de *energy-aware routing* e é aplicável, por exemplo, ao encaminhamento Epidêmico (KHOUZANI et al., 2012), (2012), (LI et al., 2010) e suas variações n-Epidêmico (RANGO; AMELIO, 2013) e *two-hop* (LI et al., 2010), onde potencialmente todos os nós podem receber uma mesma cópia de mensagem. Por outro lado, tanto quanto é do nosso conhecimento, o trabalho (CHILIPIREA et al., 2013) trata-se do primeiro estudo que combina em uma mesma função estendida de utilidade fatores que refletem roteamento com consciência social e otimização de consumo de energia. Além disso, os artigos “*energy-aware routing*” citados não consideram nós heterogêneos em termos de relacionamento, comunidade, classe de nós (por exemplo, nós estáticos, veículos e pedestres), etc. Portanto, ainda existe uma carência de estudos sobre decisões de encaminhamentos que se baseiam em eficiência energética quando se trata de redes DTNs com nós heterogêneos e que empregam uma função de utilidade para decidir sobre a aptidão ou utilidade de um dado nó como retransmissor.

Assim, o escopo do problema que esta tese trata é o fato que existe uma variedade de reconhecidos algoritmos de roteamento DTN que não consideram a questão do consumo de energia nas transferências/recepções de mensagens. Sendo mais específico, o problema central enfrentado foi desenvolver estratégias que permitissem otimizar a entrega de mensagens em um cenário de rede DTN constituída por uma população de nós heterogêneos e com restrição de energia. Para isto, o algoritmo de roteamento utilizado no cenário deve ser de conhecimento da comunidade de pesquisadores e se caracterizar por usar de alguma função de utilidade baseada em parâmetros como histórico de encontros, mobilidade e sociabilidade, isto

é, parâmetros que não levam em consideração o conhecimento do nível de energia para distinguir os melhores encaminhadores.

1.4. Contribuições

Ao problema apresentado na seção anterior, esta tese apresenta como contribuição principal uma proposta de solução baseada em uma estratégia de otimização de algoritmo de roteamento. Em uma situação em que os nós sofrem de restrição de recursos, a estratégia de otimização proposta pressupõe que um nó ao tomar uma decisão de roteamento pode escolher por ações ou atitudes potencialmente egoístas com o objetivo de preservar seu próprio recurso. Dessa maneira, a situação se caracteriza como sendo essencialmente uma situação de conflito que pode ser modelada usando a teoria dos jogos (FUDENBER, TIROLE, 1991; MACKENZIE, DASILVA, 2006). A teoria dos jogos fornece uma base matemática para o estudo da interação de agentes autônomos em situações de conflito e cooperação. A aplicação das ferramentas da teoria dos jogos resulta em descrições e análises de processos de tomada de decisão de agentes. Então, a partir desse entendimento adquirido do processo de tomada de decisão pode-se propor sugestões para otimização do desempenho das redes ou permitir novas abordagens de mecanismos que levem participantes independentes a atingirem resultados que sejam desejáveis sob o ponto de vista da rede como um todo.

Assim, nesta tese, é proposto um modelo teórico de jogo, *o jogo de encaminhamento de mensagens com restrição de energia*, que busca, especificamente, capturar a natureza dinâmica das decisões de replicação de mensagens, a restrição de energia dos dispositivos e a incerteza sobre os recursos dos outros dispositivos. Nesse jogo proposto, as tomadas de decisão estão relacionadas ao número de *forwarding tokens* associados a uma mensagem que pode possuir múltiplas cópias na rede. Um *forwarding token* para uma mensagem implica que um nó que a possui pode gerar e encaminhar uma cópia adicional desta mensagem (SPYROPOULOS; TURLETTI, 2009), gerando ainda mais custo energético ao nó que carrega a mensagem. A presente tese discute o papel da restrição da energia para a tomada de decisão de encaminhamento e das distribuições de probabilidades que um nó carrega sobre as estratégias disponíveis aos outros nós da rede. Sendo que as probabilidades que um nó atribui às estratégias disponíveis aos outros nós são também conhecidas como *crenças*.

Como contribuição adicional é apresentado um sistema de atualização de crenças baseado na inferência Bayesiana (NEAPOLITAN, 2003) sobre as observações acumuladas dos nós de destino relativas aos sucessos e falhas nas entregas de mensagens aos mesmos. A suposição é de quanto maior for a participação de um determinado nó para o encaminhamento de mensagens até a um nó destino, melhor este último nó poderá inferir que aquele primeiro nó tem energia suficiente para ser compartilhada. Assim, mecanismos de confirmação de entrega de mensagens não são utilizados, uma vez que, em DTNs, invariavelmente eles sofrem de excessivas retransmissões ou replicações, aumentando o *overhead* da rede, ou ainda de longos atrasos (AN et al., 2012).

1.5. Publicações

O desenvolvimento da estratégia de otimização para algoritmos de roteamento DTN proposta nesta tese proporcionou a elaboração de artigos científicos, que foram submetidos em periódicos e congressos científicos.

A investigação sobre conceitos e técnicas básicas da teoria dos jogos aplicadas às redes sem fio resultou no artigo (MAIA; GUARDIEIRO, 2011), apresentado na IX Conferência de Estudos em Engenharia Elétrica – CEEL, na Universidade Federal de Uberlândia.

As simulações realizadas para avaliar/comparar a proposta da estratégia de otimização exigiu que fosse necessário projetar, desenvolver e validar um simulador DTN específico. Todo esse processo é descrito em (MAIA et al., 2013a). O trabalho foi apresentado no *V International Workshop on Telecommunications* (V IWT), realizado em Santa Rita do Sapucaí, MG, Brasil.

Na *32nd IEEE International Conference on Computer Communications - IEEE INFOCOM 2013*, realizado em Turin, Itália, o trabalho (MAIA et al., 2013b) foi aceito para ser apresentado na *Student Poster Session*. O trabalho avalia o cenário em que os nós de uma rede DTN empregam um conjunto de estratégias constituído pelo uso concomitante de mais de um tipo de algoritmo de roteamento e políticas de gerenciamento de filas e armazenamento, além do emprego de múltiplas cópias. O trabalho conclui que a combinação dessas estratégias permite reduzir o número de transmissões, assegurar a confiabilidade da entrega e ainda reduzir os atrasos para aquelas mensagens que precisam ser entregues dentro de um tempo limite relativamente estrito.

O conceito do modelo de jogo Bayesiano de sinalização em que se baseia a proposta de otimização foi inicialmente apresentada à comunidade científica através do artigo (MAIA et al., 2014), artigo aceito para publicação na *International Conference on Information Networking* 2014 (ICOIN 2014), Phuket, Tailândia.

A proposta finalizada da estratégia de otimização e alguns resultados comparativos são apresentados de maneira concisa em (MAIA et al., 2014), artigo publicado em formato reduzido de páginas (*short-length “letter”*) no periódico *IEEE Communications Letters*, volume 18, número 9, de 2014.

Finalmente, uma apresentação mais extensa da proposta é feita em (MAIA et al., 2015). Além disso, o artigo traz como outras contribuições a descrição do modelo de envelhecimento das evidências utilizadas para atualização das crenças e resultados mais completos obtidos de simulações em que as trajetórias são geradas a partir de Simulador de Mobilidade Urbana (*Simulation of Urban MObility* – SUMO).

1.6. Estrutura do documento

A seguir é apresentada uma breve introdução aos demais capítulos desta tese. O Capítulo 2 trata do “Roteamento em redes tolerantes a atrasos e desconexões”. O capítulo discute as principais características dos roteamentos em DTNs. Uma relação de algoritmos de roteamento propostos para DTNs é abordada e os seus principais atributos são discutidos em relação a seus aspectos positivos e negativos. O capítulo encerra com uma revisão sobre mecanismos de confirmação em DTNs.

A “Teoria dos jogos” é abordada em sua conceituação e procedimentos para sua aplicação em redes sem fio no Capítulo 3. As principais ferramentas da teoria dos jogos que são empregadas na construção do modelo proposto nesta tese estão devidamente descritas nesse capítulo, o que inclui os chamados jogos Bayesianos e, em especial, o tipo de jogo Bayesiano conhecido como jogo de sinalização. O capítulo também introduz o conceito de aprendizado adaptativo em jogos Bayesianos.

O Capítulo 4, “Gerenciamento de consumo de energia em DTNs”, revisa alguns mecanismos de controle de congestionamento que, ao buscarem uma melhor justiça na distribuição de

carga entre os principais nós encaminhadores da rede, realizam a otimização do uso dos recursos que sofrem com algum tipo de restrição, como é o caso da energia fornecida pelas baterias dos dispositivos móveis. Além disso, o capítulo aborda algoritmos de roteamento em DTNs onde o conhecimento da energia remanescente é uma informação utilizada na tomada de decisão para o encaminhamento de mensagens.

A “Modelagem da estratégia de otimização proposta” apresentada no Capítulo 5 introduz a proposta de otimização para um algoritmo de roteamento baseado em alguma função de utilidade que não leva em consideração a questão da restrição de energia. A proposta para aumentar o desempenho desse tipo de algoritmo de roteamento sob condições de restrição de energia visa implementar estratégias para os nós em situações de equilíbrio sugeridas pela análise da teoria dos jogos Bayesianos sobre um cenário de DTN em que os contatos entre os nós são oportunistas, mas não completamente randômicos; o padrão de mobilidade adotado prevê algum grau de previsibilidade e repetibilidade.

A configuração do cenário utilizado nas simulações é detalhada no Capítulo 6 “Experimentos e resultados”. Além disso, o capítulo também apresenta os diversos resultados obtidos que atestam o ganho de desempenho alcançado pela implementação da proposta.

Finalmente, a conclusão e as propostas de trabalhos futuros encontram-se no Capítulo 7.

Capítulo 2

ROTEAMENTO EM REDES TOLERANTES A ATRASOS E DESCONEXÕES

2.1. Introdução

As funções de roteamento e encaminhamento da camada de rede da Internet estão tradicional e tecnicamente muito bem definidas. Para um desempenho eficiente da Internet, um bom protocolo de roteamento deve ser capaz de entregar pacotes rápida e confiavelmente, adaptar-se às mudanças de topologia da rede e à variação de intensidade de tráfego, além de evitar *loops* e enlaces congestionados e minimizar *overhead* de roteamento (KUROSE; ROSS, 2010). Do ponto de vista da camada de rede da Internet, o roteamento é um processo mais complexo da rede que envolve encontrar um caminho fim-a-fim entre a origem e o destino, enquanto o encaminhamento é uma ação de roteador local para encontrar o próximo salto entre o conjunto de nós intermediários.

Por outro lado, da perspectiva das DTNs, como a conectividade fim-a-fim não é assumida, simplesmente não se pode garantir que uma mensagem enviada chegará ao seu destino ou mesmo se a atual oportunidade de encaminhamento é a melhor. Evidentemente, as tarefas relacionadas ao roteamento não podem ser integralmente cumpridas no contexto das DTNs. Portanto, é questionável a utilização do termo protocolo de roteamento em DTNs. Para (KHABBAZ et al., 2012), o que se chama de “roteamento” em DTNs trata-se de *algoritmo de encaminhamento* oportunista baseado em um conjunto de regras de seleção do próximo salto com o objetivo de entregar uma mensagem ao seu destino.

Entretanto, dado a grande aceitação da utilização do termo *roteamento* em DTNs pela comunidade de pesquisadores em DTNs, nesta tese, o conjunto de regras de seleção do próximo salto também é referido como *esquema* ou *algoritmo de roteamento*.

No restante deste capítulo são introduzidos alguns aspectos relacionados ao problema do roteamento em DTNs de contatos oportunistas. Na Seção 2.2 os aspectos gerais do problema do roteamento são abordados, enquanto a Seção 2.3 faz uma revisão dos esquemas de

roteamento que são importantes fontes de referência utilizadas nesta tese. A Seção 2.4 discute os desafios de se implementar mecanismos de confirmação em DTNs e aborda algumas soluções possíveis. E finalmente, uma discussão sobre os desafios do roteamento oportunista em DTNs que substanciam a motivação para o desenvolvimento desta tese finaliza o capítulo.

2.2. Características dos roteamentos em DTNs

A decisão sobre o encaminhamento das mensagens deve levar em conta o grau de conhecimento sobre a localização na rede do nó de destino e a disposição dos nós no momento do contato. Uma rede com dispositivos móveis com pouca ou nenhuma infraestrutura fixa implica na presença inerente de um elevado nível de incerteza (por exemplo, informação sobre os outros nós da rede, topologia da rede, etc.) (JONES; WARD, 2006). A falta de informação sobre a rede estimula os nós a disseminarem múltiplas cópias (“*flooding*”) de uma mensagem para outros nós na tentativa de aumentar a probabilidade de entrega da mensagem.

Entretanto, a inundação sem critério em uma rede DTN pode comprometer o desempenho da rede. O motivo é a restrição de recursos a que todo dispositivo móvel está sujeito. Dispositivos em redes do tipo MANETs ou redes de sensores móveis sem fio (*Mobile Wireless Sensor Networks* - MWSNs) apresentam restrições quanto ao consumo de energia e capacidade de armazenamento. Múltiplas cópias circulando na rede podem causar desagradáveis consequências: (i) aumento do consumo de energia com as operações de transmissão e recepção, podendo levar as baterias a uma rápida exaustão, o que desligaria os nós da rede; (ii) aumento da possibilidade das mensagens serem descartadas devido à extrapolação da capacidade de armazenamento do nó.

Além da indisponibilidade do conhecimento da rede e das restrições de energia e armazenamento, a natureza heterogênea da rede adiciona outras consideráveis dificuldades ao problema do roteamento. É necessário levar em consideração o fato dos nós terem habilidades diferentes quanto à possibilidade de entrega de mensagens. Por isso, há necessidade de se adotar estratégias que permitam encontrar os melhores retransmissores. Replicações inteligentes ou replicações baseadas em funções de utilidade são utilizadas para se evitar que cópias sejam entregues inutilmente a nós intermediários com baixa probabilidade de entrega ao destino final.

2.3. Esquemas de roteamento

A seguir são apresentados breves resumos de esquemas de roteamento que serviram como importantes fontes de referência para o desenvolvimento desta tese. A pesquisa aqui realizada foca nos roteamentos do tipo *unicast* (entrega de mensagem ao seu único destino), desenvolvidos para ambientes sem infraestrutura de comunicação e que empregam replicação de mensagens. Os esquemas assumem que a conectividade é randômica, mas sem ser necessariamente imprevisível, e as decisões locais de encaminhamento ocorrem no momento do encontro oportunista² possibilitado pela mobilidade dos nós. Ao empregar a técnica “*store-carry-forward*”, a dificuldade dessa estratégia está na escolha dos melhores nós retransmissores e determinar o melhor momento para encaminhar as mensagens. De acordo com a informação da rede utilizada para essas tomadas de decisão, os esquemas podem ser divididos em duas famílias: replicação baseada em disseminação e replicação baseada em uma função de utilidade.

2.3.1. Replicação baseada em disseminação

Nesta família, múltiplas cópias são utilizadas para alcançar uma entrega satisfatória de mensagens; os nós não dispõem de qualquer informação sobre a rede. Na literatura sobre roteamento em DTNs, os esquemas desta família também são conhecidos como “replicações ingênuas” (“*Naive Replication*” Family) (CAO; SUN, 2013).

Direct Delivery (GROSSGLAUSER; TSE, 2002)

Neste esquema, o nó origem mantém a mensagem armazenada em seu *buffer* até que o nó de destino seja encontrado e a mensagem, entregue. É um caso mais simples da família de replicação ingênua, uma vez que requer apenas um salto. Também pode ser considerado um caso mais simples da família de encaminhamento baseado em utilidade, pois ele sempre seleciona o caminho direto entre a origem e o destino. Entretanto, este esquema não requer qualquer informação sobre a rede, e por isso ele é considerado como um esquema da família de replicação ingênua (JONES; WARD, 2006). O esquema *Direct Delivery* considera que os

² Técnicas de codificação não foram abordadas nesta tese. Essas técnicas dividem a mensagem e a codificam em pequenos blocos. O receptor é capaz de reconstruir a mensagem original a partir da recepção de uma parte desses blocos codificados. Dessa forma, essas técnicas são capazes de compensar a degradação dos desempenhos devido às falhas de conectividade em DTNs.

nós são móveis e, eventualmente, encontram o destino ou que a conectividade é periódica e os nós têm que simplesmente esperar até que a conexão com o destino se estabeleça novamente.

Epidêmico (VAHDAT; BECKER, 2000)

O esquema de roteamento Epidêmico replica a mensagem sem considerar qualquer tipo de seleção do nó candidato, em um processo de disseminação conhecido como *inundação*. Quando dois nós entram em contato, eles trocam entre si suas listas com os identificadores (*identifiers* – IDs) das mensagens que carregam. Um nó transmite apenas as cópias daquelas mensagens que não constam no *buffer* do outro nó. Portanto, o algoritmo confia na mobilidade dos nós para disseminar as mensagens em direção ao destinatário.

Two-Hop-Relay (GROSSGLAUSER; TSE, 2002)

Neste esquema, o nó origem copia a mensagem para os primeiros n nós que ele entra em contato. O nó origem e os nós intermediários mantêm a mensagem e a entrega ao nó de destino. Dessa forma, a mensagem é entregue em até dois saltos, considerando os encontros entre esses n nós intermediários e o destino.

Spray and Wait (SPYROPOULOS; PSOUNIS; RAGHAVENDRA, 2005)

O roteamento *Spray and Wait* ou replicação controlada consiste de duas fases: disseminação (*spray*) e espera (*wait*). Inicialmente, quando uma nova mensagem é gerada em um nó origem, ela é associada a um número limite de L cópias ou fichas de encaminhamento (“*forwarding tokens*” (SPYROPOULOS; TURLETTI, 2009)). Um *forwarding token* para uma mensagem implica que um nó que a possui pode gerar e encaminhar uma cópia adicional desta mensagem. Na fase de disseminação, o nó origem dissemina na rede $L - 1$ cópias da mensagem. Para uma difusão mais rápida, o esquema adota uma árvore binária (*tree-based version*) para uniformemente espalhar as cópias da mensagem ao invés de deixar restrito ao nó origem a tarefa de disseminação. No espalhamento binário, se um nó (origem ou intermediário) carregando uma cópia de mensagem com $c > 1$ *forwarding tokens* encontra um nó com nenhuma cópia da mensagem, ele encaminha ao segundo nó a mensagem com $c/2$ *forwarding tokens* e mantém para si a cópia da mensagem com os $c/2$ *tokens* restantes.

Caso um nó (origem ou intermediário) tenha uma cópia da mensagem com 1 *token*, ele poderá encaminhar esta mensagem somente para o seu destino. Esta fase é chamada de fase de espera e ela se comporta como o método *Direct Delivery*.

2.3.2. Replicação baseada em uma função de utilidade

Para superar o difícil problema de roteamento em DTNs de contato oportunista, os esquemas desta família baseiam-se em algum conhecimento sobre a rede para qualificar o nó encontrado de modo a alcançar um encaminhamento eficiente para a mensagem ou sua cópia. De outro modo, são esquemas que empregam estratégias para escolher os melhores nós retransmissores e o melhor momento para o encaminhamento das mensagens ou cópias. Para superar os desafios existentes, uma variedade de informações sobre a rede é utilizada. Essas informações podem ser do tipo informações dinâmicas (por exemplo, informação da localização, informação do tráfego ou informação dos encontros) e do tipo de conhecimento estático da rede (por exemplo, comportamento social dos nós). Justifica-se essa classificação, pois, comparada com a informação dinâmica, laços sociais e comportamentos entre nós tendem ser estáveis no decorrer do tempo. Esquemas de roteamento que adotam relações sociais entre os nós são conhecidos como esquemas de roteamento com consciência social e aqueles que utilizam de informações dinâmicas são chamados de esquemas de roteamento sem consciência social ou esquemas alheios às relações sociais (WEI; LIANG; XU, 2013).

A replicação das mensagens pode ser do tipo replicação gananciosa ou do tipo replicação controlada, sendo que esta última pode ser controlada deterministicamente (por exemplo, limitando número de cópias ou o intervalo de tempo para que novas cópias sejam geradas) ou replicação controlada em tempo real (por exemplo, que leve em consideração a capacidade de *buffer* remanescente, a informação do histórico dos encontros, etc.) (WEI; LIANG; XU, 2013).

Esquema *Single-Copy* baseado em utilidade (SPYROPOULOS; PSOUNIS; RAGHAVENDRA, 2008b)

Usa apenas uma simples cópia por mensagem. Um nó que carrega uma mensagem somente irá encaminhá-la a um outro nó se este tiver um tempo médio menor de intervalo de encontro com o destino.

Spray and Focus (SPYROPOULOS, 2007)

Semelhantemente ao *Spray and Wait*, *Spray and Focus* dissemina um predeterminado número de cópias de uma mensagem para os nós encontrados. Diferentemente do *Spray and Wait*, em que na fase *Wait* as mensagens são encaminhadas apenas aos seus destinos, na fase *Focus* os

nós intermediários também encaminham replicas das mensagens a outros nós intermediários. A replicação das cópias é baseada na versão da árvore binária. A segunda fase do *Spray and Focus* segue o esquema *Single-Copy* baseado em utilidade ao adotar critérios para o encaminhamento da cópia da mensagem.

Label (HUI; CROWCROFT, 2006) e **Most-Mobile-First (MMF) spraying** (SPYROPOULOS; TURLETTI, 2009)

Os dois esquemas usam dados experimentais reais da mobilidade humana para identificar usuários de acordo com seu tipo ou comunidade a qual pertencem. A identificação ocorre através de pequenos rótulos (*labels*) que os nós carregam. Em *Label*, o nó origem espera até encontrar um nó da mesma comunidade (isto é, um nó que tenha o mesmo rótulo) do destino para, então, encaminhar a mensagem. Em MMF, os nós são rotulados de acordo com seu tipo, que leva em conta o grau de mobilidade, por exemplo, “ÔNIBUS”, “TAXI”, “PEDESTRE” e “ESTAÇÃO BASE”. Diferentemente do que ocorre em *Label*, em MMF um nó pode encaminhar mensagem para um outro nó que não é filiado à mesma comunidade do destino. A replicação é baseada na versão da árvore binária. O critério adotado para o encaminhamento se baseia em uma ordem de preferência baseada nas estatísticas de mobilidade geral e na utilidade percebida dos diferentes tipos de nós.

PRoPHET (LINDGREN et al., 2004)

O Probabilistic ROuting Protocol using History of Encounters and Transitivity - PRoPHET é um roteamento probabilístico que utiliza observações de não aleatoriedade na mobilidade dos nós em DTNs. As tomadas de decisão para o encaminhamento de mensagens são baseadas na métrica denominada de *previsibilidade de entrega*. Esta métrica reflete a história dos encontros, e inclui as propriedades de transitividade e dependência do tempo relacionadas a esses encontros. Ao encaminhar uma mensagem, um nó seleciona um subconjunto de nós na vizinhança que receberão cópias a partir de uma classificação baseada na probabilidade prevista pelos nós vizinhos de entregar com sucesso a mensagem. O PRoPHET é um dos mais populares esquemas de roteamento em DTNs. Desenvolvido nos primórdios das pesquisas em DTNs, tem evoluído para atender aos novos desafios que têm sido identificados através das pesquisas e experiências práticas. Nesse sentido, a versão PRoPHETv2 (GRASIC et al., 2011) atualiza funcionalidades ao definir novas equações para encontro direto e transitividade. Esta atualização apresenta melhores desempenhos que o esquema de roteamento PRoPHET anterior (LINDGREN et al., 2004), principalmente em casos de cenários de rede composta de

uma população de nós com padrões heterogêneos de mobilidade. Esta versão é a que é apresentada pelo relatório *draft-irtf-dtnrg-prophet-10* (LINDGREN et al., 2012) produzido pelo grupo de pesquisa em DTNRG.

Apesar de ser eficaz, o PRoPHET requer uma grande quantidade de informação da rede para as tomadas de decisão de encaminhamento, o que pode levar a um rápido crescimento do tamanho das tabelas de roteamento. Além disso, ele requer um período de treinamento (*warm up period*) para que as previsibilidades de entrega possam se inicializar.

Bubble Rap (HUI et al., 2008)

É um algoritmo de encaminhamento projetado para PSNs constituídas por pessoas que carregam dispositivos de comunicação móvel, e se baseia na compreensão da mobilidade das pessoas em termos de estruturas sociais. *Bubble Rap* lida com a ideia de interação correlacionada, o que significa que uma pessoa tem uma maior probabilidade de se relacionar com outras pessoas do mesmo grupo social ou comunidade. Além do conceito de comunidade, *Bubble Rap* utiliza o fato de algumas pessoas da comunidade possuírem elevada *centralidade*, isto é, pessoas que são mais populares e interagem com mais pessoas do que outras. O grau de centralidade de um nó é calculado considerando quantos nós de IDs distintos ele encontra durante um determinado intervalo de tempo (*slot window*) de 6 horas. O valor de centralidade é utilizado para decidir para quais nós vizinhos uma mensagem deve ser encaminhada; apenas nós de maior centralidade do que o nó emissor é que recebem a mensagem. Os autores de (HUI et al., 2008) mostram que o algoritmo permite atingir porcentagem de entrega similar ao PRoPHET, mas utilizando menos recursos.

Encounter-Based Routing (EBR) (NELSON et al., 2009)

O EBR busca maximizar a porcentagem de entrega enquanto minimiza a sobrecarga da rede e o atraso. Todo nó que roda EBR é responsável por manter sua taxa passada da média de encontros, que é usada para prever taxas de encontros futuros. O propósito primário de registrar a taxa de encontros é para decidir quantas réplicas de uma mensagem um nó deve transferir durante uma oportunidade de encontro. Para isto, um nó deve guardar duas informações locais: um valor de encontro (*Encounter Value – EV*), e um contador da janela atual (*Current Window Counter – CWC*). O EV representa a taxa passada de encontros e é calculada como uma média móvel com suavização exponencial, enquanto o CWC é usado para registrar o número de encontros ocorridos durante o atual intervalo de tempo. O EV é

periodicamente atualizado levando em consideração o CWC mais recente. A atualização de EV é dada por

$$EV = \alpha \cdot CWC + (1 - \alpha) \cdot EV. \quad (1)$$

Esta média móvel com suavização exponencial dá uma ênfase ao CWC mais recente proporcional à constante α , sendo que $0 < \alpha < 1$. Dessa forma, EV representa uma previsão da taxa futura de encontros para cada nó por intervalo de tempo, e o nó com maior EV representa uma maior probabilidade de sucesso na entrega da mensagem. O número de cópias de uma mensagem transferida durante uma oportunidade de encontro é proporcional à razão entre os EVs dos nós (replicação dinâmica). Para dois nós A e B, para toda mensagem M_i , o nó A envia

$$m_i \cdot \frac{EV_B}{EV_A + EV_B} \quad (2)$$

cópias de M_i , onde m_i é o número total de cópias de M_i armazenadas no nó A. Ao encaminhar um maior número de cópias de uma mensagem para um nó com melhor EV, EBR permite obter uma sobrecarga menor pela redução do número total de trocas de mensagens.

SimBetTS (DALY; HAAHR, 2009)

O SimBetTS utiliza métricas de análises de redes sociais como suporte para a solução do encaminhamento de mensagens. Estas métricas são baseadas nas análises sociais das interações anteriores dos nós e consiste de três componentes avaliados localmente: centralidade de intermediação (*betweenness centrality*), similaridade social (*social similarity*) e a força de ligação entre dois nós (*tie strenght*). Centralidade de intermediação está relacionada com o quanto um nó pode facilitar comunicação com outros nós da rede. Similaridade de um nó é calculada como sendo o número de vizinhos em comum entre um nó e o destino. A força de ligação entre dois nós é a combinação da frequência, proximidade e o caráter recente do contato. Frequência é definida como o número total de vezes que dois nós se encontraram. Proximidade é definida como a quantidade total de tempo que dois nós estiveram conectados, em comparação aos seus tempos totais de conectividade. O caráter recente do contato é definido como a duração do tempo decorrido desde o último encontro de dois nós, em comparação com a duração do tempo com que cada nó tem estado ativo. A

utilidade SimBetTS é calculada pela combinação dos pesos relativos normalizados das utilidades da força de ligação entre dois nós, similaridade social e centralidade de intermediação. Em SimBetTS, quando dois nós se encontram, o número de cópias de uma mensagem é dividido entre os dois nós de acordo com o valor de utilidade SimBetTS de cada um, como em EBR.

2.4. Mecanismos de confirmação em DTNs de contatos oportunistas

Mecanismos de confirmação de mensagens são utilizados para remover mensagens redundantes, reduzir consumo de recursos e garantir a confiabilidade. Existem vários esquemas de confirmação propostos para redes sem fio. Esses esquemas se baseiam em características dos enlaces físicos como caminho fim-a-fim persistente entre origem e destino, tempo total de viagem ida-e-volta (*Round-Trip Time* – RTT) reduzido entre os dois nós e baixo valor para a taxa de erros do enlace e para a taxa de perda fim-a-fim. Obviamente, estas condições não podem ser satisfeitas em ambientes DTNs. Para o caso da conectividade intermitente das DTNs, para garantir a confiabilidade na entrega de mensagens existem projetos que abordam a transferência confiável dos dados de salto-a-salto e também algumas propostas de confirmação fim-a-fim que considera as características peculiares dessas redes.

Um exemplo de esquema salto-a-salto é o esquema de transferência de custódia (*Custody Transfer* – CT) presente no protocolo de agregado ou *Bundle Protocol* (BP) (FALL, 2003). Ele oferece a entrega confiável de dados através do deslocamento da responsabilidade da entrega de uma mensagem de um nó para outro nó, iniciando na origem e sendo completada no destino. Os nós que aceitam a transferência de custódia são denominados custódios. Entretanto, uma vez que a arquitetura DTN não exige que todos os nós DTN aceitem a transferência de custódia (CERF et al., 2007), o esquema pode unicamente oferecer uma confiabilidade incompleta para toda a rede. O esquema não garante que os nós possam sempre indicar se alguma mensagem tenha sido recebida com sucesso pelo nó de destino.

Os mecanismos de confirmação fim-a-fim propostos para DTNs podem ser classificados em duas categorias: confirmação ativa (*Active ACKnowledgement* - AACK) e confirmação passiva (*Passive ACKnowledgement* – PACK). A confirmação ativa usa encaminhamento ativo para oferecer a confiabilidade fim-a-fim tal como ocorre, por exemplo, em (BURGESS et al., 2006) e (BALASUBRAMANIAN et al., 2007). Para isso, quando uma mensagem M é

recebida com sucesso pelo nó de destino, ele gera uma mensagem ACK (*ACKnowledgement message*) denotada como R. Então, R será replicada para os outros nós com o objetivo de deletar as cópias redundantes na rede. Nesse tipo de mecanismo de confirmação, mesmo um nó que não tem uma cópia de M armazenada, ainda assim, ele recebe uma cópia da mensagem ACK. Portanto, AACK transfere as mensagens ACK como em um processo de inundação, resultando em um menor tempo de atraso total de transmissão, embora sofra de retransmissões ou replicações excessivas.

A confirmação passiva busca reduzir o consumo exorbitante de recursos da confirmação ativa e pode ser encontrada em (HARRAS; ALMEROTH, 2006). Na confirmação PACK, um nó recebe uma ACK R de um outro nó somente se o nó possuir uma cópia da mensagem M armazenada. Se por um lado a confirmação PACK reduz o número total de replicações de ACKs, por outro lado ela leva a uma redução das oportunidades de comunicação. Por esta razão, a consequência é um grande aumento no atraso de transmissão dos ACKs. Algumas propostas como em (AN et al., 2012) são híbridas, uma vez que o mecanismo de confirmação age como AACK quando o congestionamento não ocorrer ou se o seu nível for baixo; caso contrário, a forma passiva é adotada.

2.5. Considerações finais

Os algoritmos de roteamento apresentados neste capítulo, de modo geral, atingem seus desempenhos máximos sob condições de recursos, como energia e armazenamento, ilimitados. Entretanto, esta suposição não é apropriada, considerando que os dispositivos móveis reais apresentam uma restrição de seus recursos. Além disso, os mecanismos de confirmação existentes em DTNs comprometem a garantia de uma efetiva confiabilidade de entrega.

Destas observações é possível levantar importantes questões:

Q1: Como pode ser constatado na ampla revisão realizada pelos autores de (CAO; SUN, 2013) sobre os mais variados esquemas de roteamento para DTNs encontrados na literatura, a questão da energia, de modo geral, não é adequadamente levada em consideração para as tomadas de decisão de roteamento. Portanto, os algoritmos não levam em consideração o prejuízo sobre o desempenho da rede caso nós com elevada possibilidade de sofrerem com o

esgotamento da bateria sejam selecionados para receberem mensagens. A “morte” de dispositivos provocaria a perda de todas as mensagens armazenadas, o que resultaria em uma significativa diminuição do percentual de entrega.

Q2: Em (PUJOL et al., 2009) é observado que nos algoritmos de roteamento que utilizam alguma função de utilidade existe um subconjunto de “bons” nós que terão uma maior probabilidade de receber uma mensagem. Isto indica que a distribuição de carga tende a sobrecarregar aqueles nós de melhor previsibilidade de entrega. Esta distribuição de carga desigual não é sustentável, podendo rapidamente levar ao esgotamento dos recursos mais utilizados pelos dispositivos móveis (isto é, capacidade de armazenamento, bateria, etc.). Além disso, os autores também observam que como um pequeno número de nós suporta uma quantidade significativa de tráfego, o sistema não é robusto a falhas randômicas e nem a ataques maliciosos.

Q3: Ao ser sobrecarregado com mensagens oriundas de um nó de comportamento egoísta, um nó candidato, que tem toda sua capacidade de armazenamento utilizada, aloca passivamente o espaço de armazenamento para as mensagens de entrada. Entretanto, as mensagens descartadas para abrir espaço no dispositivo de armazenamento podem requerer transmissões adicionais em encontros oportunistas subsequentes, o que resultaria em redundância e, conseqüentemente, maior consumo energético. Além disso, caso uma mensagem carregando *forwarding tokens* seja descartada por estouro de fila, o número de cópias desta mensagem na rede ficará reduzido, comprometendo o objetivo de serviço requerido pela aplicação.

Q4: Um outro aspecto em comum aos algoritmos de roteamento, conforme é constatado por (PSARAS et al., 2009), é a dificuldade, senão impossibilidade, de se alcançar simultaneamente os objetivos de serviços (ou *service targets*) com alta porcentagem de entrega (*Delivery Ratio* - D_R) e baixo atraso de entrega (*Delivery Delay* - D_D) em redes DTNs constituídas de uma população heterogênea de nós. As características apresentadas por essas redes DTNs heterogêneas são: a) pouco ou nenhum conhecimento da rede, b) restrição de energia e armazenamento e c) a possibilidade da existência de várias aplicações sendo executadas concomitantemente, umas requerendo 100% de D_R (por exemplo, e-mails) e outras, baixo D_D , pois podem se tornar inúteis se não forem entregues dentro de um (relativamente) estrito tempo limite (por exemplo, dados de telemetria). O dilema é devido ao fato de que para se atingir baixo D_D deve-se distribuir múltiplas cópias de uma mensagem

pela rede na esperança de que ao menos uma delas alcance o destino dentro do tempo limite. Esta atitude acarretaria alguns riscos, no sentido de que algumas dessas cópias podem ser entregues a nós da rede com pouca probabilidade de entrega, levando ao desperdício de energia e armazenamento. No entanto, para alcançar alta D_R deve-se evitar o desperdício de energia que leve à “morte” do dispositivo com todas as suas mensagens armazenadas, o que comprometeria alcançar o objetivo de serviço. Para uma maior eficiência no consumo de energia, o número de cópias precisa ser configurado ao mínimo possível, o que exige decisões sábias, no sentido em que o repasse das cópias das mensagens ocorra para aqueles vizinhos com maior probabilidade de entrega.

As questões anteriormente relacionadas podem ser vistas como problemas decorrentes de se tomar decisão quanto ao encaminhamento de cópias de mensagens considerando diferentes expectativas de retorno (por exemplo, baixo atraso de entrega) e diferentes riscos (por exemplo, congestionamento e desligamento por falta de energia). O desaparecimento de cópias de mensagens por problemas relativos ao congestionamento e/ou desligamento de dispositivos por falta de bateria implica em grave comprometimento do desempenho da rede, gerando insatisfação quanto ao retorno desejado. Assim sendo, o desenvolvimento desta tese é motivado pela observação de que a alocação de cópias não tem sido satisfatoriamente tratada pelos esquemas de roteamento sob condições de restrição de energia.

Capítulo 3

TEORIA DOS JOGOS

3.1. Introdução

A teoria dos jogos fornece uma base matemática para a descrição e análise de processos de tomada decisão de agentes que interagem entre si em situações de conflito e cooperação. Ela tem sido usada historicamente em ciências sociais, mais notadamente em economia. As raízes da teoria dos jogos são extremamente antigas, sendo que é reconhecida a existência de investigações de probabilidade em jogos de azar em Talmud (0-500 AC) (AUMANN; MASCHLER, 1985). Em tempos modernos, trabalhos de Cournot³, Edgeworth⁴, Zermelo⁵, e Borel⁶ no século 19 e começo do 20 lançaram as bases para a análise de jogos estratégicos (WALKER, 2012). A teoria dos jogos moderna nasce com John von Neumann e Oskar Morgenstern com a publicação em 1944 do livro *Theory of Games and Economic Behavior* (NEUMANN; MORGENSTERN, 2004). O livro formaliza uma teoria geral para tomada de decisão em situações de conflito com uma quantidade arbitrária de oponentes, e foi a partir da sua publicação que a teoria passou a ser conhecida como *teoria dos jogos*.

Com artigos publicados entre 1950 e 1953 (NASH, 1950a, 1950b, 1953), John Nash⁷ contribuiu para o desenvolvimento da teoria dos jogos não-cooperativos e cooperativos. Sua mais importante contribuição é a noção de equilíbrio como sendo o conjunto das melhores respostas estratégicas para um jogo, e que passou a ser conhecido como equilíbrio de Nash (NASH, 1950). O trabalho de John Nash e as importantes contribuições para a teoria dos jogos de John C. Harsanyi⁸ (HARSANYI, 1967) e Reinhard Selten⁹ (SELTEN, 1965 apud FIANI, 2009) renderam aos autores, em 1994, o prêmio Nobel em economia. A repercussão desses trabalhos despertou um grande interesse e, como consequência, a teoria dos jogos passou a ser aplicada em variados campos de pesquisa como em ciências políticas, biologia, ciência computacional, filosofia, e, recentemente, redes sem fio e comunicações.

³ Antonine Augustin Cournot, matemático francês, 28/08/1801 – 31/03/1877

⁴ Francis Ysidro Edgeworth, economista irlandês, 08/02/1845 – 13/02/1926

⁵ Ernst Friedrich Ferdinand Zermelo, matemático alemão, 27/07/1871 – 21/05/1953

⁶ Félix Edouard Justin Emile Borel, matemático francês, 07/01/1871 – 03/02/1956

⁷ John Charles Nash, matemático americano, 13/06/1928 –

⁸ John Charles Harsanyi, economista húngaro-americano, 29/05/1920 – 09/08/2000

⁹ Reinhard Selten, economista alemão, 10/10/1930 –

No contexto das redes sem fio, uma vez que a teoria dos jogos é um estudo da interação de agentes autônomos, sua aplicação ajuda na análise dos sistemas distribuídos. Nas redes sem fio emergentes, como redes de sensores, redes *mesh*, redes *ad-hoc*, DTNs e sistemas de computação pervasiva, as características frequentemente desejadas são operação descentralizada e autoconfiguração. Nessas redes, cada nó executando um protocolo distribuído deve tomar suas próprias decisões, por exemplo, sobre potência de transmissão e encaminhamento de pacotes, entre outros. São cenários apropriados para a modelagem de um jogo em que as decisões de cada agente terão consequências sobre os resultados relevantes para os outros agentes. Dessa forma, a aplicação da teoria dos jogos pode oferecer sugestões para a otimização do desempenho das redes ou permitir novas abordagens de mecanismos que levem participantes independentes a atingirem resultados que sejam desejáveis sob o ponto de vista da rede com um todo.

Os principais conceitos e ferramentas da teoria dos jogos que são empregadas na construção do modelo proposto para o jogo de encaminhamento em redes DTNs sob restrição de energia são abordados na sequência deste capítulo. O modelo de jogo proposto, bem como exemplos de aplicações da teoria dos jogos em análises de problemas relativos às redes sem fio e, mais especificamente às redes DTNs, que são trabalhos referenciais importantes para o desenvolvimento do modelo, são apresentados a seguir, no Capítulo 5.

Então, neste capítulo, inicialmente na Seção 3.2 a terminologia básica relacionada com a teoria dos jogos é apresentada, sendo que é dada ênfase ao tratamento formal do jogo não-cooperativo. As Seções 3.3 e 3.4 dedicam-se a revisar as formas tradicionais de representação dos jogos não-cooperativos simultâneo e sequencial, respectivamente, além de discorrer sobre os métodos usuais para encontrar as soluções de equilíbrio para esses jogos. Na Seção 3.5 a família de jogos Bayesianos é introduzida, e na Seção 3.6 estes conceitos são utilizados para discutir os jogos de sinalização. Por último, a Seção 3.7 avalia o aprendizado adaptativo em jogos Bayesianos.

3.2. Introdução à Teoria dos Jogos

Fudenberg e Tirole (1991) definem a teoria dos jogos como o estudo de situações de conflito e cooperação que envolvem dois ou mais tomadores de decisão cujos objetivos são ao menos parcialmente conflitantes. Cada tomador de decisão tem a sua disposição um número de ações

diferentes. O resultado obtido por um tomador de decisão depende não apenas da sua decisão, mas também das decisões tomadas pelos demais participantes do jogo. Os tomadores de decisão são forçados a pensarem estrategicamente, isto é, agem como agentes racionais¹⁰, apoiados em raciocínios lógicos, empregando os meios mais adequados aos objetivos que almejam.

Em um jogo, os tomadores de decisão são chamados de *jogadores*. Nos jogos *não-cooperativos*, os jogadores não podem estabelecer compromissos do tipo coalizões que definem garantias efetivas, caso contrário, o jogo seria considerado *cooperativo*. Deve-se observar que o termo não-cooperativo não implica que os jogadores sempre não cooperam, mas que qualquer cooperação que venha a ocorrer deve ser espontânea, sem comunicação ou coordenação das escolhas estratégicas entre os jogadores.

Os jogadores adotam ações escolhidas de um conjunto finito ou infinito de alternativas. Eles escolhem suas ações em situação de interdependência mútua definida como situação de *processo de interação estratégica*. Se essas ações são tomadas em uma única etapa, o jogo é denominado de *jogo simultâneo* ou *estático*, caso as ações sejam tomadas em etapas sequenciais, o jogo é dito *sequencial* ou *dinâmico*. No caso de jogos sequenciais, as escolhas de cada jogador são geralmente dependentes de alguma informação disponível. Então, em jogos sequenciais, uma *estratégia* para um determinado jogador é um plano de ações que especifica qual é a ação a ser tomada em todos os momentos em que ele precisar decidir o que fazer, de acordo com a informação a sua disposição. Entretanto, em jogos simultâneos, a escolha que um determinado jogador faz é independente de qualquer informação; então, em tais jogos, a estratégia de cada jogador coincide com as ações que ele dispõe. Como em (HAN et al., 2012), esta tese, ao tratar de jogos simultâneos, também assume que as noções de ação e estratégia não são distinguíveis, e assim, utiliza estes termos de forma indistinta.

Nas próximas seções o foco da abordagem é a teoria dos jogos não-cooperativos. A opção por apresentar os conceitos e métodos relacionados a esse tipo de jogo se deve ao fato de que a formação de coalizões e negociações entre jogadores característicos de jogos cooperativos exigiria mecanismos de troca de sinalizações ou confirmações inadequadas em ambientes das

¹⁰ O pressuposto de que os agentes sejam sempre racionais é mais verdadeiro no caso dos nós de uma rede, pois eles podem ser programados, o que lhes permite tomar decisão sem a intervenção humana. Diferentemente, em problemas como em economia e sociologia, a presença do ser humano nos processos de decisão introduz eventualmente alguma irracionalidade (MACKENZIE; DASILVA, 2006).

DTNs, uma vez que nestas redes as transmissões estão sujeitas a grandes atrasos e interrupções frequentes.

3.2.1. Definição de jogo não-cooperativo

Descreve-se um jogo simultâneo ou sequencial não-cooperativo de maneira simples e prática utilizando a representação da *forma estratégica* ou *normal*. Deve-se observar que a forma estratégica não é a única a ser utilizada para a representação de jogos não-cooperativos, pois, como é visto na Seção 3.4, admite-se outras formas de representação.

Na forma estratégica, um jogo não-cooperativo é construído sobre três componentes básicos: um conjunto de jogadores, suas estratégias e as recompensas ou utilidades.

O conjunto finito de jogadores é denotado por N , isto é, $N = \{1, 2, \dots, N\}$. Cada jogador é indexado utilizando a variável i , de modo que, $i \in N$. Em um sistema de rede sem fio, a natureza dos jogadores pode variar, sendo que os jogadores mais frequentes são os nós da rede, mas também podem ser entidades mais gerais como conjunto de nós ou redes completas.

Para satisfazer seus interesses em uma situação de conflito, cada jogador i adota uma estratégia s_i levando em consideração o vetor $\mathbf{s}_{-i}$ das estratégias escolhidas pelos outros jogadores. As estratégias são as alternativas à disposição de cada jogador. Por exemplo, em DTNs, isso inclui qualquer fator que esteja sob controle do nó, como em situações de roteamento em que as estratégias estão relacionadas ao envio de mensagens para a rede. O conjunto de estratégias disponíveis para o jogador i é denotado por $\mathbf{S}_i$ e é chamado de *espaço de estratégias* do jogador i , ou seja, $s_i \in \mathbf{S}_i$. Sempre que os conjuntos de estratégias $\mathbf{S}_i$ são finitos para todo i , o jogo é definido como *finito*. O produto cartesiano dos espaços de estratégias de cada jogador é o espaço de estratégias da situação de conflito e é denotada por $\mathbf{S}$, então, $\mathbf{S} = \mathbf{S}_1 \times \dots \times \mathbf{S}_i \times \dots \times \mathbf{S}_N$. O conjunto de todas as estratégias escolhidas pelos jogadores forma o *perfil de estratégia* $\mathbf{s} = (s_i, \mathbf{s}_{-i})$, para todo $\mathbf{s} \in \mathbf{S}$. O perfil de estratégia determina o final da situação de conflito.

Conforme von Neumann e Morgenstern (2004) mostram, pode-se modelar uma relação de preferência para cada jogador que representa qual é a avaliação do jogador para todos os possíveis resultados. A forma matemática para modelar a preferência dos jogadores é definir

para cada jogador i uma relação de preferência $\succsim_i$ sobre os possíveis finais da situação de conflito. A relação binária permite comparar coisas diferentes, pois ela é apenas uma relação de preferência. Por exemplo, em roteamento DTNs, o jogador pode preferir um menor consumo de energia a um menor atraso de entrega. Assim, se $v(\mathbf{s})$ e $v(\mathbf{s}')$ são dois resultados diferentes determinados, respectivamente, pelos perfis de estratégia $\mathbf{s}$ e $\mathbf{s}'$, tal que $v(\mathbf{s}) \succsim_i v(\mathbf{s}')$, isto significa que para o jogador i “ $v(\mathbf{s})$ é pelo menos tão preferível quanto $v(\mathbf{s}')$ ”, onde $\mathbf{s}, \mathbf{s}' \in \mathbf{S}$.

A teoria de decisão clássica de von Neumann e Morgenstern atribui valores aos resultados do jogo respeitando o ordenamento de preferências através de uma *função de recompensa* u . A definição que especifica as relações de preferência com uma representação numérica é dada por:

DEFINIÇÃO 3.1 Para um jogador i , uma relação de preferência $\succsim_i$ é dita ser representada por uma função de recompensa¹¹ (utilidade) $u_i : \mathbf{S} \rightarrow \mathbb{R}$ quando

$$v(\mathbf{s}) \succsim_i v(\mathbf{s}') \Leftrightarrow u_i(\mathbf{s}) \geq u_i(\mathbf{s}'). \quad (3)$$

O resultado do jogo é dado pelo vetor resultante $\mathbf{u}(\mathbf{s})$, que é definido como $\mathbf{u}(\mathbf{s}) = (u_1(\mathbf{s}), \dots, u_N(\mathbf{s}))$ e determina a recompensa final de cada jogador na situação de conflito.

Considerando os conceitos até aqui definidos, pode-se, então, definir formalmente um jogo em forma estratégica como:

DEFINIÇÃO 3.2 Um jogo não-cooperativo em forma estratégica (ou normal) é constituído por um conjunto de três coleções (*triplet*) $\mathbf{G} = (\mathbf{N}, (\mathbf{S}_i)_{i \in \mathbf{N}}, (u_i)_{i \in \mathbf{N}})$, onde $\mathbf{N}$ é o conjunto finito de jogadores, $\mathbf{S}_i$ é o conjunto de estratégias disponíveis para o jogador i , u_i é a função de recompensa para o jogador i .

Para finalizar esta seção introdutória aos conceitos e definições relativas à teoria dos jogos não-cooperativos, falta ainda definir os tipos de jogos quanto ao grau de conhecimento que os jogadores têm uns sobre os outros e os tipos de estratégias, categorizadas de acordo com o procedimento adotado pelo jogador para a escolha da estratégia a ser utilizada.

¹¹ Em inglês, *payoff*

Em relação à informação de que os jogadores dispõem, caso os jogadores tenham conhecimento das identidades de todos os outros jogadores, suas estratégias e as recompensas resultantes das combinações dessas estratégias, o jogo é denominado jogo de *informação completa*, caso contrário, o jogo é chamado de jogo de *informação incompleta*.

Já as estratégias são divididas em *estratégias puras* e *mistas*. Estratégias puras são selecionadas pelos jogadores de maneira determinística, isto é, com 100% de probabilidade, ou seja, é certo que os jogadores adotam uma estratégia. Por outro lado, estratégias mistas são escolhidas pelos jogadores atribuindo uma probabilidade a cada estratégia a ser escolhida. Por exemplo, em situação de roteamento em DTNs, uma estratégia pura corresponde a encaminhar sempre uma mesma proporção de mensagens em uma situação específica, enquanto uma estratégia mista corresponde a uma distribuição probabilística sobre as possíveis proporções de mensagens.

3.3. Jogos em forma estratégica

Em jogos não-cooperativos em forma estratégica com informação completa o objetivo é determinar se existe um resultado razoável ou uma solução para o jogo. A solução será o conjunto das estratégias que os jogadores, agindo racionalmente, selecionam visando otimizar suas próprias utilidades. Em teoria dos jogos este tipo de resultado é chamado de *equilíbrio* e o principal objetivo da análise teórica de um jogo é determinar se um jogo tem equilíbrio e, caso exista, como os jogadores podem alcançá-lo.

Inicialmente, ao analisar um jogo não-cooperativo em forma estratégica deve-se primeiramente especificar os jogadores, suas estratégias e as recompensas potenciais. Se o jogo finito não-cooperativo é entre dois jogadores, os elementos do jogo podem ser melhor representados em uma tabela em que as estratégias de um jogador se encontram listadas nas linhas e as estratégias do outro jogador são listadas nas colunas. Além das estratégias possíveis de cada jogador, a forma estratégica apresenta as recompensas que cada jogador recebe por suas escolhas, em função das escolhas do outro jogador. Nas células da tabela que representa a forma estratégica, o primeiro número representa a recompensa do jogador que tem suas ações representadas nas linhas, enquanto o segundo número representa a do jogador que tem suas estratégias listadas nas colunas.

Exemplo 3.1: Jogo do Dilema do Encaminhador (*Forwarder's Dilemma game*)

Para exemplificar a utilização da representação em forma estratégica, considere o problema teórico de um típico jogo da camada de redes para redes sem fio chamado de Dilema do Encaminhador. Apresentado inicialmente por Felegyhazi e Hubaux (2006), o nome do jogo é um tributo ao famoso Dilema do Prisioneiro¹² (*Prisoner's Dilemma* (FUDENBERG; TIROLE, 1991)), sendo descrito como se segue:

Existem dois dispositivos que são os jogadores j_1 e j_2 . O jogador j_1 pretende enviar uma mensagem para o destino d_1 através de j_2 , enquanto o jogador j_2 pretende enviar uma mensagem para d_2 através de j_1 . O custo para transmitir uma mensagem é igual a c , onde $c \ll 1$ e representa a energia gasta por um nó ao encaminhar uma mensagem. Se a mensagem é recebida com sucesso pelo destinatário, o remetente ganha um prêmio igual a 1. A recompensa para cada jogador é a diferença entre o prêmio e o custo. O cenário do Dilema do Encaminhador é mostrado na Figura 3.1. Cada jogador tem duas ações possíveis: encaminha a mensagem (*encaminha*) ou descarta a mensagem (*descarta*) do outro jogador. O dilema ocorre porque cada jogador fica tentado a descartar a mensagem que ele deveria encaminhar, pois isto economizaria sua energia; mas, se o outro jogador raciocinar da mesma maneira, então a mensagem que o primeiro jogador gostaria que fosse retransmitida será descartada. Eles poderiam, entretanto, conseguir algo melhor se mutuamente retransmitissem as mensagens de cada um. Daí o dilema.

A representação em forma estratégica para o jogo do Dilema do Encaminhador é mostrado na Tabela 3.1.

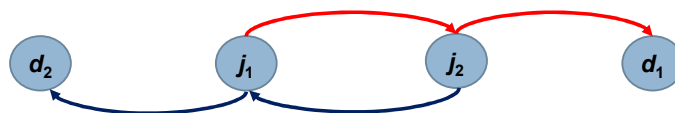


Figura 3.1. O cenário da rede em um jogo do Dilema do Encaminhador.

¹² Para esta tese, optou-se por apresentar um exemplo de jogo que fosse mais característico de redes sem fio ou DTNs. Além disso, o jogo Dilema do Encaminhador é similar ao Dilema dos Prisioneiros quanto à solução do jogo.

TABELA 3.1
REPRESENTAÇÃO EM TABELA DO JOGO DILEMA DO ENCAMINHADOR

$j_1 \backslash j_2$		encaminha	descarta
		encaminha	descarta
encaminha		$(1 - c, 1 - c)$	$(-c, 1)$
descarta		$(1, -c)$	$(0, 0)$

3.3.1. Eliminação iterativa de estratégias dominadas

O método mais simples para se determinar o resultado de um jogo simultâneo é a chamada *eliminação iterativa de estratégias dominadas*. O procedimento busca pelas estratégias puras que nunca são jogadas e as remove da análise seguinte. Por exemplo, no Dilema do Encaminhador, o jogador j_1 jamais deveria encaminhar porque sua recompensa é sempre maior se ele descarta. Assim, os resultados da linha *encaminha* da Tabela 3.1 podem ser eliminados da análise seguinte. O mesmo raciocínio também pode ser aplicado ao jogador j_2 , de modo que, todos os outros resultados, exceto *(descarta, descarta)*, são eliminados. Segue-se que o resultado final do jogo é dado pela combinação dessas estratégias. Esse resultado constitui um *equilíbrio em estratégias estritamente dominantes*.

O Dilema do Encaminhador é importante para o estudo do roteamento de redes sem fio porque é uma formulação abstrata de situações em que o melhor resultado para cada nó leva a ação mútua de descartar as mensagens, que levaria a uma deterioração da rede, embora todos pudessem ganhar mais se cooperassem. Assim, o dilema pode ser visto como um modelo genérico que permite estudar sob quais condições a cooperação poderia emergir.

Não obstante a simplicidade do método de eliminação iterativa de estratégias dominadas, ele apresenta sérias limitações. Dependendo do processo de eliminação pode-se ter mais de uma estratégia de equilíbrio (caso de estratégias fracamente dominantes, ver em (FUDENBERG; TIROLE, 1991)) ou mesmo ocasiões em que os jogos simplesmente não apresentam estratégias dominadas. Portanto, é necessário um conceito mais geral para determinar resultados de jogos: o conceito de equilíbrio de Nash.

3.3.2. Equilíbrio de Nash

O equilíbrio de Nash é uma combinação de estratégias, chamadas de estratégias em equilíbrio, em que nenhum jogador pode aumentar sua recompensa desviando-se unilateralmente da combinação. Formalmente, quando se lida com estratégias puras, isto é, escolhas determinísticas dos jogadores, o equilíbrio de Nash é definido como:

DEFINIÇÃO 3.3 Um equilíbrio de Nash em estratégia pura de um jogo não-cooperativo $G = (N, (S_i)_{i \in N}, (u_i)_{i \in N})$ é um perfil de estratégia $s^* \in S$, tal que $i \in N$, e que se tenha

$$u_i(s_i^*, s_{-i}^*) \geq u_i(s_i, s_{-i}^*), \forall s_i \in S_i. \quad (4)$$

Uma interpretação alternativa para a definição de equilíbrio de Nash é que trata-se de uma combinação de estratégias em que cada estratégia escolhida por um jogador é a melhor resposta às estratégias dos demais jogadores, e isto é verdade para todos os jogadores. Então, formalmente, a estratégia s^* é um equilíbrio de Nash se, e somente se, cada jogador i escolhe sua estratégia de equilíbrio baseada na relação

$$s_i^* \in M_i(s) = \arg \max_{s_i} u_i(s_i, s_{-i}), \quad (5)$$

onde M_i é a função da melhor resposta para o jogador i e $s \in S$.

Aplicando o conceito da melhor resposta para o jogo do Dilema do Encaminhador (Exemplo 3.1), é fácil observar que o equilíbrio em estratégia estritamente dominante (*descarta, descarta*) também é um equilíbrio de Nash em estratégias puras. Entretanto, quando se estuda o equilíbrio de Nash de um jogo não-cooperativo, pode ser que o jogo admita não um (como no exemplo), mas múltiplos equilíbrios de Nash ou simplesmente não admita nenhum equilíbrio de Nash em estratégia pura. Além da questão da existência e multiplicidade, a eficiência também é outra importante questão de interesse no estudo de equilíbrio de Nash de um jogo. No Dilema do Encaminhador, o equilíbrio de Nash não é o melhor resultado sob a perspectiva da recompensa. O equilíbrio de Nash verificado (*descarta, descarta*) resulta em 0 de recompensa para os jogadores, enquanto que o melhor resultado seria se ambos jogadores optassem por encaminhar as mensagens, o que resultaria em uma recompensa $1 - c > 0$ para

cada jogador. Isto demonstra que a solução pode ser ineficiente em um jogo não-cooperativo no qual se verifica a existência de equilíbrio de Nash em estratégia pura.

Entretanto, ainda que não existam regras formais para selecionar um equilíbrio eficiente, esta questão pode ser tratada através de conceitos como *ótimo de Pareto*, *preço da anarquia* e *preço da estabilidade* (HAN et al., 2012). Um ótimo de Pareto é o resultado em que, dadas as circunstâncias, ganhos de eficiência não são mais possíveis, de modo que um jogador não consegue melhorar sua situação sem piorar a de outro.

Preço da anarquia e preço da estabilidade são conceitos relacionados com a função de benefício social alcançado por um dado resultado do jogo (perfil de estratégias). Esta função social pode ser, por exemplo, a soma das recompensas dos jogadores. Assim, dada uma função social, um resultado do jogo é chamado de *resultado ótimo social* se a função aplicada ao resultado fornece o maior benefício (maior soma das recompensas dos jogadores) dentre todos os possíveis resultados do jogo. Observa-se que o resultado ótimo social pode ser inclusive um resultado que não é um equilíbrio.

O preço da anarquia é definido como a razão entre o valor de um resultado ótimo e o pior benefício social obtido por um determinado equilíbrio de Nash pertencente ao conjunto de equilíbrios de Nash do jogo. O preço da estabilidade é definido de forma similar ao preço da anarquia, porém o denominador é trocado pelo melhor equilíbrio de Nash. Se por um lado, o preço da anarquia avalia o quanto mais longe pode estar o equilíbrio do resultado ótimo social, por outro lado, o preço da estabilidade diz o quanto mais perto o equilíbrio pode estar deste resultado.

3.3.3. Equilíbrio de Nash em estratégia mista

Normalmente, o jogador para tentar surpreender ou evitar ser surpreendido pelo outro jogador não utiliza de estratégia pura, na qual a estratégia é escolhida de forma determinística, mas, ao contrário, varia a escolha de suas estratégias. Para isso, o jogador utiliza de estratégias mistas, definindo uma distribuição de probabilidades às suas possíveis estratégias que corresponda à frequência com que cada estratégia deverá ser selecionada.

Uma estratégia mista disponível ao jogador i é denotada como uma distribuição σ_i . Então, $\sigma_i(s_i)$ é a probabilidade que σ_i atribui à estratégia s_i , sendo que, evidentemente, $\sum_{s_i \in S_i} \sigma_i(s_i) = 1$. Desse modo, uma estratégia pura s_i , é para o caso de $\sigma_i(s_i) = 1$. A variável Σ_i define o espaço de estratégia mista como o conjunto das distribuições de probabilidade sobre S_i e $\Sigma = \Sigma_1 \times \dots \times \Sigma_i \dots \times \Sigma_N$ é o produto cartesiano dos espaços de estratégia mista individuais. Assim, um perfil de estratégia mista (combinação das estratégias mistas) de uma situação de conflito é definida como $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_N)$.

Em estratégias mistas, a introdução de aleatoriedade na escolha das estratégias introduz uma maior complexidade na determinação da recompensa em relação ao definido anteriormente para estratégia pura. No caso de estratégias mistas, o conceito de recompensa é modificado para ideia de *recompensa esperada* de um jogador pela adoção de uma dada estratégia mista, que é a recompensa que ele pode vir a obter, em média, dadas as probabilidades com que outros jogadores escolhem suas estratégias. Assim, a recompensa esperada para o jogador i sob a combinação das estratégias mistas σ é dada por

$$u_i(\sigma) = \sum_{s \in S} \left(\prod_{j=1}^N \sigma_j(s_j) \right) u_i(s). \quad (6)$$

Um outro importante conceito relacionado às estratégias mistas é o *suporte* da estratégia mista σ_i , definido como sendo o conjunto das estratégias puras para as quais são atribuídas probabilidades positivas, isto é

$$\text{Sup}(\sigma_i) = \{s_i \in S_i: \sigma_i(s_i) > 0\}. \quad (7)$$

Agora, conhecidos os conceitos relacionados à estratégia mista, pode-se definir o conceito de equilíbrio de Nash em estratégia mista:

DEFINIÇÃO 3.4 Um perfil de estratégia mista $\sigma^* \in \Sigma$ é considerado um equilíbrio de Nash em estratégia mista para cada $i \in N$ se

$$u_i(\sigma_i^*, \sigma_{-i}^*) \geq u_i(\sigma_i, \sigma_{-i}^*), \forall \sigma_i \in \Sigma_i. \quad (8)$$

Para encontrar equilíbrio de Nash em estratégia mista, adota-se a interpretação que o perfil de estratégia mista $\sigma^* \in \Sigma$ é um equilíbrio de Nash em estratégia mista se, e somente se, para

cada jogador $i \in N$, toda estratégia pura no suporte de σ_i for uma melhor resposta para σ_{-i}^* . Isto significa que, em um equilíbrio de Nash em estratégia mista, os jogadores receberiam a mesma recompensa esperada para suas estratégias puras que contribuem para os seus conjuntos de suporte. Neste sentido, uma opção estratégica visa a neutralizar os efeitos da estratégia escolhida pelo outro jogador.

A virtude do equilíbrio de Nash em estratégias mistas é que, como Nash pôde provar, todo jogo não-cooperativo em que há um número finito de jogadores, com um número finito de estratégias, sempre há um equilíbrio de Nash, provavelmente em estratégias mistas (FUDENBERG; TIROLE, 1991).

3.4. Jogos em forma estendida

A representação em forma estratégica normalmente assume que os jogadores tomam suas decisões simultaneamente sem conhecer as decisões dos demais. Entretanto, na maioria dos jogos, os jogadores desenvolvem uma interação estratégica sequencial ou em etapas sucessivas. Desse modo, a escolha de um jogador está condicionada às decisões que os outros jogadores decidiram no passado. Assim, quando um jogador decide ou realiza seu movimento, ele já conhece o que os demais jogadores decidiram (movimentaram) na etapa anterior, ou seja, conhecem a *história* do jogo, denotada por h . Caso todos os jogadores conhecem toda a história do jogo, nos referimos a este jogo dinâmico como sendo de *informação perfeita*. Entretanto, se algum jogador, em algum momento do jogo, tem que decidir sem conhecer exatamente a história do jogo até àquele instante, o jogo é chamado de *informação imperfeita*. Acrescentando, jogos de *horizonte finito* são aqueles onde existe um número finito de etapas. Caso contrário, os jogos são chamados de jogos de *horizonte infinito*.

A *forma estendida* é a maneira mais utilizada de representar jogos sequenciais, pois permite uma especificação detalhada da interação estratégica por especificar quem se move, quando, qual o movimento realizado e com qual informação disponível. A maneira usual de representar um jogo em forma estendida é usar uma *árvore de jogos*, denotada pela variável T . As variáveis V e E são usadas para denotar as coleções de *vértices* e *ramos* da árvore, isto é, $T = (V, E)$. Como na representação em forma estratégica, o conjunto de jogadores é indicado por N e os jogadores individualmente são indexados pela variável i .

Os vértices podem ser de *decisão* ou *terminal*. Vértices de decisão representam os pontos no jogo em que os jogadores tomam decisão em uma dada etapa do jogo. O vértice raiz da árvore é chamado de *vértice inicial* para diferenciá-lo dos demais vértices de decisão. Cada vértice de decisão $v \in V$, incluindo o vértice inicial, recebe um rótulo identificando qual é o jogador que se move naquele vértice particular de decisão; V_i é definido como sendo a coleção dos vértices pertencentes ao jogador i .

O segundo tipo de vértice é chamado de vértice terminal e ele finaliza o jogo, não ocorrendo mais nenhuma ação por parte dos jogadores, isto é, não apresentam vértices *sucessores*. Nos vértices terminais são apresentadas as recompensas dos jogadores, expressas por números, na ordem em que os jogadores entram no jogo.

A partir de cada vértice de decisão $v \in V$ sai um ou mais ramos e cada ramo representa uma possível escolha ou ação a que pode ser selecionada pelo jogador i que está para tomar decisão naquele vértice. O conjunto de ações disponíveis para o jogador i no vértice v é denotado por A_v , portanto, $a \in A_v$ e o espaço de ações do jogador i é dado pela união dos conjuntos A_v , isto é, $A_i = \bigcup_{v \in V_i} A_v$. Cada ramo tem um rótulo que identifica a qual ação $a \in A_v$ ele está associado.

O último componente da árvore de jogos que falta para definir é o *conjunto de informação* (Figura 3.2). Conjunto de informação é uma coleção de vértices de decisão que um jogador acredita ter alcançado quando é a sua vez de tomar uma decisão. Em um jogo de informação perfeita (Figura 3.2b), todo conjunto de informação contém exatamente um vértice (conjunto unitário), pois como cada jogador tem informação sobre as ações escolhidas anteriormente pelos jogadores, ele sabe exatamente qual é o vértice de decisão alcançado em uma dada etapa

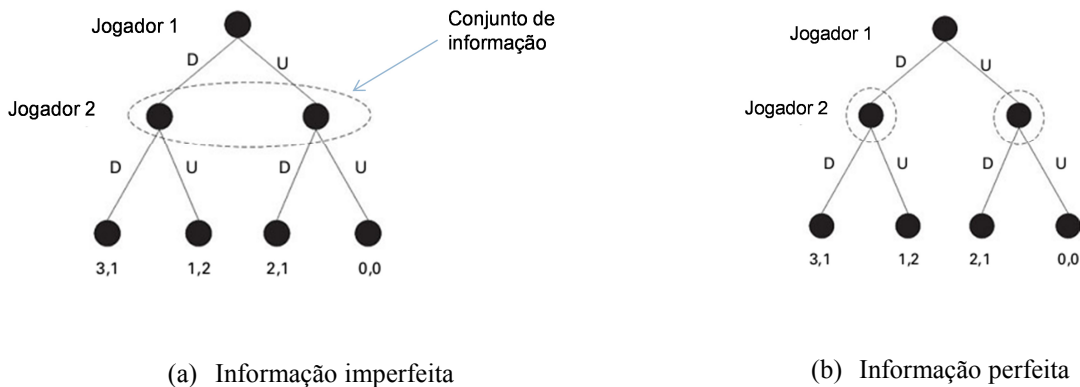


Figura 3.2. Conjuntos de informação em jogo na forma estendida.

do jogo. Em contrapartida, em um jogo de informação imperfeita (Figura 3.2a), quando for a vez do jogador decidir, ele não pode estar certo quanto ao vértice que alcançou, uma vez que desconhece o que o jogador que decidiu antes escolheu. Neste caso, o conjunto de informação do jogador que decide nessa etapa do jogo conterá todos os vértices que ele considerar possíveis de serem alcançados naquela etapa.

Cada um dos J conjuntos de informação de um jogador i em um jogo de horizonte finito é denotado por $I_{i,j}$, sendo que $j = 1, \dots, J$, e pela definição $V_i = \cup_j I_{i,j}$. A variável I é utilizada para denotar o particionamento geral do conjunto de vértices de decisão V , e de forma análoga, a variável I_i é utilizada para denotar o particionamento de V_i nos J conjuntos de informação do jogador i . Se os jogos em forma estendida são representados como árvores de jogo, os vértices que pertencem a um mesmo conjunto de informação são conectados ou circundados por uma linha tracejada.

Embora um jogador possa não saber em qual vértice ele se encontra em uma dada etapa, o jogador associa aos possíveis vértices uma *crença* sobre a possibilidade de que eles efetivamente ocorram. Esta crença é modelada usando uma distribuição de probabilidades associada ao conjunto de informação $I_{i,j}$ denotada por $\mu_{I_{i,j}}$. Além disso, a variável μ_i é usada para denotar o conjunto de distribuições para o jogador i e o conjunto com todas as distribuições de probabilidades do jogo é denotada por μ .

Da mesma forma que um jogo em forma estratégica foi definido na Seção 3.2.1, com os conceitos relativos à forma estendida introduzidos anteriormente pode-se também definir um jogo em forma estendida como:

DEFINIÇÃO 3.5 Um jogo não-cooperativo em forma estendida é constituído por um conjunto de seis coleções (*six tuple*) $\mathcal{G} = (N, T, (u_i)_{i \in N}, A, I, \mu)$, onde N é o conjunto de jogadores, T é a árvore do jogo, u_i é a função de recompensa para o jogador i , A é o espaço de ação do jogo, I é o particionamento dos vértices de decisão da árvore do jogo em conjunto de informações, e μ é a coleção de distribuição de probabilidades associada a I .

Em um jogo em forma estendida, o jogador i pode pretender especificar uma estratégia s_i para cada vértice de decisão v de um dado conjunto de informação $I_{i,j}$ que ele tenha atingido.

Neste caso, é dito que o jogador dispõe de um plano ou opções de ações definidas para cada etapa do jogo, isto é, o jogador utiliza de uma *estratégia pura*.

Entretanto, pode ser que o jogador prefira atribuir uma distribuição de probabilidades ao seu conjunto de ações disponíveis para um dado conjunto de informação, ou seja, ele varia a escolha de suas ações para cada vértice de decisão do conjunto de informação. Esta estratégia é chamada de *estratégia comportamental*. Para definir estratégia comportamental mais formalmente, seja I_i o total de conjuntos de informação do jogador i e $S_{I_{ij}}$ a estratégia formada pelo conjunto de ações disponíveis para o conjunto de informação I_{ij} . Então, a estratégia comportamental para um jogador i é uma função γ_i que atribui a cada conjunto de informação $I_{ij} \in I_i$ uma distribuição de probabilidades sobre $S_{I_{ij}}$, isto é,

$$\gamma_i(I_i), \text{ tal que } \sum_{s_i \in S_{I_{ij}}} \gamma_i(s_i) = 1. \quad (9)$$

Então, Γ_i é o conjunto das estratégias comportamentais para o jogador i , e Γ o conjunto de todos os perfis de estratégias comportamentais do jogo, isto é, $\Gamma = \Gamma_1 \times \dots \times \Gamma_N$. Um perfil de estratégia comportamental do jogo é dado por $\gamma = (\gamma_1(I_1), \dots, \gamma_N(I_N))$. Os vértices v , para os quais γ atribui uma probabilidade positiva são chamados de vértices *tangíveis*¹³ e os outros vértices são aqueles que *nunca serão atingidos* ou *intangíveis*¹⁴.

3.4.1. O equilíbrio de Nash perfeito em subjogos

O conceito básico de equilíbrio na teoria dos jogos sequenciais é o equilíbrio de Nash. Entretanto, o equilíbrio de Nash tende a gerar múltiplos equilíbrios em um jogo sequencial, inclusive equilíbrios que não refletem a interação estratégica dos jogadores por não considerarem a ordem em que os jogadores tomam suas decisões. Portanto, são necessários refinamentos que restrinjam o número de equilíbrios, descartando aqueles resultados que são improváveis. O mais importante dos refinamentos é o *equilíbrio de Nash perfeito em subjogos*. Porém, antes de apresentá-lo, é necessário definir o conceito de um subjogo:

DEFINIÇÃO 3.6 Um subjogo é uma parte da árvore do jogo em forma estendida tal que:

¹³ Em inglês, *on-the-path*

¹⁴ Em inglês, *off-the-path*

1. inicia em um único vértice de decisão,
2. contém todos os vértices sucessores ao vértice no qual ele se iniciou,
3. se contém um vértice de um conjunto de informação, então ele contém todos os vértices desse conjunto de informação.

Convenciona-se tratar o jogo inteiro como um subjogo e chamar todos os outros subjogos de *subjogos próprios*. Por exemplo, no jogo à esquerda da Figura 3.3 existem sete subjogos: seis subjogos próprios, isto é, $\{\{v_1, v_3, v_4\}, \{v_2, v_5, v_6\}, \{v_3\}, \{v_4\}, \{v_5\}, \{v_6\}\}$, e o jogo completo. Por outro lado, no jogo à direita, existem cinco subjogos: quatro subjogos próprios, isto é, $\{\{v_3\}, \{v_4\}, \{v_5\}, \{v_6\}\}$, e o jogo completo.

Definido o conceito de subjogo, pode-se agora desenvolver o conceito de equilíbrio de Nash para jogos sequenciais. Este novo conceito é o equilíbrio de Nash perfeito em subjogos, também chamado de *equilíbrio perfeito*, cuja definição pode ser dada por:

DEFINIÇÃO 3.7 Um perfil de estratégia é um equilíbrio de Nash perfeito em subjogo se é um equilíbrio de Nash para o jogo na sua totalidade e também é um equilíbrio de Nash para cada subjogo.

Para identificar o equilíbrio de Nash perfeito em subjogo utiliza-se de procedimentos que variam de acordo se o jogo sequencial é de informação perfeita ou imperfeita.

Um procedimento alternativo para identificar o equilíbrio perfeito entre os vários equilíbrios de Nash que um jogo sequencial de informação perfeita (onde os conjuntos de informação são unitários) pode apresentar é o chamado procedimento de *indução reversa*. Para aplicar o método da indução reversa, a análise se inicia a partir das recompensas dos jogadores e segue, de trás para frente, até o primeiro vértice de decisão, determinando as melhores ações

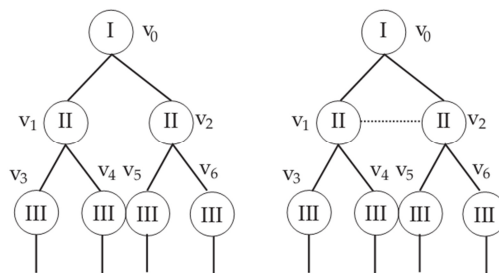


Figura 3.3. Exemplos de subjogos.

disponíveis para cada jogador. A cada etapa, quando identificado o ramo que conduz ao melhor resultado, os demais ramos dessa etapa devem ser apagados para que o jogo se torne mais simples. Ao repetir essa operação até o vértice inicial do jogo, restará um caminho que é o resultado do jogo de indução reversa. As melhores opções identificadas para cada conjunto de informação unitário dos jogadores revelará a combinação de estratégias chamada de equilíbrio da indução reversa. A combinação de estratégias do equilíbrio da indução reversa em um jogo sequencial de informação perfeita será um equilíbrio perfeito em subjogos se essa combinação for um equilíbrio de Nash.

Em jogo sequencial de informação incompleta, pode-se checar a existência de equilíbrio perfeito em subjogo aplicando a *propriedade do desvio de única etapa*¹⁵. Esta propriedade requer que não deve existir nenhum conjunto de informação em que o jogador i possa aumentar sua recompensa ao desviar da sua estratégia de equilíbrio perfeito em subjogo enquanto suas estratégias para os outros conjuntos de informação, bem como as estratégias dos outros jogadores, são mantidas fixadas. Pode-se assegurar a aplicação da propriedade do desvio de única etapa aplicando uma técnica que também se baseia em indução reversa. O procedimento consiste em iniciar a partir de um subjogo que não contenha qualquer outro subjogo e identificar o equilíbrio de Nash para esse subjogo. A próxima etapa é atribuir a recompensa do equilíbrio ao vértice do início do subjogo e, em seguida, eliminar o subjogo. Assim, o procedimento segue de trás para frente até quando não houver subjogo para eliminar. Na verdade, a identificação do equilíbrio perfeito em subjogo aplicando a propriedade do desvio de única etapa é uma generalização do equilíbrio da indução reversa para jogo sequencial de informação imperfeita.

Exemplo 3.2: Jogo do Acesso Múltiplo Sequencial

Para ilustrar os conceitos discutidos anteriormente, seja o jogo do Acesso Múltiplo Sequencial apresentado por Felegyhazi e Hubaux (2006) em que dois jogadores j_1 e j_2 têm duas ações possíveis: transmitir (T) ou não transmitir (e permanecer quieto) (Q). Como o canal é compartilhado, ocorrerá colisão se os dois jogadores resolverem transmitir ao mesmo tempo. Os jogadores assumem um gasto de c unidades ao transmitir e se beneficiam de 1 unidade pela transmissão bem sucedida. Admite-se que os dois transmissores não estão perfeitamente sincronizados de modo que j_1 sempre se move primeiro (isto é, transmitindo ou não) e j_2 observa o movimento de j_1 antes de tomar sua decisão em um típico jogo sequencial de

¹⁵ Em inglês, *the one-stage deviation property*

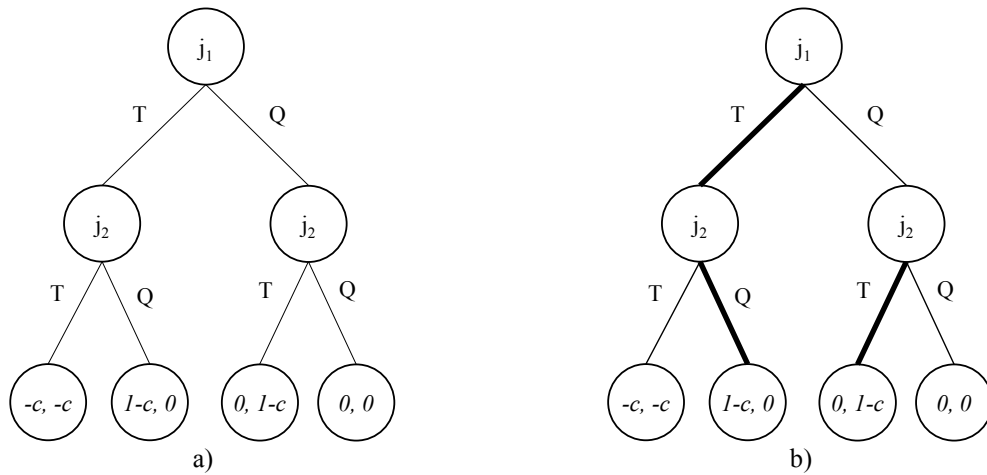


Figura 3.4. O jogo do Acesso Múltiplo Sequencial. Em a) o jogo em representação em forma estendida. A solução b) alcançada por indução reversa.

informação perfeita (Figura 3.4a). Neste jogo, a estratégia de j_1 é transmitir ou ficar quieto, ou seja, $S_1 = \{T, Q\}$. Entretanto, a estratégia de j_2 tem que definir por uma ação levando em consideração o movimento anterior do jogador j_1 . Por esta razão, as possíveis estratégias de j_2 são dadas por $S_2 = \{TT, TQ, QT, QQ\}$, onde, por exemplo, QT significa que o jogador j_2 ficará quieto (Q) se o jogador j_1 transmitir (T), e transmitirá (T) se o jogador j_1 ficar quieto (Q). Neste jogo sequencial, existem três equilíbrios de Nash em estratégia pura: (T, QT) , (T, QQ) e (Q, TT) . Observe que TT não é a melhor estratégia para o jogador j_2 caso o jogador j_1 venha escolher T na primeira etapa do jogo. Portanto, a estratégia TT é definida como uma *ameaça não crível*. Equilíbrio do tipo ameaça não crível é eliminado utilizando a técnica de indução reversa. A Figura 3.4b detalha o procedimento da técnica de indução reversa sobre a árvore do jogo do Acesso Múltiplo Sequencial. As melhores escolhas estão representadas por linhas sólidas mais grossas. O resultado é dado pelo caminho contínuo representado pela linha sólida grossa que se inicia no vértice de decisão raiz e segue até um dos vértices terminais. Como pode ser visto, a solução da indução reversa é dado por (T, Q) . O equilíbrio da indução reversa é dado por (T, QT) e, uma vez que este equilíbrio é um equilíbrio de Nash, o equilíbrio da indução reversa encontrado é o equilíbrio de Nash perfeito em subjogo para o jogo do Acesso Múltiplo Sequencial.

Exemplo 3.3: Jogo do Acesso Múltiplo com Retransmissões

Felegyhazi e Hubaux (2006) também apresentam o jogo do Acesso Múltiplo com Retransmissão, que é um novo jogo resultante da adição de um segundo estágio ao jogo de Acesso Múltiplo Sequencial visto no Exemplo 3.2. Este segundo estágio é um outro jogo de

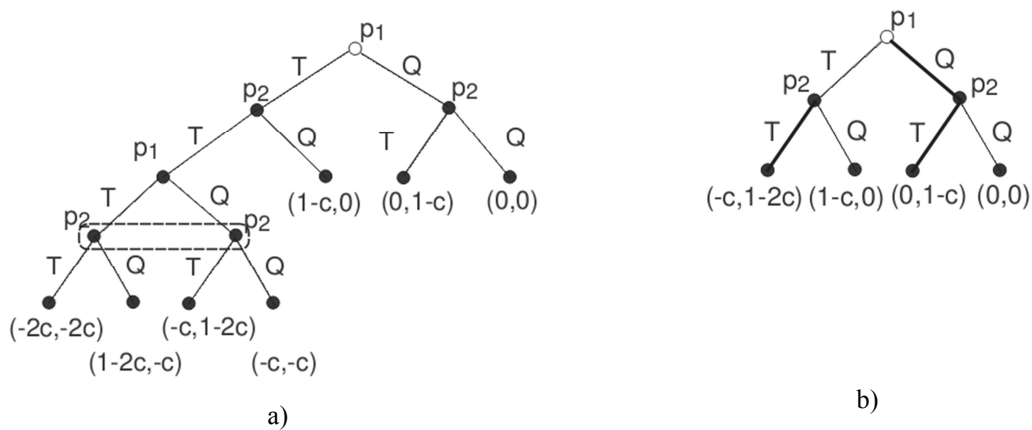


Figura 3.5. O jogo do Acesso Múltiplo com Retransmissões. Em a) o jogo em representação em forma estendida. Solução b) representa o caso onde o subjogo foi trocado pelo equilíbrio de Nash (Q, T) .

Acesso Múltiplo Sequencial, porém agora ele é tratado como um jogo de informação imperfeita, com movimentos simultâneos. A árvore do jogo da Figura 3.5a representa o jogo completo em forma estendida. Ao aplicar a propriedade do desvio de única etapa, o subjogo formado pelo jogo de Acesso Múltiplo (jogo do segundo estágio) pode ser trocado por uma das suas duas estratégias de Nash em estratégias puras: (T, Q) ou (Q, T) . A Figura 3.5b apresenta a solução onde o subjogo foi trocado pelo equilíbrio de Nash (Q, T) . As linhas grossas mostram o resultado do procedimento de indução reversa sobre a árvore reduzida do jogo. O equilíbrio da indução reversa identificado é um equilíbrio perfeito em subjogo (QQ, TTT) para o jogo de Acesso Múltiplo com Retransmissão. Da mesma forma, a técnica pode ser aplicada substituindo o subjogo pelo outro equilíbrio de Nash (T, Q) . Neste caso, um outro equilíbrio perfeito em subjogo identificado é o (TT, QTQ) .

3.4.2. Jogos de repetição

Em jogos repetidos, os jogadores interagem entre si repetidas vezes dentro de um horizonte de tempo potencialmente infinito. Neste tipo de jogo, as ações dos jogadores podem afetar suas futuras recompensas, sendo assim, cada jogador deve considerar as possíveis reações de seus oponentes sobre a sua própria recompensa futura. Isto leva um mesmo jogo, quando jogado repetidamente, a apresentar um resultado diferente, inclusive com a possibilidade de ser um equilíbrio mais eficiente. Por esta razão, a teoria do jogo repetido tem sido utilizada na compreensão e desenvolvimento de mecanismos de reputação e punição que possam induzir à cooperação jogadores que se beneficiam ao agir de forma não-cooperativa em cada etapa do

processo de repetição do jogo. Por exemplo, comportamentos egoístas podem ser punidos e nós de uma rede que normalmente não compartilhariam seus recursos podem ter um incentivo para disponibilizar seus recursos aos outros nós.

A estrutura básica de um jogo repetido é o jogo que se repete, e ele é conhecido como “jogo base”. Um jogo base pode ser repetido infinitas vezes, de modo que, os jogadores não sabem quando ocorrerá o final do jogo. Por outro lado, em um jogo finito, os jogadores sabem quando o jogo termina. A cada repetição do jogo básico, o processo de interação estratégica é chamado de *estágio*. Em todos os estágios do jogo, o jogo básico tem como características ser finito, jogado como um jogo simultâneo e manter constante as estratégias e recompensas dos jogadores envolvidos. As tomadas de decisões pelos jogadores em qualquer estágio são referidas como *ações*, enquanto as decisões dos jogadores no jogo repetido como um todo constituirá em suas *estratégias*.

No jogo repetido as ações são consideradas observáveis e os jogadores têm completa memória da história do jogo, ou seja, cada jogador conhece sobre todos os movimentos realizados pelos demais jogadores, além de saber quais foram seus próprios movimentos anteriores em cada etapa do jogo repetido. O jogo base é jogado a cada período de tempo discreto $t = 1, 2, \dots$, e, ao final de cada período, a ação escolhida por cada jogador é revelada a todos. Assim, denota-se por h^t a história do jogo repetido até um período t como sendo simplesmente a sequência dos perfis de ações desde o primeiro período até o período $t - 1$, isto é, $h^t = \{\mathbf{a}^0, \dots, \mathbf{a}^n, \dots, \mathbf{a}^{t-1}\}$, onde o perfil de ação $\mathbf{a}^n$ é um vetor contendo as ações escolhidas pelos jogadores no n -enésimo estágio de t e $\mathbf{a}^0$ é um conjunto vazio referente à primeira interação, onde ainda nada havia acontecido (sem história). Considerando que as ações são observáveis e a existência de perfeita recordação, cada jogador no início de cada estágio t sabe de toda a história h^t .

A recordação da história completa h^t permite ao jogador decidir sobre qual ação a ser tomada baseando-se em como se desenvolveu o jogo até o início do estágio t . Para isso, cada jogador i define uma estratégia pura $s_i(h^t)$, que é uma função que associa a cada história h^t (do conjunto das possíveis história h^t) uma ação a_i^t a ser utilizada no estágio t , ou seja, $a_i^t = s_i(h^t)$. Se for considerado que o jogo é repetido até que $t = T$, a estratégia de um jogador i para o jogo repetido é dado por $\mathbf{s}_i = (s_i(h^0), \dots, s_i(h^T))$.

Para uma melhor compreensão do conceito de estratégia pura em um jogo repetido, seja o caso do jogo repetido do Dilema do Encaminhador em dois estágios. Um exemplo de estratégia para cada jogador i é $EEEEEE$, sendo que E significa que a ação *encaminhar* foi a escolhida ao invés de D , isto é, *descartar*. As entradas da estratégia definem o comportamento do jogador i nos seguintes casos: (i) no primeiro estágio, a ação inicial do primeiro estágio, em $t = 1$, é $a_i^1 = E$, ou seja, o primeiro E à esquerda da estratégia; (ii) no segundo estágio, $t = 2$, a estratégia do jogador i é escolher *encaminhar*, isto é, E , para todas as quatro possíveis histórias h^1 , isto é

$$s_i(h^1) = \begin{cases} E, & \text{se } h^1 = \{(E, E)\}, \\ E, & \text{se } h^1 = \{(E, D)\}, \\ E, & \text{se } h^1 = \{(D, D)\}, \\ E, & \text{se } h^1 = \{(D, E)\}, \end{cases} \quad (10)$$

o que define os restantes 4 E s da estratégia. Deve-se observar que, como é convencional nas possíveis histórias h^1 , em (10) foi omitido o conjunto vazio $\mathbf{a}^0$ referente ao período sem história. Caso se atribua distribuições de probabilidades sobre as ações para as possíveis histórias h^t , uma estratégia comportamental para o jogador i no jogo repetido é uma função β_i^t que atribui ao conjunto de possíveis histórias h^t da repetição t uma distribuição de probabilidades sobre as ações $a_i \in \mathbf{A}_i$ disponíveis para o jogador i . Nesta situação, a estratégia do jogador i passa a conter as estratégias comportamentais para cada estágio do jogo, ou seja, a estratégia é dada por $\gamma_i = (\gamma_i^0, \dots, \gamma_i^T)$, onde T é a última repetição do jogo, que também pode ser infinito.

Em relação ao cálculo das recompensas em um jogo repetido, como as ações escolhidas pelos jogadores em um determinado estágio podem afetar a recompensa futura, a seleção deve considerar um período de tempo maior. Uma maneira de se fazer isto é considerar que um ganho futuro pode valer menos se comparado com o valor recebido no presente. Para isso, os jogadores aplicam sobre a futura recompensa um *fator de desconto* $0 < \delta < 1$. A recompensa média descontada em estratégia pura é dada por

$$u_i(s_i, s_{-i}) = \sum_{t=0}^T \delta^t g_i(a_i^t, \mathbf{a}_{-i}^t), \quad (11)$$

onde $a_i^t = s_i(h^t)$ denota a ação selecionada pelo jogador i no estágio t , com $g_i(a_i^t, \mathbf{a}_{-i}^t)$ sendo a recompensa do jogador i obtida ao jogar o jogo base no estágio t . Se T tende ao infinito, o jogo repetido é referido como de horizonte infinito, caso contrário, o jogo repetido tem um horizonte finito.

Deve-se observar que um jogo repetido de horizonte infinito não significa necessariamente que o jogo continuará indefinidamente. É o caso do modelo do jogo infinitamente repetido ser utilizado naquelas situações em que os jogadores desconhecem sobre a duração do jogo e não sabem em qual estágio o jogo é encerrado. A importância do modelo de jogo infinitamente repetido é que, ao considerar o fator de desconto sobre as recompensas futuras, a sua estrutura dos equilíbrios de Nash pode diferir daquelas identificadas individualmente nos jogos bases. Esta questão pode ser melhor compreendida com um exemplo de jogo repetido que considera o jogo do Dilema do Encaminhador como o jogo base, conforme está ilustrado na Figura 3.6. Para facilitar o entendimento, foi assumido um valor para o custo de uma transmissão c igual a 0,2 para o jogo repetido do Dilema do Encaminhador.

Inicialmente, o equilíbrio perfeito em subjogos será considerado em jogos repetidos finitos, isto é, T finito. Neste caso, a ação ótima de um jogador é sempre *descartar* (D) na última repetição. Caso se um dos jogadores decidisse *encaminhar* (E), o outro jogador poderia aumentar sua recompensa se descartasse a mensagem vinda daquele jogador. Entretanto, como o outro jogador espera que esse seja o comportamento, ele também irá descartar. O

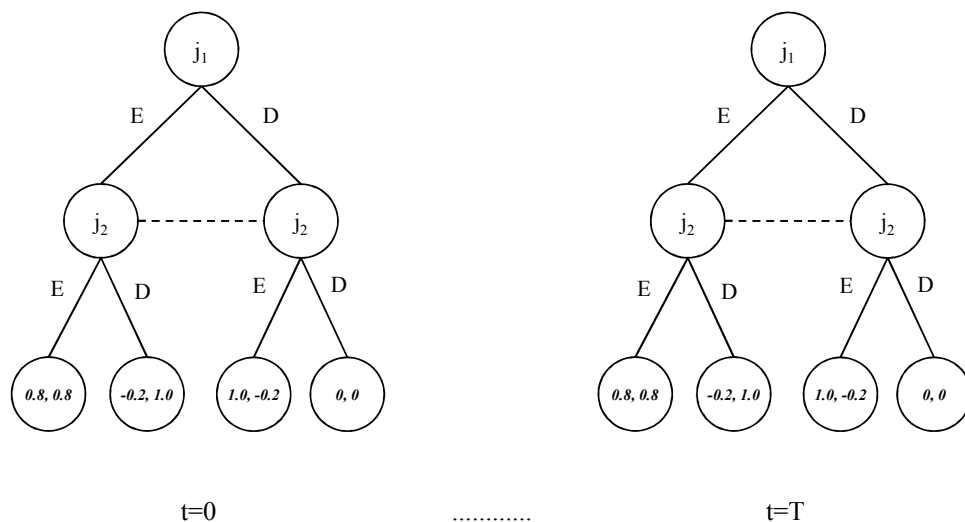


Figura 3.6. O jogo do Dilema do Encaminhador repetido.

mesmo argumento é utilizado para a etapa $t - 1$ e também para as demais etapas anteriores $t - 2, t - 3$, etc. Assim, o equilíbrio de Nash do jogo base é jogado em todas as etapas de maneira que os dois jogadores sempre descartam as mensagens. Este ponto de equilíbrio também é o equilíbrio perfeito em subjogos para o jogo repetido do Dilema do Encaminhador.

Quando se considera que o jogo é repetido indefinidamente, a análise da estratégia ótima para os jogadores em um jogo repetido do Dilema do Encaminhador sintetiza exatamente o problema de se induzir cooperação em uma rede em que os nós/jogadores podem obter ganhos imediatos se não cooperarem. Normalmente, a possibilidade de cooperação é analisada utilizando-se de um tipo de estratégia conhecido como *estratégia gatilho severa*. Um jogador adota uma estratégia gatilho quando decide por uma ação enquanto uma determinada condição é satisfeita e, caso esta condição deixe de ser atendida, passa a selecionar outra ação pelo restante do jogo. Em um jogo repetido do Dilema do Encaminhador, a estratégia gatilho é do tipo severa quando o jogador que a adota encaminha mensagens desde que o outro jogador também encaminhe, ou seja, ambos adotam um comportamento cooperativo; caso o outro jogador deixe de encaminhar em qualquer etapa do jogo (comportamento não cooperativo), o jogador que adotou a estratégia severa passará a descartar mensagens pelo resto do jogo. Portanto, ao utilizar uma estratégia severa a punição é implacável.

Suponha que o jogador j_1 adote a estratégia severa enquanto o jogador j_2 escolhe qual deve ser a melhor resposta. O jogador j_1 ao adotar a estratégia severa necessariamente deve decidir por encaminhar mensagens na primeira etapa, então, o jogador j_2 pode querer aproveitar desse fato e optar por descartar mensagens do outro jogador. Consequentemente, a partir da segunda etapa, como o jogador j_1 passará a descartar (estratégia severa), a melhor resposta para o jogador j_2 também será descartar mensagens. Neste caso, a recompensa futura para o jogador j_2 é $1,0 + 0 + 0 + \dots = 1,0$. Por outro lado, se ele decide adotar a mesma estratégia severa e encaminhar desde a primeira etapa e assumindo que $0 < \delta < 1$, a recompensa será igual a¹⁶

$$0,8 + 0,8 \cdot \delta + 0,8 \cdot \delta^2 + \dots = \sum_{t=0}^{\infty} \delta^t \cdot 0,8 = \frac{1}{1 - \delta} \cdot 0,8. \quad (12)$$

¹⁶ A soma dos termos de uma progressão geométrica decrescente é dada por: $a_1/(1 - q)$, onde a_1 é o primeiro termo da série, e q é a razão da progressão geométrica. No caso, $a_1 = 0,8$ e $q = \delta$.

Para que a estratégia ótima do jogador j_2 seja a adoção da estratégia severa de tal modo que o jogador não possua vantagem em se desviar do comportamento cooperativo, é necessário que $\left[1/(1 - \delta)\right] \cdot 0,8 > 1$. A partir dessa inequação, se o fator de desconto δ for superior a 0,20, o jogador j_2 também deve adotar a estratégia severa e agir cooperativamente com o jogador j_1 encaminhando as mensagens desse jogador. A estratégia severa é um equilíbrio perfeito em subjogos do jogo do Dilema do Encaminhador repetido infinitamente, desde que o fator de desconto seja suficientemente elevado, neste caso, maior do que 0,20. Segue-se que esse jogo repetido possui, ao menos, dois equilíbrios perfeitos: um equilíbrio com os dois jogadores utilizando a estratégia severa, e um equilíbrio que consiste nos dois jogadores adotando as estratégias do equilíbrio de Nash do jogo base, ou seja, ambos não encaminham mensagens em nenhum momento do jogo repetido infinitamente.

3.5. Jogos Bayesianos

Até aqui foi suposto que os jogadores tivessem total conhecimento dos elementos de um jogo. Nestes jogos chamados de jogos de informação completa, os jogadores conhecem as estratégias à disposição para cada um deles e as recompensas que elas produzem, de acordo com as estratégias escolhidas pelos jogadores. Entretanto, em muitas aplicações práticas, como em DTNs, um jogador pode ter informação privada que é somente do seu próprio conhecimento. Neste caso, o jogo é chamado de jogo de informação incompleta e formulá-lo como um *jogo Bayesiano* é a melhor forma de modelar as incertezas nas informações dos outros jogadores (FUDENBERG; TIROLE, 1991). Na sequência desta seção, a modelagem e análise de jogos Bayesianos são inicialmente consideradas para os jogos simultâneos de informação incompleta.

O problema do jogo de informação incompleta foi primeiramente definido e estudado por Harsanyi (1967), que mostrou como converter um jogo de informação incompleta em um jogo de informação completa, porém de informação imperfeita. O modelo permite analisar qualquer situação em que os jogadores têm informação imperfeita sobre aspectos do ambiente que são relevantes para suas tomadas de decisão. Nos jogos Bayesianos, a informação privada que é relevante para a tomada de decisão dos jogadores é representada pela noção de *tipo* de jogador. Assume-se que o conjunto de tipos de jogadores é discreto e cada tipo de jogador corresponde a um conjunto particular de informação privada. Dado um conjunto de jogadores

$N = \{1, \dots, N\}$, onde N é o número total de jogadores, o tipo de um jogador $i \in N$ é denotado por θ_i e o conjunto de todos os seus possíveis tipos, ou seja, seu espaço de tipos, denotado por Θ_i . Consequentemente, um perfil de tipos do jogo é dado pelo vetor com os tipos de todos os jogadores $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_N)$, e o espaço de tipos para todo o jogo é $\Theta = \Theta_1 \times \dots \times \Theta_N$.

Como um exemplo do conceito de tipo, em (NURMI, 2006) é considerado que em uma rede *ad hoc* o tipo corresponde à classe de energia de um nó. Nesse caso, a classe de energia é uma representação discretizada da energia remanescente do nó.

O método de Harsanyi assume que o tipo atualmente ativo de cada jogador é selecionado por um pseudojogador, a Natureza, que é um jogador fictício sem nenhum interesse no resultado do jogo. A Natureza escolhe aleatoriamente os tipos de jogadores com base em uma distribuição de probabilidades objetiva p sobre o espaço de tipos do jogo. A distribuição visa atribuir um valor estritamente positivo para cada perfil de tipos do jogo, isto é, $p(\theta) > 0$ para todo $\theta \in \Theta$. O método considera que os jogadores conhecem somente a distribuição dos seus próprios tipos, ou seja, o jogador i conhece somente sobre a distribuição $p(\Theta_i)$. Uma outra consideração adotada é que os jogadores são comunicados sobre quais foram seus tipos selecionados pela Natureza antes de qualquer ação ser executada.

Admite-se que um jogador i tenha uma crença sobre os tipos dos outros jogadores representada por uma distribuição de probabilidades subjetiva μ_i . Esta distribuição é uma probabilidade condicional dada por $\mu_i(\theta_{-i}|\theta_i)$, onde θ_{-i} é o perfil dos tipos dos outros jogadores, dado o próprio tipo θ_i do jogador i . Além disso, é importante observar que a crença dos tipos dos outros jogadores corresponde às probabilidades sobre os vértices de um conjunto de informação e ambos os conceitos denotados pela mesma variável μ .

Uma estratégia de um jogador em um jogo Bayesiano especifica as ações disponíveis para cada tipo de jogador. Seja $\Theta_i = \{\theta_{i_1}, \dots, \theta_{i_k}\}$ o conjunto de tipos do jogador i e a estratégia comportamental dada pela função $\gamma_i(\theta_i)$ que atribui uma distribuição de probabilidades sobre todas as possíveis ações em cada conjunto de informação e tipo do jogador i . Deste modo, $\gamma_{-i}(\theta_{-i})$ é o vetor das estratégias comportamentais dos outros jogadores. A recompensa para o jogador i é então definida como uma função das estratégias comportamentais de todos os jogadores, isto é, $u(\gamma_i(\theta_i), \gamma_{-i}(\theta_{-i}))$. Entretanto, a *recompensa esperada* para uma

estratégia comportamental de um jogador i é definida como a expectativa da distribuição de crenças sobre os possíveis tipos dos outros jogadores γ_{-i} , dado seu próprio tipo θ_i , isto é

$$\sum_{\theta_{-i} \in \Theta_{-i}} \mu_i(\theta_{-i} | \theta_i) \cdot u(\gamma_i(\theta_i), \gamma_{-i}(\theta_{-i})). \quad (13)$$

O conjunto de estratégias ótimas para o jogador i é definido como o conjunto de estratégias γ_i^* que satisfaz a seguinte condição:

$$\gamma_i^*(\theta_i) \in \arg \max_{\gamma_i' \in B_i} \sum_{\theta_{-i} \in \Theta_{-i}} \mu_i(\theta_{-i} | \theta_i) \cdot u(\gamma_i'(\theta_i), \gamma_{-i}(\theta_{-i})). \quad (14)$$

Por conseguinte, o perfil de estratégia $\gamma(\theta) = (\gamma_1(\theta_1), \dots, \gamma_N(\theta_N))$ é denominado *equilíbrio de Nash Bayesiano* se cada estratégia de jogador $\gamma_i(\theta_i)$ pertencer ao conjunto de estratégias ótimas $\{\gamma_i^*(\theta_i)\}$. O exemplo a seguir retorna ao jogo do Dilema do Encaminhador, mas agora com modificações para tratá-lo como uma aplicação de jogo Bayesiano.

Exemplo 3.4: Jogo do Dilema do Encaminhador como um jogo Bayesiano

Para este exemplo, o jogador j_1 do jogo do Dilema do Encaminhador é considerado como sendo de dois tipos: cooperativo e não-cooperativo. O tipo cooperativo sempre encaminha (E) mensagens recebidas do outro jogador, enquanto que o não-cooperativo sempre irá descartá-las (D). Portanto, a estratégia do jogador j_1 é trivial: como ele tem apenas uma ação possível por tipo, sua estratégia ótima é executar a única ação disponível quando o tipo correspondente for selecionado. Em relação ao jogador j_2 , ele é de um único tipo e pode encaminhar ou descartar mensagens. O jogador j_2 deve ter crenças sobre os tipos possíveis de jogador j_1 . A sua crença de que o jogador j_1 sempre encaminha mensagens é dada por p_1 e $1 - p_1$ é a sua crença de que o jogador j_1 descarta as mensagens. A árvore do jogo pode ser vista na Figura 3.7. Deve-se observar que o vértice que corresponde à Natureza é representado por um círculo tracejado, para indicar que se trata de um pseudojogador.

De acordo com a equação (13), a recompensa esperada pelo jogador j_2 por encaminhar é

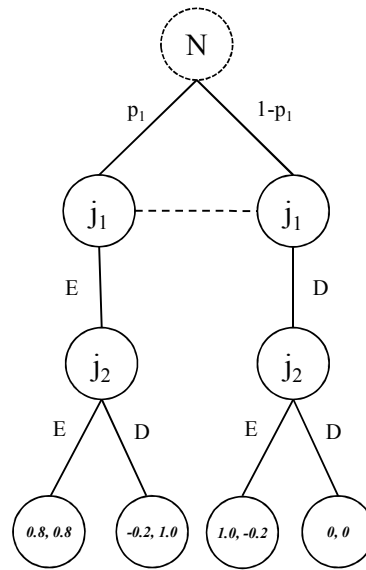


Figura 3.7. O jogo do Dilema do Encaminhador modificado.

$$u_2(E) = p_1 \cdot 0,8 - (1 - p_1) \cdot 0,2 = p_1 - 0,2. \quad (15)$$

Da mesma forma, a recompensa esperada pelo jogador j_2 por descartar é

$$u_2(D) = p_1 \cdot 1,0 + (1 - p_1) \cdot 0 = p_1. \quad (16)$$

De (15) e (16) pode-se constatar que, independentemente da crença do jogador j_2 , $u_2(D) > u_2(E)$. Portanto, o equilíbrio de Nash Bayesiano do jogo é $((E, D), (D, D))$, ou seja, o jogador j_2 sempre descarta.

A análise de jogos sequenciais de informação incompleta exige refinamentos adicionais no conceito de equilíbrio de Nash Bayesiano, pois esses jogos sequenciais podem apresentar equilíbrios indesejáveis. O conceito de equilíbrio perfeito em subjogos introduzido na Seção 3.4.1 não é adequado para jogos Bayesianos em que os jogadores não conhecem os tipos dos outros jogadores e o jogo não tem subjogos próprios. Para ilustrar o principal problema do conceito de equilíbrio perfeito em subjogos, seja o jogo da Figura 3.8. O jogo tem dois equilíbrios de Nash em estratégia pura: (O, R) e (T, L) . Uma vez que o único subjogo do jogo é o próprio jogo, os dois equilíbrios de Nash identificados para o jogo também são equilíbrios perfeitos em subjogos. Mas o equilíbrio (O, R) não é plausível. A ação R é estritamente dominada para o jogador 2 no conjunto de informação I . Caso o jogo alcance esse conjunto

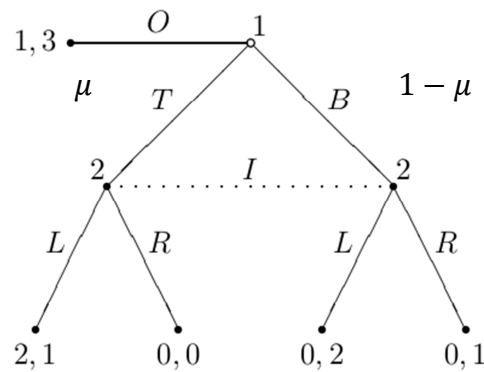


Figura 3.8. O jogo de informação repetido em forma estendida.

de informação, o jogador 2 jamais deverá jogar R . A questão é que o equilíbrio perfeito em subjogos não testa a racionalidade do jogador 2 no conjunto de informação não unitário I .

Existem vários refinamentos propostos na literatura visando superar os problemas apresentados pela solução dos jogos por equilíbrio perfeito em subjogos. Entre os mais fundamentais, pode ser destacado o *equilíbrio perfeito Bayesiano* e o *equilíbrio sequencial*. Estes dois conceitos de equilíbrio testam a consistência sobre o conjunto de equilíbrios identificando e descartando aqueles equilíbrios improváveis.

O equilíbrio perfeito Bayesiano consiste em um perfil de estratégia e um perfil de crenças que satisfaçam três condições básicas: 1) em cada conjunto de informação que o jogador se mover ele deve ter crenças sobre o conjunto de vértices daquele conjunto de informação; 2) em cada conjunto de informação as estratégias devem ser ótimas, dadas as crenças e estratégias subsequentes, ou seja, deve obedecer a uma *racionalidade sequencial*; 3) as crenças devem ser determinadas pelas estratégias e regra de Bayes sempre que for possível. Entretanto, o equilíbrio perfeito Bayesiano ainda poderia ser considerado um fraco conceito de equilíbrio, porque não coloca restrições suficientes sobre crenças em caminhos fora do equilíbrio. Por outro lado, o equilíbrio sequencial apresenta um conceito de equilíbrio que não sofre de tais deficiências. Nesta tese, o equilíbrio sequencial é discutido com mais detalhes porque ele representa um papel importante na abordagem do aprendizado adaptativo em jogos Bayesianos (Seção 3.7). Maiores informações sobre equilíbrio perfeito Bayesiano pode ser visto em (FUDENBERG; TIROLE, 1991).

Antes de definir equilíbrio sequencial são necessárias algumas outras definições. Como em jogos de informação incompleta as crenças afetam as tomadas de decisões, é importante definir o conceito de uma *avaliação*. Uma avaliação é um sistema de crenças combinado com um perfil de estratégia comportamental, ou seja, (γ, μ) , onde γ é o perfil de estratégia comportamental e μ é um sistema de crenças que atribui a cada vértice de decisão v no conjunto de informação I uma probabilidade $\mu(v)$, tal que $\sum_{v \in I} \mu(v) = 1$ para todo $I \in \mathcal{I}$. Uma avaliação é denominada ser *sequencialmente racional* se, ao iniciar de qualquer conjunto de informação alcançável I' , a estratégia γ maximiza as recompensas esperadas de cada jogador no restante do jogo. No jogo da Figura 3.8, o equilíbrio indesejável $((O, R); \mu)$ é descartado ao aplicar a racionalidade sequencial. Isto pode ser feito conferindo quais seriam as recompensas esperadas para o jogador 2, dadas as crenças $\mu \in [0,1]$ atribuída ao vértice T e $\mu - 1$ ao vértice B . Essas crenças resultam em uma recompensa esperada para a ação L de

$$\mu \cdot 1 + (1 - \mu) \cdot 2 = 2 - \mu, \quad (17)$$

enquanto o valor esperado para R é

$$\mu \cdot 0 + (1 - \mu) \cdot 1 = 1 - \mu. \quad (18)$$

Observe que $2 - \mu > 1 - \mu$ para qualquer $\mu \in [0,1]$. Portanto, o jogador 2 nunca escolhe R com probabilidade positiva.

Entretanto, ainda existe a questão de crenças que não são consistentes com as estratégias escolhidas. Considere o jogo da Figura 3.9. No jogo, o jogador I é de dois tipos. A probabilidade de estar localizado no vértice x é $\gamma(x) = 1/3$ e a probabilidade de estar no vértice x' é $\gamma(x') = 2/3$. Além disso, a probabilidade do jogador I selecionar a ação U é 1 e a probabilidade que ele selecione a ação D é 0. Se, por alguma razão, o jogador I desviar de seu esperado comportamento e selecionar D , que tem probabilidade zero, a questão é qual crença o jogador II deveria atribuir aos vértices y e y' . A solução para esta questão é respondida pelo conceito da *consistência* (KREPS; WILSON, 2008), de acordo com o qual as crenças sobre vértices que pertencem a conjuntos de informação fora do caminho do equilíbrio (ou que não existe nenhuma probabilidade de serem alcançados) devem ser tais que elas são o limite de

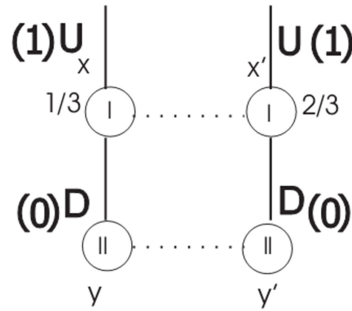


Figura 3.9. Um jogo que ilustra o conceito de consistência (KREPS; WILSON, 2008).

uma sequência de pequenos erros (ou oscilações)¹⁷. Para esta finalidade, seja ϵ^t uma sequência de probabilidades que converge para zero com o passar do tempo t . Considere ainda que o jogo da Figura 3.9 é perturbado de maneira que o jogador I escolha U com uma probabilidade $1 - \epsilon^t$ e D com probabilidade ϵ^t . Agora, a regra de Bayes pode ser usada para derivar as crenças e

$$\mu(y) = \lim_{t \rightarrow \infty} \mu(y)^t = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\gamma^t(x)\epsilon^t}{\gamma^t(x)\epsilon^t + \gamma^t(x')\epsilon^t} = \frac{1}{3}. \quad (19)$$

Respectivamente, a crença atribuída ao vértice y' , denotado por $\mu(y')$, é $2/3$.

Finalmente, uma avaliação (γ, μ) é dita ser um *equilíbrio sequencial* se as estratégias são sequencialmente racionais de acordo com as crenças, se a regra de Bayes é utilizada para derivar as probabilidades em todos os conjuntos de informação do caminho e se as crenças dos conjuntos de informação de fora do caminho são crenças limites de uma sequência de jogos perturbados.

A Figura 3.10 ilustra um jogo com três jogadores que será utilizado como outro exemplo de equilíbrio sequencial, agora verificando se as avaliações atendem aos requisitos para serem equilíbrios sequenciais. Seja $\mu(L)$ a probabilidade atribuída ao vértice que segue L , e

¹⁷Uma outra forma de definir é: uma avaliação (γ, μ) é *consistente* se existe uma sequência completamente mista (γ^t, μ^t) que converge para (γ, μ) tal que μ^t é derivada de γ^t usando regra de Bayes para todo t .

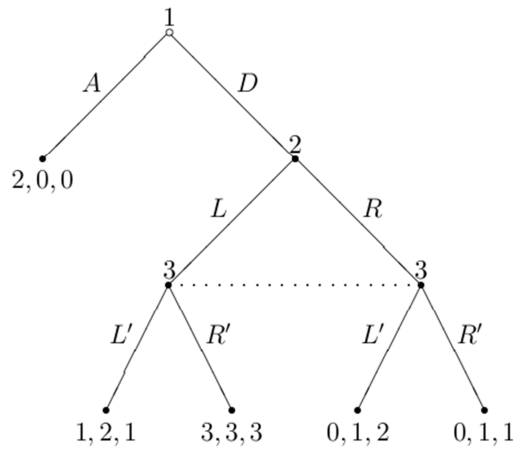


Figura 3.10. Jogo com três jogadores em um exemplo de equilíbrio sequencial.

considere a avaliação $((A, L, L'), \mu(L) = 0)$. Para esta avaliação ser um equilíbrio sequencial é necessário encontrar um perfil de estratégia comportamental completamente mista γ^t tal que

$$\gamma_1^t(A) \rightarrow 1, \gamma_2^t(L) \rightarrow 1, \gamma_3^t(L') \rightarrow 1, \mu^t(L) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\gamma_2^t(L)}{\gamma_2^t(L) + \gamma_2^t(R)} \rightarrow 1, \quad (20)$$

porém, $\mu^t(L) \rightarrow \mu(L) = 0$ não é possível. Portanto, $((A, L, L'), \mu = 0)$ não é um equilíbrio sequencial.

Entretanto, a avaliação dada por $((D, L, R'), \mu(L) = 1)$ é facilmente percebida que atende a racionalidade sequencial. Para avaliar a consistência, admita-se que os jogadores decidam escolher a ação fora do caminho do equilíbrio utilizando uma probabilidade ϵ^t , isto é,

$$\gamma_1^t(D) = 1 - \epsilon^t, \gamma_2^t(L) = 1 - \epsilon^t, \gamma_3^t(R') = 1 - \epsilon^t. \quad (21)$$

Então,

$$\mu^t(L) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\gamma_2^t(L)}{\gamma_2^t(L) + \gamma_2^t(R)} = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - \epsilon^t}{1 - \epsilon^t + \epsilon^t} \rightarrow 1, \quad (22)$$

ou seja, no limite $\mu^t(L) \rightarrow \mu(L) = 1$. Assim, verificados a racionalidade sequencial e a consistência da avaliação, pode-se dizer que a avaliação é um equilíbrio sequencial.

3.6. Jogos de sinalização

Uma das formas mais comuns de aplicações de jogos de informação incompleta são os jogos de sinalização. Pode ser que, em um jogo de informação incompleta, algum dos jogadores tenha o interesse de emitir um sinal para o outro jogador, de forma que o jogador que recebe o sinal possa formar sua crença sobre o tipo do jogador emissor e, então, poder reconhecê-lo entre os demais. Os primeiros trabalhos sobre jogos de sinalização aparecem com o modelo de sinalização educacional proposto por Spence (1973) e o modelo de sinalização entre animais de Zahavi (1975). Durante os anos 80, pesquisadores desenvolveram o modelo formal e identificaram as condições que permitem a seleção de resultados de equilíbrios únicos relacionados a esses modelos (SOBEL, 2007).

Em um típico jogo de sinalização existem dois jogadores, um jogador chamado de E (para emissor) e o outro jogador de R (para receptor). A Natureza faz o primeiro movimento e escolhe o tipo do jogador E de um conjunto de tipos Θ , cujo elemento típico será denotado por θ . A probabilidade do tipo θ ser escolhida é $p(\theta)$, também denominada *probabilidade a priori* ou *crença inicial* de R quanto ao tipo de E; a distribuição de probabilidades *a priori* $p(\cdot)$ sobre Θ é de conhecimento comum entre os jogadores. O jogador E observa seu tipo θ e envia para R um sinal s escolhido de algum conjunto de sinais $\mathcal{S}_\theta$. Ao receber esse sinal, o jogador R observa s , mas não θ , e decide escolher uma ação a de um conjunto de ações $\mathcal{A}$. Ao final do jogo a recompensa para um jogador i é dada por uma função $u_i: \{\mathcal{S}_\theta\}_{\theta \in \Theta} \times \mathcal{A} \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}$. Portanto, conforme denotação adotada até aqui, as recompensas para os jogadores E e R são dadas, respectivamente, por $u_E(s, a, \theta)$ e $u_R(s, a, \theta)$.

Considerando que $\mathcal{S}$, $\mathcal{A}$ e Θ são conjuntos finitos, seja $\gamma_E(s|\theta)$ a probabilidade com que o jogador E do tipo θ envia o sinal s , tal que $\sum_{s' \in \mathcal{S}_\theta} \gamma_E(s'|\theta) = 1$ para todo θ . Também seja $\gamma_R(a|s)$ a probabilidade com que o jogador R escolhe a ação a após observar o sinal s , tal que $\sum_{a' \in \mathcal{A}} \gamma_R(a'|s) = 1$ para todo s . Além disso, o jogador R pode formar uma *crença atualizada* a respeito do tipo θ do jogador E apenas observando o sinal s . Esta crença é denotada por $\mu(\theta|s)$ e μ denota o sistema de crenças do jogo para todo $\theta \in \Theta$. Assim, dada uma avaliação (γ, μ) , a recompensa esperada para o emissor do tipo θ é computada por

$$U_E(\gamma, \mu, \theta) = \sum_s \sum_a \gamma_E(s|\theta) \gamma_R(a|s) u_E(s, a, \theta), \quad (23)$$

enquanto que a recompensa esperada do receptor condicionada sobre o sinal s recebido é

$$U_R(\gamma, \mu|s) = \sum_\theta \sum_a \mu(\theta|s) \gamma_R(a|s) u_R(s, a, \theta). \quad (24)$$

Além disso, a regra de Bayes implica que

$$\mu(\theta|s) = \frac{\gamma_E(s|\theta) \cdot p(\theta)}{\sum_{\theta' \in \Theta} \gamma_E(s|\theta') \cdot p(\theta')}, \quad (25)$$

sempre que $\sum_{\theta' \in \Theta} \gamma_E(s|\theta') \cdot p(\theta') \neq 0$, ou seja, ao menos um tipo de emissor envia o sinal s .

A habilidade com que E possa sinalizar cria a possibilidade de que R seja capaz de inferir sobre o tipo de E a partir da observação do sinal. Portanto, se o jogador R é capaz de tal dedução, então, tem-se uma propriedade de equilíbrio (SOBEL, 2007). É importante recuperar da discussão na Seção 3.5 que, em essência, o equilíbrio em jogos Bayesianos deve satisfazer aos critérios de racionalidade sequencial e consistência das crenças.

Assim, uma avaliação (γ, μ) é um equilíbrio perfeito Bayesiano em um jogo de sinalização se o perfil de estratégia comportamental γ e o sistema de crenças μ satisfazem às três condições descritas na Seção 3.5. Novamente, encontrar equilíbrios perfeitos Bayesianos requer que as crenças atualizadas de R sejam determinadas usando estratégias de E e distribuição *a priori* sempre que possível. Por outro lado, refinamentos de equilíbrios como o conceito de equilíbrio sequencial também requer que R tenha crenças sobre sinais s que satisfaça $\sum_\theta \gamma_E(s|\theta) \cdot p(\theta) = 0$, ou seja, sinais que são enviados com probabilidade zero no equilíbrio. Para isso, pelo conceito de equilíbrio sequencial, a avaliação (γ, μ) deve ser consistente, de tal forma que as crenças formadas a partir do recebimento de um sinal inesperado possam ser construídas utilizando regra de Bayes sobre uma sequência de probabilidades *a priori* estritamente positiva tal que, como na equação (19), $\gamma_E^t \rightarrow \gamma_E$.

É possível classificar os equilíbrios em estratégia pura em um jogo de sinalização em dois casos extremos. Um equilíbrio é chamado de *equilíbrio separador*¹⁸ quando cada tipo θ comporta-se de maneira diferente, enviando diferentes sinais. Isto é, cada θ escolhe o sinal s tal que $\gamma_E(s|\theta) = 1$ para $s \in \mathcal{S}_\theta$. Quando todos os tipos se comportam da mesma maneira no equilíbrio, ou seja, um mesmo sinal simples s é enviado por todos os tipos com probabilidade igual a um, o equilíbrio é dito *agregador*¹⁹. No exemplo a seguir será apresentado como o equilíbrio separador e agregador podem ser encontrados.

Exemplo 3.5: Modelo de sinalização do mercado de emprego

Na literatura sobre jogos Bayesianos é famoso o estudo do jogo de sinalização do mercado de emprego em que Spence (1973) analisou a busca de um trabalhador em conseguir uma vaga de emprego. Neste jogo, a educação é tratada como custo de sinalização e sua importância é mais pelo seu valor como sinal da qualidade do trabalhador do que pelo seu valor intrínseco para o aumento da produtividade. Portanto, no jogo de sinalização do modelo de Spence existem dois jogadores, o empregador e o trabalhador, sendo que o trabalhador pode ser de dois tipos: alta produtividade (AP) e baixa produtividade (BP). A Natureza seleciona um trabalhador de alta produtividade com probabilidade $p \in [0,1]$. O trabalhador pode escolher um nível de educação $e \geq 0$ antes de se candidatar ao emprego. O custo de sinalização é proporcional ao nível de educação atingido, sendo mais dispendioso para o trabalhador de baixa produtividade. Assume-se que o custo de ter um nível de educação e é e para o trabalhador de baixa produtividade e $e/2$ para o trabalhador de alta produtividade. O trabalhador é consciente sobre sua própria produtividade, mas o empregador observa apenas seu nível de educação, e não sua produtividade. O trabalhador tem interesse em buscar se qualificar uma vez que o empregador está disposto a oferecer um salário maior àqueles contratados que se apresentarem com maior nível de educação. Este salário oferecido pelo empregador é uma função dependente do nível de educação denotada por $w(e)$. As recompensas dos trabalhadores são dadas por

$$\begin{aligned} u_E(e, w, AP) &= w - e/2, \\ u_E(e, w, BP) &= w - e. \end{aligned} \tag{26}$$

¹⁸ Em inglês, *separating equilibrium*

¹⁹ Em inglês, *pooling equilibrium*

Por outro lado, o empregador obtém uma produtividade marginal igual a 2 se contratar o empregado de alta produtividade e igual a 1 se o empregado for de baixa produtividade. Porém, o mercado é considerado competitivo de forma que o empregador ao oferecer um salário $w(e)$ tem um *lucro* ou *recompensa esperada* igual a zero. Para isso, se $\mu(AP|e)$ denota a crença do empregador de que o trabalhador é de alta produtividade e que ele tenha adquirido um nível de educação e , o salário proposto deverá satisfazer $w(e) = 2\mu(AP|e) + (1 - \mu(AP|e))$. Para a determinação dos equilíbrios separador e agregador desse jogo, seja e_{AP} e e_{BP} as variáveis que denotam os níveis de educação escolhidos pelos trabalhadores de alta e baixa produtividade, respectivamente.

1. Equilíbrio Separador ($e_{AP} \neq e_{BP}$): Neste caso, $\gamma_T(e_{AP}|AP) = 1, \gamma_T(e_{BP}|BP) = 1$, daí que, ao aplicar a regra de Bayes, implica que $\mu(AP|e_{AP}) = 1$ e $\mu(BP|e_{BP}) = 1$. Portanto, tem-se que $w(e_{AP}) = 2$ e $w(e_{BP}) = 1$. Dados estes salários, é racional supor que o trabalhador de baixa produtividade escolherá $e_{BP} = 0$. No equilíbrio, deve ser tal que o trabalhador de baixa produtividade não queira imitar o trabalhador de alta produtividade e vice-versa. Para esta condição ser atendida é necessário que

$$2 - \frac{e_{AP}}{2} \geq 1 \quad (27)$$

ou $e_{AP} \leq 2$ e

$$1 \geq 2 - e_{AP} \quad (28)$$

ou $1 \leq e_{AP}$. Assim, pode-se sustentar para qualquer e_{AP} entre 1 e 2 com o seguinte sistema de crenças

$$\mu(AP|e) = \begin{cases} 0, & e < e_{AP} \\ 1, & e \geq e_{AP} \end{cases} \quad (29)$$

2. Equilíbrio Agregador ($e_{AP} = e_{BP} = e^*$): A regra de Bayes implica que $\mu(AP|e^*) = p$ e $\mu(BP|e^*) = 1 - p$. Portanto, $w(e^*) = 2p + (1 - p) = p + 1$, então as recompensas para os tipos de trabalhadores são dadas por

$$\begin{aligned} u(e^*, w, AP) &= p + 1 - e^*/2, \\ u(e^*, w, BP) &= p + 1 - e^*. \end{aligned} \quad (30)$$

Considerando que as recompensas devem ser positivas, então

$$\begin{aligned} p + 1 - e^*/2 &\geq 0, \\ p + 1 - e^* &\geq 0. \end{aligned} \quad (31)$$

Além disso, é necessário que

$$\begin{aligned} p + 1 - e^*/2 &\geq w(e) - e/2, \\ p + 1 - e^* &\geq w(e) - e, \end{aligned} \quad (32)$$

para todo $e \geq 0$. As inequações de (31) e (32) são satisfeitas se e apenas se $e^* \leq p$. Por sua vez, qualquer e^* que obedeça a condição anterior pode ser admitido como um equilíbrio pelo seguinte sistema de crenças

$$\mu(AP|e) = \begin{cases} p, & e = e^* \\ 0, & e \neq e^* \end{cases} \quad (33)$$

3.7. Aprendizado adaptativo em jogos Bayesianos

Um processo de aprendizado é uma descrição de como os jogadores em um jogo Bayesiano em forma estendida repetido no decorrer do tempo constrói expectativas ou teorias sobre os outros jogadores baseando-se nas observações passadas, e como eles escolhem suas ações de acordo com essas suas expectativas. Os resultados possíveis de um processo de aprendizado são *sequências de aprendizado* (GROES et al., 1999). Nesta seção, são apresentadas as condições que asseguram que se uma sequência de aprendizado converge, então, o ponto de convergência é um equilíbrio sequencial.

No jogo em forma estendida que está sendo jogado repetidamente, no começo de cada etapa, cada jogador detém uma teoria do que será jogado naquela etapa. Essa teoria assume a forma de uma avaliação completa que especifica as estratégias comportamentais de todos os jogadores e um sistema de crenças. Como antes, a variável t é usada para indexar as repetições, então, uma teoria para um jogador i no início de uma repetição t é dada pela

avaliação $(\gamma_i, \mu)^t$. Admite-se que diferentes jogadores podem sustentar diferentes teorias sobre um mesmo outro jogador. Após cada ocorrência do jogo, os jogadores ajustam suas teorias usando a regra de Bayes. Um processo de aprendizado é constituído por uma sequência de repetições e pelos correspondentes refinamentos das teorias. O processo é dito de *aprendizado adaptativo* se as teorias dos jogadores eventualmente se aproximam das frequências empíricas das ações passadas do jogo e se as crenças derivadas do jogo anterior convergem.

Em um processo de aprendizado adaptativo, quando um jogador se move para um dos seus conjuntos de informação, ele pode tanto optar por escolher uma ação que é ótima ou selecionar uma ação subótima com uma probabilidade que diminua em função do tempo. As escolhas por ações subótimas podem ser vistas como experimentos ou simples erros que são necessários para que os jogadores possam aprender sobre as probabilidades gerais do jogo. Por isso, todos os jogadores devem tomar conhecimento das ações escolhidas ao final de cada etapa do jogo.

Portanto, o processo de produção das sequências de aprendizagem deve cumprir três condições gerais. Primeiro, é exigido que a aprendizagem seja adaptativa, ou seja, ao longo do processo de aprendizado as teorias dos jogadores aproximem das frequências empíricas das jogadas anteriores e que as crenças sejam derivadas desse conhecimento anterior utilizando regra de Bayes. Segundo, exige-se que, em uma sequência de aprendizagem de comprimento infinito, todos os conjuntos de informação sejam alcançados infinitas vezes, possibilitando que ações subótimas (experimentos ou erros) também possam ser escolhidas. Dessa maneira, os jogadores podem aprender sobre as probabilidades gerais do jogo. E em terceiro, assume-se que, em longo prazo, as jogadas subótimas desaparecem porque os erros e o grau de experimentação tendem a diminuir com o decorrer do tempo.

Como visto na Seção 3.5, o conceito de Kreps e Wilson (2008) para equilíbrio sequencial é um conceito de solução apropriado para jogos Bayesianos em forma estendida. O principal resultado do trabalho de (GROES et al., 1999) foi constatar que, ao atender as condições gerais descritas acima, se em qualquer sequência de aprendizado as estratégias e crenças convergem, então, o ponto de convergência é um equilíbrio sequencial no sentido de Kreps e Wilson. Desta maneira, o modelo se apresenta apropriado, uma vez que na maioria dos jogos em forma estendida os jogadores atuam buscando otimizar suas recompensas baseando-se em

suas crenças e que a probabilidade de jogadas equivocadas diminuem com o passar do tempo (NURMI, 2006).

3.8. Considerações finais

A teoria dos jogos oferece uma variedade de ferramentas analíticas que são bastante úteis para auxiliar na compreensão da natureza da interação que surge quando nós de uma DTN tomam decisão. Dentre essas ferramentas, a modelagem do fenômeno da interação sob a perspectiva de um jogo Bayesiano, em que os nós possuem alguma informação incompleta a respeito uns dos outros, surge como a mais apropriada para o tratamento a ser dado ao cenário de DTN considerado nesta tese. Esta abordagem permite definir as restrições de recursos dos outros nós como a informação que falta aos nós para a tomada de decisão. A modelagem do cenário DTN como um jogo Bayesiano é tratada no Capítulo 5.

Capítulo 4

GERENCIAMENTO DO CONSUMO DE ENERGIA EM DTNs

4.1. Introdução

Em DTNs, ainda que o roteamento persista como sendo um problema desafiador, normalmente as soluções propostas se preocupam primariamente em propiciar um máximo de quantidade de mensagens entregues aos nós de destino em um determinado intervalo de tempo (*throughput*) e um atraso mínimo, enquanto tipicamente assumem que o espaço em *buffers*, a capacidade dos enlaces e a energia são ilimitados. Essas soluções utilizam algoritmos de encaminhamento que maximizam “gananciosamente” a seleção dos melhores nós como sendo o destino dos seus próximos saltos. A combinação desses algoritmos e estrutura social das redes leva a uma injusta sobrecarga sobre um pequeno subconjunto de nós que estão mais bem conectados ou que, pela sua maior centralidade, em um dado intervalo de tempo entram em contato com um número elevado de outros nós (PUJOL, TOLEDO, RODRIGUEZ, 2009; GRUNDY, RADENKOVIC, 2010). Evidentemente, a distribuição injusta de carga e altos volumes de tráfego podem produzir congestionamento em um simples nó ou em grande parte da rede (RADENKOVIC; GRUNDY, 2011). O rápido congestionamento dos ‘bons’ nós da rede pode levar ao esgotamento de suas baterias devido ao excesso de encaminhamentos que realizam (PUJOL et al., 2009). De todo modo, esses nós tendem a se tornarem inutilizáveis causando ainda mais desconexões e menores taxas de entrega.

A inoperância de dispositivos móveis devido ao esgotamento de seus recursos é relevante considerando-se a questão específica de encaminhamento em um ambiente onde dispositivos móveis são carregados por pessoas dentro de um espaço físico limitado e os padrões de contatos não são necessariamente previsíveis. Esse é o caso em que os caminhos de encaminhamento são construídos sobre a enorme diversidade das redes de contato humano do tipo PSNs (ERRAMILLI et al., 2007).

Conforme é relatado em (PITKÄNEN; OTT, 2008), embora os dispositivos móveis dos dias de hoje possam ser equipados com grande capacidade de armazenamento (na ordem de vários

gigabytes), a maior parte desta capacidade de armazenamento, normalmente, é ocupada pelo sistema operacional, vídeos, músicas e fotografias, entre outros. Além disso, a memória RAM ainda não é tão abundante (por exemplo, um iPhone 4S tem 512 MB) e frequentemente está bastante ocupada com outras aplicações do usuário. Dessa forma, o usuário pode intencionalmente limitar uma parte da memória para armazenamento e encaminhamento de mensagens DTNs. Deve-se acrescentar que algumas aplicações podem gerar mensagens de grande tamanho, enquanto outras geram mensagens menores, porém, as últimas, com uma maior frequência (LEELA-AMORNSIN; ESAKI, 2010). Portanto, todas essas razões podem levar a uma aceleração do processo de difusão do congestionamento sobre aqueles nós sobrecarregados do sistema.

Além disso, nas redes sociais de contatos oportunistas, os indivíduos carregam dispositivos, como *smartphones* ou *tablets*. Nesses dispositivos, a bateria é um dos pontos mais vulneráveis, já que possuem telas muito brilhantes, acesso à Internet, jogos e sistemas operacionais bastante exigentes de processos computacionais, que gastam muita energia. Na época em que esta tese foi escrita, *smartphones* com as baterias mais duráveis comercializados no Brasil variavam de 15 a 20 horas de uso moderado sem precisar de recarga (CÂMARA, 2013). No site oficial da Apple (APPLE.COM, 2013) é possível saber que a duração máxima da bateria do iPad é de 10 horas de uso contínuo para navegar na Internet via Wi-Fi, assistir vídeos ou escutar música. Novamente, a sobrecarga de encaminhamentos sobre esses típicos dispositivos constituintes das DTNs sociais de contatos oportunistas pode levar a um rápido esgotamento de mais outro recurso, agora tratando-se das suas baterias. Situação que poderia ser mais bem suportada caso as DTNs fossem sistemas computacionais móveis formados por automóveis, nos quais são embarcados computadores como nos projetos CarTel (HULL et al., 2006), DieselNet (BURGESS et al., 2006) e KioskNet (GUO et al., 2007). Nesses sistemas, a recarga contínua das baterias que sustentam o funcionamento dos computadores e a possibilidade de instalação de dispositivos de grande capacidade de armazenamento evita que a sobrecarga de alguns nós resulte em consequências tão graves ao funcionamento da rede quanto aquelas que acometem as redes sociais que empregam pequenos dispositivos móveis.

Portanto, nos casos de restrição de energia, principalmente na associação de redes sociais e pequenos dispositivos móveis, é evidente que congestionamento é um problema relevante que necessita ser solucionado (GRUNDY; RADENKOVIC, 2010). Além disso, outra abordagem

sobre o problema de se otimizar o encaminhamento em ambientes em que a energia é restrita é utilizar a informação sobre a energia remanescente para as tomadas de decisão de encaminhamento. Neste caso, as propostas são para um roteamento com conhecimento da energia ou propostas do tipo *energy-aware routing*.

Assim, como esta tese considera um cenário de rede DTN constituído de pequenos dispositivos móveis (ver fator motivador, Seção 1.2), na sequência, a Seção 4.2 discute algumas questões que envolvem o conceito do controle de congestionamento em DTNs e revisa algumas técnicas de controle de congestionamento em DTNs. Enquanto isso, a Seção 4.3 relaciona trabalhos em que a questão da restrição de energia é enfrentada a partir da implementação de algoritmos de roteamento que utilizam o conhecimento da energia remanescente. As duas referidas seções apresentam trabalhos que contribuem na formulação da proposta de otimização de roteamento apresentada no Capítulo 5.

4.2. Controle de congestionamento em DTNs

Em cenários DTNs, mecanismos de controle de congestionamento executados por protocolos tradicionais orientados à conexão, como o TCP, não são utilizáveis. Os mecanismos de controle de congestionamento do TCP são construídos em torno do pressuposto da existência de um caminho fim-a-fim entre origem e destino durante todo o período correspondente à sessão de comunicação, e que um caminho possa ser percorrido de volta pelas mensagens de confirmação de entrega (KUROSE; ROSS, 2010). Evidentemente, embora esse mecanismo seja parte essencial da estabilidade da Internet tradicional, ele não funciona nos cenários tolerantes a atrasos e desconexões das DTNs (SUN et al., 2012).

Controles de congestionamento para MANETs também não são apropriados para DTNs. A maioria dos trabalhos sobre controles de congestionamento para MANETs concentra-se no melhoramento do desempenho do TCP, uma vez que mecanismos de controle de congestionamento do tipo TCP sofrem de problemas fundamentais na presença das interferências presentes nas transmissões sem fio (LOCHERT et al., 2007). Entretanto, mesmo controles de congestionamento para MANETs com abordagem mais original, isto é, que não são apenas propostas de melhoramentos no TCP, como EXACT (CHEN; NAHRSTEDT, 2002) e ATP (SUNDARESAN et al., 2005) requerem conectividade estável

durante a sessão de comunicação e, portanto, não são aplicáveis às redes de contatos oportunistas.

O fato de que em DTNs o encaminhamento das mensagens ocorre salto-a-salto²⁰, os conceitos para controle de fluxo e controle de congestionamento são intimamente relacionados. Para o autor de (FALL, 2003), controle de fluxo refere-se a limitar a taxa de envio de um nó DTN encaminhador para o seu próximo salto. Controle de congestionamento refere-se ao tratamento de contenção para o armazenamento persistente em um nó DTN. Esses conceitos também são admitidos pelo Grupo de Pesquisa em DTN (CERF et al., 2007), embora não tenham ainda alcançado um consenso sobre qual abordagem deve ser seguida para alcançar eficiência e eficácia nas implementações de mecanismos de controle de fluxo e congestionamento em DTNs.

Através da implementação de controle de fluxo, um nó DTN encaminhador pode tirar vantagem, por exemplo, de diferentes esquemas de admissão e controle de taxas ou de qualquer mecanismo de controle de fluxo que estiver presente nas regiões específicas ou subjacentes aos protocolos de transporte como TCP, X.25, RTS/CTS, XON/XOFF. Entretanto, a implementação de controle de mecanismo de congestionamento em redes DTN não é uma tarefa fácil (FALL, 2003).

Ainda segundo (FALL, 2003), a dificuldade da implementação de mecanismos de controle de congestionamento em DTNs é devido a dois fatores: 1) os contatos podem não ocorrer em um futuro próximo, o que acumularia mensagens nos *buffers* dos nós; e 2) uma vez que a mensagem tenha sido aceita pelo nó, ela permaneceria armazenada até que ocorresse sua expiração ou um evento não usual (por exemplo, destruição do nó) para ser descartada. A forma como a maioria das pesquisas em controle de congestionamento para DTNs procura lidar com essas questões é propondo políticas de gerenciamento de *buffer*, mas desenvolvimentos recentes também têm abordado gerenciamento de replicação e distribuição de cópias.

²⁰ Em DTNs, nem todos os nós precisam aceitar a transferência de mensagens vindas de um outro nó. Por isso, não se pode considerar que ocorre um mecanismo salto-a-salto legítimo (CERF et al., 2007).

Políticas de enfileiramento

Lindgren e Phanse (2006) avaliam algumas políticas de gerenciamento de filas que define qual a mensagem que deve ser descartada se o *buffer* estiver cheio quando uma nova mensagem tiver que ser acomodada. Essas políticas são, mais especificamente: *first in first out* (FIFO), *evict most forwarded first* (MOFO), *evict most favorably forwarded first* (MOPR), *evict shortest life time first* (SHLI) e *evict least probable first* (LEPR).

FIFO – descarta mensagens de acordo com a ordem de chegada no *buffer*, sendo que a primeira mensagem que entrou na fila é a primeira a ser descartada.

MOFO – procura maximizar a disseminação de mensagens através da rede ao descartar a mensagem que tenha sido encaminhada por um maior número de vezes. Assim, permite que mensagens que tenham sido encaminhadas por um menor número de vezes tenham outras oportunidades em novos encaminhamentos.

MOPR – mantém um valor para cada mensagem na fila e, a cada vez que a mensagem é replicada, o valor da mensagem é aumentado baseado na previsibilidade da mensagem ser entregue; a mensagem com o maior valor é a primeira a ser descartada.

SHLI – esta política descarta primeiramente a mensagem com o menor tempo de vida restante.

LEPR – as mensagens armazenadas são ordenadas de acordo com a probabilidade prevista de entrega. Assim, a mensagem com a menor probabilidade de entrega é a primeira a ser descartada.

Essas políticas de enfileiramento podem ser utilizadas em combinação: a primeira política é utilizada preferencialmente e, a segunda, é utilizada caso ocorra um empate nos critérios de prioridade definidos pela primeira política e, assim, sucessivamente.

History Based Drop (HBD)

HBD é uma proposta de (KRIFA et al., 2008) para uma política eficiente de gerenciamento de *buffer*. A política HBD visa superar o desempenho de políticas do tipo ‘descarta primeiro da fila’ (*drop-front*) ou ‘descarta último da fila’ (*drop-tail*) em situações em que os *buffers* dos nós operam próximo da sua capacidade. Os autores mostram que resultados subótimos

apresentados por essas políticas tradicionais são devido ao fato de que elas não consideram informações relevantes sobre o contexto da rede. O HDB alcança um melhor desempenho por utilizar a teoria da disseminação de mensagens baseada em encontros para criar um conhecimento global sobre a rede. Para isso, um algoritmo distribuído é utilizado para calcular a informação global necessária para o gerenciamento do *buffer*. O algoritmo usa aprendizagem estatística para estimar a informação sobre o estado global da rede. Caso o nó esteja congestionado, a função do algoritmo é definir pela mensagem que deve ser descartada de maneira a otimizar uma das duas métricas de roteamento: maximizar a porcentagem média de entrega ou minimizar o atraso médio de entrega. O HBD resolve essa questão assumindo que, em um determinado instante T_i de um encontro, para cada mensagem i presente nos *buffers* dos nós são conhecidos o número de nós $m_i(T_i)$ que já tenha recebido uma cópia da mensagem e o número de cópias $n_i(T_i)$ da mensagem na rede. Então, para cada métrica a ser otimizada, uma equação teórica proposta é utilizada para julgar se a mensagem deve ser ou não descartada.

O problema é que, na prática, não é viável obter informação sobre $m_i(T_i)$ e $n_i(T_i)$. Nesse sentido, devido à conectividade intermitente da rede e ao longo tempo que levaria para difundir a informação sobre o *status* de um *buffer* através dos nós DTNs, a informação se tornaria obsoleta. Então, HBD recorre de um processo de aprendizado para estimar apropriadamente esses valores. Para o cálculo dos valores estimados de $m_i(T_i)$ e $n_i(T_i)$, cada nó mantém uma lista de nós encontrados e o estado de cada mensagem, se ela está presente ou que já tenha sido deletada do *buffer*. Durante os encontros, um nó envia para seus vizinhos a lista caso ela tenha sido alterada. Após algum tempo, todos os nós terão a mesma visão global e precisa sobre a história da rede. Se o tamanho da rede for grande, essa história pode ser limitada de acordo com um intervalo de tempo.

Storage Routing (SR)

SR é a solução proposta por (SELIGMAN et al., 2007) para o problema do gerenciamento de congestionamento em DTNs. SR utiliza a migração de mensagens para aqueles nós vizinhos cujos dispositivos de armazenamento tenham espaço disponível para armazenar dados que, caso contrário, poderiam ser perdidos por causa de incontrolláveis fontes de dados. SR é constituído de dois algoritmos: um algoritmo de seleção de mensagens e um algoritmo de seleção de nós. Caso ocorra congestionamento, SR é acionado para determinar um conjunto de mensagens para migração e um conjunto de vizinhos candidatos a receberem as mensagens

migradas. Após o congestionamento diminuir, SR é novamente executado, mas agora para recuperar aquelas mensagens que tinham anteriormente migrado. SR limita a seleção de nós ao considerar como nós vizinhos o conjunto de nós dentro de até k saltos do nó congestionado. Esta vizinhança é chamada de k -vizinhança do nó congestionado. O algoritmo de seleção de mensagens pode escolher tanto a primeira mensagem do *buffer*, como a última mensagem do *buffer* ou a mensagem armazenada no *buffer* de maior tempo decorrido desde sua criação.

Autonomous Congestion Control (ACC)

ACC, conforme descrito em (BURLEIGH et al., 2006), implementa um mecanismo de controle de congestionamento onde decisões autônomas são tomadas somente com informações locais. Um modelo econômico de preços é utilizado. As regras do mecanismo de controle de congestionamento para decidir se um nó aceita ou não uma mensagem são baseadas em informações como capacidade de armazenamento disponível, o valor e o risco financeiro de se aceitar a mensagem.

O espaço não ocupado do *buffer* é modelado como sendo “dinheiro” e o tráfego da rede como sendo “atividades financeiras diárias de um banqueiro”. Um nó com espaço limitado em seu *buffer* é similar à quantidade de capital que um banqueiro tem para investimentos. Observar que, cada vez que uma mensagem desocupa seu espaço no *buffer* de um nó, é como se o “investidor”, no caso o nó, estivesse recuperando seu capital investido (espaço no *buffer*). Se o nó consegue encaminhar o tráfego, ele recebe uma “comissão”. Dessa forma, o incentivo para o nó é aceitar o maior volume de tráfego possível por unidade de tempo. Entretanto, se o saldo remanescente de um nó que está ‘gastando’ torna-se baixo, o nó tem que economizar, o que o deixará com “má vontade” de aceitar mensagens de alto risco.

FairRoute

Os autores de *FairRoute* (PUJOL et al., 2009) foram inspirados pelos processos sociais da *percepção da força de interação*, onde mensagens são encaminhadas preferencialmente para usuários que tem uma forte relação social com o destino da mensagem. Também foi considerada a *assortatividade*, que limita a troca de mensagens entre usuários com ‘status social’ similar. *FairRoute* utiliza a força de interação como um indicador da possibilidade de um contato vir a ocorrer ao longo do tempo. O problema é que a decisão de roteamento que utiliza utilidades calculadas com base na força de interação não alcança uma distribuição

balanceada do tráfego. O encaminhamento de mensagens ocorre tendenciosamente na direção dos nós de alta conectividade. O algoritmo captura a assortatividade definindo o *status* social de um nó DTN como sendo equivalente ao tamanho do comprimento da fila no *buffer* do nó. Uma vez que aceitar transmitir uma mensagem tem um custo, os nós somente aceitam solicitações para encaminhamento daqueles nós de igual ou maior *status*. Dessa forma, nós com alto *status* são capazes de encaminhar mensagens mais rapidamente devido a sua posição privilegiada, enquanto nós de baixo *status* têm que encontrar caminhos alternativos. Este mecanismo do controle do tamanho da fila para alcançar balanço de carga é análogo ao controle de congestionamento por contrapressão²¹.

Retiring Replicas (RR)

Os autores em (THOMPSON et al., 2010) propõem o algoritmo RR que inclui detecção de congestionamento e gerenciamento de replicação, sendo que as taxas de replicação são ajustadas com o objetivo de maximizar as razões de entrega de mensagens. RR recorre do fato que, em DTNs, são indicações de congestionamento da rede um crescimento das mensagens descartadas e do uso do *buffer*, e o número de replicações de mensagens ou total de cópias de mensagens. Por escolha dos autores, RR utiliza para rastrear o congestionamento a razão entre descartes e replicações. Cada nó calcula independentemente a sua percepção local do nível global do congestionamento, denotado por CV. CV é calculado como uma média móvel com suavização exponencial da razão entre mensagens descartadas e replicadas durante uma janela de tempo. A fidelidade dessas duas métricas é melhorada com inclusão de valores vindos de outros nós.

O algoritmo de gerenciamento de replicação soluciona o congestionamento do *buffer* ao limitar dinamicamente a replicação que um nó executa durante cada encontro. É definida uma variável R , denominada probabilidade de replicação, que captura a probabilidade de uma mensagem particular ser escolhida para replicação. O algoritmo especifica como sendo L o número máximo de mensagens para serem transferidas na oportunidade de cada contato de um total de α mensagens que aguardam pela transferência. Assim, a probabilidade de uma mensagem m ser encaminhada é a probabilidade de m ser uma das L mensagens selecionadas para serem transferidas e $R = \min(L/\alpha, 1.0)$. O ajuste de L é feito a partir de CV. A cada vez

²¹ Em inglês, *back pressure congestion control*. Trata-se da técnica na qual um nó congestionado interrompe a recepção de dados a partir do nó ou nós que ficam à sua montante imediata do fluxo de dados. É um controle de congestionamento de nó a nó que começa no nó congestionado e se propaga no sentido oposto ao fluxo de dados, para a origem (TASSIULAS, 1995).

que dois nós se encontram, eles trocam entre si os valores registrados nos seus contadores de replicações e descartes. Quando um nó observa que CV aumentou, significa que ocorre um aumento no congestionamento, então o limite de replicação L é reduzido multiplicando-o por um fator multiplicativo menor do que um. Se, caso contrário, CV diminui, L é aumentado por uma quantidade fixada. RR introduz uma técnica de replicação adaptativa que trata a rede como se ela tivesse um nível de congestionamento global. Entretanto, na realidade, DTNs não são uniformes e o nível de congestionamento pode variar entre diferentes regiões da rede. RR não apresenta como poderiam ser compensadas nos ajustes da rede essas diferentes condições locais (RADENKOVIC; GRUNDY, 2012).

Revenue Management (RM)

Zhang e Liu (2008) aplicam o conceito de gerenciamento de receita e emprega programação dinâmica para desenvolver uma estratégia de gerenciamento de congestionamento para DTNs. O algoritmo considera que um nó acumula uma certa quantidade de benefício ao aceitar uma mensagem. O benefício pode ser uma função relacionada ao tamanho da mensagem e aos diferentes pesos baseados nas prioridades ou tipos de tráfego correspondentes à mensagem. O objetivo do algoritmo é otimizar as estratégias de gerenciamento do congestionamento de forma a maximizar os benefícios totais esperados por aceitar/encaminhar as mensagens.

RM considera a existência de duas forças conflitantes. A primeira aborda o quanto é dispendioso comprometer recursos para solicitações que não são tão exigentes daquele recurso, pois não é interessante o benefício máximo possível obtido da utilização do recurso. A segunda força refere-se ao quanto é igualmente perigoso correr o risco em aguardar que o recurso venha a ser ocupado com um benefício máximo sem saber a sequência de solicitações que possa vir no futuro. Esta situação conflitante leva a que cada decisão deve balancear o desejo por solicitação de alto benefício com a inconveniência de uma solicitação futura de baixo benefício. RM usa custo de oportunidade e função de benefício para balancear as duas forças conflitantes. O custo de oportunidade mede o valor da capacidade de armazenamento, que é o benefício que poderia ser ganho caso o recurso deixasse de ser ocupado por uma solicitação de menor benefício e em seu lugar ocupasse uma solicitação de maior benefício.

Context Aware Forwarding Algorithm (CAFé)

Grundy e Radenkovic (2010a) propõem o algoritmo distribuído de controle de congestionamento CAFé que de forma adaptativa escolhe o próximo salto baseado na história

e estatísticas dos contatos, como também nas estatísticas do armazenamento. CAFé é composto de dois algoritmos nucleares: gerenciador de contatos e gerenciador de congestionamento. Estes dois algoritmos trabalham juntos selecionando as mensagens que devem ser enviadas e os nós para os quais as mensagens devem ser encaminhadas. O gerenciador de congestionamento preocupa-se com a métrica disponibilidade dos nós da rede, enquanto o gerenciador de contatos lida com as heurísticas de encaminhamento do nó, que define a conectividade dos nós. Todos os nós vizinhos a um salto de distância são comparados e a mensagem é descarregada para o melhor nó em termos tanto da disponibilidade como da conectividade.

Em CAFé, a heurística de encaminhamento é baseada em uma abordagem que define a utilidade como uma combinação de uma centralidade atenuada calculada localmente, uma métrica que refere à similaridade de contatos entre um nó x e o destino D e uma força de interação entre dois nós.

A disponibilidade de um nó em receber e reter mensagens enviadas a ele é baseada em dois parâmetros: receptividade e retentividade. Esses parâmetros, definidos em (GRUNDY; RADENKOVIC, 2010b), são necessários, pois, mesmo se um nó vizinho tiver altos valores de centralidade e similaridade, pode ser que esteja ocupado servindo a outros nós, o que pode levá-lo a uma limitação para aceitar novas conexões (não receptivo) ou a uma limitação no armazenamento (não retentivo). Dessa forma, faltará a esse nó vizinho a disponibilidade para aceitar o tráfego. A informação da disponibilidade deve ser continuamente e localmente disseminada para os nós da vizinhança de modo a permitir que tomem decisões de encaminhamento baseadas em informações do estado atual dos recursos da rede, reduzindo ou aumentando a taxa de envio de forma adequada. Nesse trabalho, receptividade é a habilidade dos nós em receber e encaminhar mensagens. É calculada como sendo a média de atraso entre a recepção das mensagens e seus encaminhamentos. E a retentividade define a habilidade do nó em reter as mensagens que tenha recebido e é dada pela percentagem de armazenamento remanescente.

4.3. Algoritmos de roteamento DTN que usam o conhecimento da energia remanescente (*energy-aware routing*)

Energy-Aware Sociality-Based Spray and Search Routing (ESR)

Em (ZHANG et al., 2011) e (LINJUAN; SHUAI, 2011) é proposto o ESR, um roteamento *spray and focus* baseado em informação de sociabilidade e da energia remanescente. A primeira fase, a *spray*, utiliza um mecanismo eficiente baseado na informação energética para balancear o limite de cópias; a fase *focus* utiliza um algoritmo de encaminhamento baseado em informação de sociabilidade. Em relação à fase *spray*, dois nós, o nó *A* e o nó *B*, se encontram, e o nó *A* tem L cópias de mensagens e o nó *B* não tem nenhuma dessas cópias. Os trabalhos citados admitem que os nós trocam informações a respeito de suas energias residuais P_A e P_B . Então, o nó *A* calcula a função de utilidade U_A dada por $U_A = 1 - U_B$, sendo que $U_B = P_B / (P_A + P_B)$. O algoritmo implementado considera que se L for maior do que 2, o nó *A* deverá repartir com o nó *B* o número de cópias L_B de acordo com $L_B = L - L_A$, uma vez que $L_A = L \cdot U_A - 1$. Portanto, o método busca, assim, evitar a dispersão ‘cega’ das cópias. Simulações conduzidas mostraram que o método oferece ganhos de desempenho em situações de tráfego sobrecarregado em cenários que variam de esparsos a densos.

Energy-Aware BUBBLE Rap (EA BUBBLE Rap)

Em (CHILIPIREA et al., 2013) é proposta uma função de utilidade baseada no nível de energia consumida e de um nó de tal forma que a função $f(e)$ diminui com o aumento do consumo de energia. A função $f(e)$ é somada à função de utilidade padrão utilizada pelo algoritmo *Bubble Rap*, resultando em uma função de utilidade estendida. Com isso, se a energia do nó diminuir, a probabilidade para que esse nó seja um encaminhador bem sucedido também diminuirá. No artigo, para atender aos requisitos da função $f(e)$ diminuir rapidamente com o aumento do consumo, ela é dada por $f(e) = K \cdot \exp(\ln \varepsilon \cdot e / e_{max})$. Na equação, e_{max} é o nível máximo de energia, K é o limiar máximo para a função e ε é o parâmetro para que a função atinja o mínimo de $K \cdot \varepsilon$ quando o consumo for máximo. Os resultados apresentados mostram que, ao utilizar a função de utilidade estendida, se por um lado o desempenho de entrega é similar ao modo padrão de configuração do algoritmo, por outro lado, ocorre um balanceamento do consumo de energia entre os nós da rede. Dessa forma, o tempo de vida total é maior, com menor ou nenhuma modificação da razão de entrega e melhorias significativas para o custo de entrega.

Optimal Energy-Aware Epidemic Routing

Sistemas dinâmicos baseados em teoria determinística de campo médio usando equações diferenciais ordinárias (*ordinay differential equations* – ODEs) são utilizados por (KHOUZANI et al., 2012) em um modelo de otimização de roteamento em cenários DTN com restrição de energia. No modelo analítico proposto, dois nós entram em contato a taxa $\hat{\beta}$, e os intervalos de tempo entre as conexões são dados por uma distribuição exponencial uniforme entre os nós. Esta suposição é comum entre os vários modelos de mobilidade (*random walker, random waypoint, random direction, etc.*). O modelo emprega estratégias de conservação de energia para um algoritmo de roteamento epidêmico. Consideram que cada nó pode prontamente medir sua própria energia remanescente. Sendo assim, a decisão de um nó sobre encaminhamentos é baseada na sua própria energia remanescente. Considera-se que as trocas de informação consomem uma quantidade desprezível de energia. O modelo considera que durante um intervalo T apenas uma mensagem está sendo roteada na rede. Esta suposição pode ser considerada válida se a carga de tráfego na rede for baixa e os intervalos de roteamento das diferentes mensagens não se sobrepõem. Assim, analiticamente é estabelecido que decisões ótimas de encaminhamento são compostas de simples políticas baseadas em limites, onde os limites dependem dos valores correntes de energia remanescente de cada nó. No trabalho, a questão da investigação de roteamento de múltiplas mensagens é sugerida para o futuro.

LCB-scheme (Limited number of Copies scheme with residual Battery information)

O compartilhamento entre dois nós das suas informações sobre a energia residual das suas baterias também é admitido por (YOON et al., 2008). Pela proposta LCB-*scheme* apresentada, o nó que tiver mais energia poderá propagar mais cópias do que o outro. A solução encontrada é o modo mais simples, isto é, dividir a quantidade de cópias na proporção da carga residual da bateria. O roteamento empregado é o epidêmico, com o número de cópias limitado.

Energy-efficient opportunistic forwarding for DTNs

Outro estudo analítico é apresentado em (LI et al., 2010), em que o encaminhamento DTN é baseado em um modelo desenvolvido a partir de uma estrutura de Markov de tempo contínuo. Considera-se que a distribuição dos tempos entre contatos obedece a um modelo exponencial. Os algoritmos *two-hop* e epidêmico são os algoritmos utilizados na investigação. Para os dois algoritmos, um nó transfere uma cópia ao outro nó com uma probabilidade $p(t)$. Existe uma energia reservada para garantir as transmissões de uma mensagem durante o seu tempo de

vida, de modo assegurar que ao menos uma cópia consiga chegar ao destino. Assim, o objetivo é maximizar a probabilidade de entrega da mensagem sujeita à restrição de energia para as transmissões. Diferentes tipos de políticas de encaminhamento foram avaliadas, como políticas estáticas ($p(t)$ constante) e dinâmicas ($p(t)$ variando com o tempo), sendo essas últimas aquelas que apresentaram a mais alta probabilidade de transmissão.

Energy-Aware Epidemic Routing (EAER)

Em (RANGO; AMELIO, 2013) é proposto uma variante da propagação epidêmica denominada EAER. O trabalho adota o esquema do roteamento n-Epidêmico, onde o nó transmite via broadcast uma mensagem quando houver ao menos n vizinhos. Por isso, o método é denominado de estratégia EAER – *energy-aware epidemic routing*. Nesse artigo propõe-se um esquema de encaminhamento dinâmico baseado na densidade dos nós que é capaz de reduzir o consumo de energia e aumentar a probabilidade de entrega das mensagens. A heurística proposta é escolher um valor de n com base do nível atual de energia (*current energy level* – CEL) ou na média de nós vizinhos (*average neighbors nodes* – ANN) – ou estratégia SNPS (*smoothed neighborhood based prevalence strategy*). A ideia é que a heurística gerencie o valor de n primeiramente baseado na ANN, e depois, se a energia residual diminuir abaixo de um limite mínimo, a heurística passa a considerar o encaminhamento baseado no CEL. No modo CEL, uma probabilidade de encaminhamento é utilizada para assegurar que a estratégia SNPS seja aplicada, caso contrário nenhuma mensagem é encaminhada.

4.4. Considerações finais

Nós da rede DTN sobrecarregados com o excesso de solicitações de encaminhamentos sofrem com o rápido esgotamento de suas baterias. Assim sendo, ao se buscar uma distribuição mais justa de carga entre os nós, o controle de congestionamento leva a um melhor gerenciamento de consumo de energia na rede ao evitar ou adiar o desligamento daqueles nós mais frequentemente selecionados para encaminharem mensagens.

Os algoritmos de controle de congestionamento propostos para DTNs normalmente se baseiam em gerenciamento de *buffer*, porém alguns têm abordado o gerenciamento de replicação e distribuição de cópias. Neste último caso, os algoritmos procuram desviar do congestionamento a partir de alguma base de conhecimento sobre a rede e usam avaliações

sobre uma variedade de métricas para alcançar o objetivo, como vizinhos com disponibilidade de espaço para armazenamento em SR, número de nós que já tenha recebido cópia de uma mensagem em HBD ou percepção da força de interação social em *FairRoute*. O capítulo também apresentou algumas soluções para algoritmos de roteamento baseadas em trocas de informação sobre o nível atual de energia ou *energy-aware routing*.

Conforme a revisão de literatura apresentada nesse capítulo, o estado da arte das propostas de controle de congestionamento mostra que, de maneira geral, elas estão associadas ao desenvolvimento de novos algoritmos de roteamento, ou seja, não são propostas para otimizar algoritmos já existentes e conhecidos pela comunidade de pesquisa em DTN. Além disso, as propostas *energy-aware routing* estão principalmente voltadas para algoritmos do tipo epidêmico e suas variantes.

Diferentemente, esta tese propõe uma nova estratégia de otimização para ser aplicada sobre um algoritmo de roteamento que já tenha sido proposto e reconhecido pela comunidade de pesquisadores em redes DTN. Esse algoritmo de roteamento a ser otimizado pela estratégia proposta deve ser da família de algoritmos que utilizam de uma função de utilidade para a seleção dos nós encaminhadores. Além disso, a proposta desta tese não insere novas trocas de informação, é *multi-hop* e mantém basicamente inalterados os *overheads* comuns aos algoritmos de roteamento existentes que serão otimizados pela estratégia proposta.

Capítulo 5

MODELAGEM DA ESTRATÉGIA DE OTIMIZAÇÃO PROPOSTA

5.1. Introdução

Neste capítulo, o modelo teórico do jogo *de encaminhamento de mensagens com restrição de energia* baseado em um jogo Bayesiano de sinalização é apresentado. Construído o modelo, é definida a proposta de uma estratégia de otimização de roteamento que otimiza a entrega de mensagens em uma rede DTN de contatos oportunistas ao assegurar a melhor recompensa aos jogadores envolvidos no jogo, isto é, aos nós heterogêneos com restrição de energia que compõem a rede.

Para a construção do modelo teórico, além dos conceitos já abordados anteriormente, este capítulo inicialmente destaca os trabalhos referenciais mais próximos à proposta desta tese de uma nova estratégia de otimização para algoritmos de roteamento DTN. Nas seções seguintes, o cenário DTN e o modelo teórico para o roteamento considerando a restrição de energia são descritos.

5.2. Trabalhos relacionados

A teoria dos jogos tem sido empregada na análise de gerenciamento de recursos em redes de telecomunicações pelos últimos 20 anos. Como a teoria dos jogos é tradicionalmente aplicada aos problemas econômicos, não surpreende que as suas primeiras aplicações em telecomunicações, no começo dos anos 90, tenham sido no estudo de definição de estratégias de preços para os serviços da Internet. Ainda na mesma década, modelos teóricos de jogos foram desenvolvidos para problemas não econômicos em redes, tais como controle de fluxo, admissão e congestionamento, sendo que os primeiros trabalhos com aplicações da teoria dos jogos em redes sem fio surgiram a partir do final da década 1990 (DASILVA et al., 2011).

Existem numerosas referências que aplicam as ferramentas da teoria dos jogos em análises de problemas relativos ao roteamento e alocação de recursos em redes sem fio (incluindo

sensores) de ambiente competitivo. Muitas dessas referências estão sumariamente descritas em trabalhos como: (ALTMAN et al., 2006), (PAVLIDOU; KOLTSIDAS, 2008), (CHARILAS; PANAGOPOULOS, 2010) e (MACHADO; TEKINAY, 2008) que, especificamente, resumizam o uso de abordagens da teoria dos jogos em formulações de problemas relacionados com segurança e eficiência de energia em redes de sensores sem fio. Mais recentemente, o estado da arte pode ser encontrado nas excelentes compilações apresentadas nos livros de Zhang e Guizani (2011) e Han *et al.* (2012).

Esta seção introduz alguns trabalhos que são fontes importantes na construção do modelo de esquema de roteamento apresentado nesta tese. São abordagens relacionadas às redes sem fio do tipo *ad hoc*, redes de sensores e DTNs. Nessas redes, o papel de cada nó é de grande importância para o roteamento, pois deve o próprio nó se decidir pelo encaminhamento ou não de mensagens para outros nós. Esse é um papel altamente ativo, diferentemente da passividade dos nós de uma rede padrão que roteiam os pacotes²² conforme aquilo que já vem especificado pelos próprios pacotes (PAVLIDOU; KOLTSIDAS, 2008). Ao aplicar a teoria dos jogos para os tipos de redes sem fio mencionadas acima, geralmente os nós são os jogadores e a função de recompensa está altamente relacionada ao consumo de energia.

Os jogos que modelam esquemas de roteamento em redes móveis sem fio do tipo *ad hoc* – MANETs – ou DTNs são chamados de *jogos de encaminhamento*. Nestes jogos, cada nó deseja preservar sua energia com o propósito de ser capaz de enviar o maior número possível de mensagens geradas pelo próprio nó. Assim, encaminhar uma mensagem de um outro nó não é racional, ao menos a uma primeira vista (CHARILAS; PANAGOPOULOS, 2010). Portanto, os modelos propostos buscam examinar o grau de cooperação dessas redes na presença de agentes egoístas e identificar seus equilíbrios. Mecanismos de incentivo para estimular nós egoístas para cooperarem costumam estar associados às análises dos jogos. Convencionalmente esses esquemas de incentivo podem ser classificados em duas categorias: baseados em créditos e baseados em reputação (WEI *et al.*, 2013). Esquemas de incentivo baseados em créditos (ver, por exemplo, (ZHU; LIN; LU, 2009), (CHEN; CHAN, 2010) e (NING et al., 2011)) introduzem algum tipo de moeda virtual para regular as relações de encaminhamento de mensagens entre os diferentes nós. Esquemas de incentivo baseados em reputação (GAO et al., 2012) admitem que cada nó individualmente monitore o tráfego de

²² Pacotes, diferentemente de mensagens, são mencionados aqui por estarem relacionados a uma rede TCP/IP tradicional.

seus nós vizinhos e mantenha uma lista com a reputação dos outros nós da rede. Assim, nós que não cooperam por alguma razão egoísta ou maliciosa são eventualmente detectados e podem sofrer punições (ALTMAN, 2009), como serem excluídos da rede, ou lhes são permitidos algum nível de coexistência com os demais nós regulares da rede (WANG et al., 2009). Para o restante desta seção, são introduzidos trabalhos que apresentam modelos de jogos onde as estratégias dos nós evoluem ou se adaptam em torno de equilíbrios.

O trabalho de El-Azouzi et al. (2013) utiliza a teoria dos jogos evolucionários (FUDENBER, TIROLE, 1991; HAN *et al.*, 2012) para o controle não cooperativo de nós retransmissores em DTNs. O foco do estudo é sobre a probabilidade de uma mensagem gerada por um nó de origem ser entregue ao destino usando roteamento *two-hop* (GROSSGLAUSER; TSE, 2002), e com os nós distribuídos sobre uma área seguindo uma distribuição de Poisson. No contexto do jogo, os autores consideram que parte do controle de encaminhamento é demandada pelos nós retransmissores, que podem aceitar gastar alguma energia e participar do mecanismo de encaminhamento negociando a energia consumida por uma unidade de prêmio se for o primeiro nó a entregar a mensagem ao destino. Os autores mostram que o equilíbrio em estratégia evolucionariamente estável (*Evolutionary Stable Strategy* – ESS) é influenciado pela probabilidade de entrega, características do custo da energia consumida e da atribuição de preços.

Diferentemente de (EL-AZOUZI et al., 2013), o modelo proposto nesta tese não adota política de premiação. Além disso, o modelo proposto também difere nos seguintes aspectos: i) o mecanismo de encaminhamento é *multi-hop*; ii) o padrão de mobilidade utilizado é mais realístico, pois admite repetição de movimentos e as probabilidades de entrega são dadas segundo parâmetros de sociabilidade; iii) os recursos dos nós e a incerteza dos nós sobre os recursos dos outros nós foram modelados explicitamente.

O modelo de jogo de roteamento com restrição de energia de Nurmi (2006) para redes *ad hoc* constituídas de nós egoístas é o trabalho mais próximo do modelo de jogo aqui proposto. Nurmi usa um modelo teórico dos jogos Bayesianos repetidos para capturar a natureza dinâmica das decisões de roteamento em que a classe de energia θ é conhecida somente pelo próprio nó. No cenário de rede *ad hoc* considerado, um nó arbitrário i , chamado nó de origem, no tempo t_k tem $g(t_k)$ mensagens, geradas nesse instante e remanescentes de outros períodos, destinadas a um outro nó j . Assume-se que i conhece os caminhos possíveis até j ou

que um protocolo de roteamento como o protocolo *Dynamic Source Routing* (DSR) para redes *ad hoc* pode ser utilizado para descobrir o caminho.

O nó i escolhe um caminho P até ao destino que apresenta a maior probabilidade estimada $\mu(P)$ para que as mensagens sejam entregues corretamente ao destino. Esta probabilidade estimada $\mu(P)$ é a combinação do histórico do comportamento observado e a classe de energia estimada para os nós intermediários que fazem parte do caminho P . O modelo assume a existência de um mecanismo de observação da vizinhança, como o *Watchdog* (MARTI et al., 2000), e de um mecanismo de confirmação de entrega fim-a-fim para fornecerem aos nós de origem e intermediários as informações necessárias para as atualizações das suas crenças. Portanto, o trabalho admite que o caminho permaneça sustentado durante todo o período considerado para envio e confirmação de entrega das mensagens. Além disso, o trabalho considera que o custo energético para um nó enviar uma mensagem a um nó vizinho é inversamente proporcional ao quadrado da distância entre eles. Quando a distância é igual ao raio de transmissão do nó, o custo é máximo e atinge o valor de 10 unidades de energia.

No jogo de Nurmi, um nó intermediário arbitrário j tem uma probabilidade $\sigma_{j,i}$ de encaminhar as mensagens enviadas pelo nó i . Esta ação do nó j é uma combinação da probabilidade com que j estima a boa vontade de i em cooperar dado por algum mecanismo de cooperação implementado e da probabilidade que indica a boa vontade do nó em encaminhar mensagens dada a sua classe de energia θ_j . O nó i decide quantas mensagens deve enviar para rede maximizando sua função de recompensa para uma ação $s(t_k)$, em que $0 \leq s(t_k) \leq g(t_k)$, e um caminho P . Através da aplicação do aprendizado adaptativo (GROES et al., 1999), a ação $\hat{s}(t_k)$ que maximiza a função de recompensa é selecionada com uma probabilidade $1 - \epsilon_k$, onde ϵ_k é uma sequência de pequenos erros que diminui em função do tempo, isto é, $\lim_{t \rightarrow \infty} \epsilon_k = 0$. Nurmi prova que o modelo de jogo teórico admite ao menos um equilíbrio perfeito Bayesiano e que existem as condições necessárias para que o processo de aprendizado convirja para um ponto de equilíbrio sequencial, conceito apresentado na Seção 3.7. Os resultados das simulações mostram que, ao considerar a energia nas decisões dos nós, os recursos são mais bem balanceados e a rede permanece operacional por um período de tempo maior.

Nesta tese é apresentada a proposta de um novo modelo de jogo para o encaminhamento de mensagens em redes DTN que utiliza, ainda que com importantes modificações, do conceito

dado às ações disponíveis aos jogadores do modelo de jogo de Nurmi. Assim, o novo modelo de jogo proposto também é baseado em um jogo Bayesiano, porém do tipo jogo Bayesiano de sinalização entre dois nós i e j que se encontram em um cenário de DTN, no qual os contatos são oportunistas, mas não aleatórios. No modelo proposto, considerou-se unicamente a energia remanescente nas decisões dos nós; sem nenhum mecanismo de incentivo à cooperação. O motivo foi evitar que os nós da rede com pouca previsibilidade de entrega tivessem seus comportamentos falsamente entendidos como egoístas por causa dos seus papéis sociais secundários na rede, um problema observado pelos autores de (ZHU et al., 2013).

Além disso, focou-se no processo decisório sobre as quantidades de *forwarding tokens* associadas a cada mensagem e admitiu-se uma nova função de recompensa para o nó i , que apresenta grandezas dos valores que são induzidos pelas relações subjacentes às preferências desejadas para o modelo proposto.

A estratégia de otimização proposta nesta tese não faz uso de mecanismo de observação da vizinhança do tipo *Watchdog* e nem qualquer mecanismo de confirmação de entrega. Os motivos principais para não se levar em consideração esses mecanismos na proposta do modelo são explicados a seguir. A implementação de um mecanismo para observação do nó i sobre o seu vizinho j para se certificar do compromisso de j em retransmitir as mensagens, em uma DTN com nós esparsos, é de pouca utilidade. Isto se deve ao fato de que as retransmissões que um nó j possa vir realizar das cópias de mensagens recebidas do nó i comumente ocorrem após a conexão com i já estiver sido desfeita. Em relação à implementação de mecanismos de confirmação em DTNs, mecanismos ativos que disseminam confirmações de entrega entre os nós costumam levar a um excesso de retransmissões ou replicações, o que acarreta em uma maior sobrecarga sobre a rede. Entretanto, se o objetivo é reduzir a sobrecarga, como o tipo de mecanismo de confirmação passiva em que apenas o nó que carrega uma cópia da mensagem já entregue é quem recebe a confirmação da entrega daquela mensagem, o atraso com que a confirmação chega até aos nós pode sofrer um grande aumento (AN et al., 2012).

Finalmente, no modelo de jogo proposto nesta tese, para a atualização de crenças e incertezas utilizou-se os princípios da inferência Bayesiana conforme são aplicados em (LI et al., 2010) e (WEI et al., 2013).

5.3. Exemplo de cenário de roteamento

Conforme é observado em (GRASIC; LINDGREN, 2012), quando se trata de pesquisas em redes DTN existe uma grande variação de cenários e condições de avaliação, o que dificulta fazer uma simples comparação de estudos diferentes de avaliação. Portanto, se faz necessário que os cenários de avaliação sejam apresentados de maneira clara de modo a facilitar a compreensão e interpretação dos resultados. No trabalho citado, os autores afirmam a necessidade de um esforço maior que se deve ter em discutir a seleção de entradas para um ambiente simulado. O motivo é que as entradas para um modelo não são completamente independentes. Por exemplo, existe uma forte correlação entre os padrões de mobilidade e conectividade e, então, ao se definir por uma escala de tempo apropriada para se usar, ela será dependente da mobilidade e comportamento do usuário.

Assim, antes de discutir o modelo de jogo que é proposto por esta tese, esta seção apresenta o cenário que descreve em maiores detalhes a situação do roteamento modelado. O objetivo é apresentar o cenário de avaliação selecionado, considerar as correlações existentes e discutir o impacto das diferentes entradas que o modelo admite.

Nesse sentido, para esta tese, projetou-se um cenário em que a rede DTN fosse constituída de nós que pudessem ser heterogêneos em relação a um ou mais aspectos como mobilidade, recursos disponíveis, sociabilidade, etc. Além disso, objetivou-se representar um cenário potencial de uma DTN ou PSN rural (Seção 1.2) em que a rede fosse altamente particionada e esparsa. Nesta tese, modelos de mobilidade que permitam alguma previsibilidade e repetibilidade foram utilizados, pois, segundo (GRASIC; LINDGREN, 2012), a mobilidade repetitiva contribui para que os esquemas de roteamento com replicação baseada em uma função de utilidade alcancem um melhor desempenho.

5.3.1. Modelo de mobilidade

Os esquemas de roteamento em DTNs buscam se beneficiar das características subjacentes da mobilidade e conectividade da rede para alcançarem desempenhos ótimos. Simulação em DTN pode ser alimentada com dados de conectividade e mobilidade a partir de ‘*traces*’ de mobilidade, que consiste de uma coleção de informações que representam a trajetória de movimentos dos nós e suas localizações. *Traces* de mobilidade real se referem à mobilidade

humana e informação de encontros reais coletados em experimentos ou projetos implementados na prática (WEI et al., 2013). Entretanto, uma outra maneira de extrair *traces* é usar um simulador de tráfego com padrões realísticos de mobilidade, que reflitam melhor a realidade (ZEMOURI et al., 2012). Assim sendo, na ausência de dados de experimentos ou projetos do mundo real, esta tese utiliza “*traces*” em que as informações sobre as trajetórias são geradas a partir do Simulador de Mobilidade Urbana (*Simulation of Urban MObility* – SUMO). SUMO é um simulador de tráfego amplamente difundido que tem provado sua confiabilidade e desempenho dentro da comunidade de Sistemas Inteligentes de Transporte. O desenvolvimento e aplicações do SUMO podem ser vistos em (BEHRISCH et al., 2011) e (KRAJZEWICZ et al., 2012).

Além de utilizar padrão de mobilidade obtido a partir do SUMO, esta tese também empregou em seus experimentos dados de mobilidade gerados a partir do modelo sintético de mobilidade do tipo randômico *Random Way-Point* (RWP) (BROCH et al., 1998). O modelo de mobilidade RWP é muito popular entre a comunidade de pesquisadores em DTN, embora não contenha a mobilidade repetitiva necessária para alavancar o desempenho de algoritmos de roteamento que utilizam funções de utilidade, uma vez que esses algoritmos se baseiam na previsibilidade e repetibilidade da mobilidade dos nós (GRASIC; LINDGREN, 2012). Assim, para superar a falta da mobilidade repetitiva, o modelo de mobilidade sintético RWP foi adaptado do modelo de mobilidade baseado em comunidades ou *Community-based Mobility Model* (CBM) (SPYROPOULOS, 2006). O modelo CBM adotado insere algum grau de previsibilidade e repetibilidade necessária para a avaliação do tipo de esquema de roteamento empregado. A seguir, os dois modelos de mobilidades utilizados são detalhadamente explicados.

CBM

O cenário utilizado é um ambiente de rede tolerante a atrasos composto por uma população heterogênea de nós agrupados em pequenas comunidades (por exemplo, trabalhadores de um determinado talhão²³ de uma fazenda) de acordo com o modelo CBM. Quando um nó está dentro da sua própria comunidade ele se move preferencialmente na maior parte do tempo com uma probabilidade p_l dentro de subáreas ou entre subáreas da sua comunidade (por exemplo, salas do centro administrativo da empresa rural). De vez em quando, um nó pode

²³ Talhão representa a divisão real ou imaginária de uma fazenda, possibilitando um controle mais apurado dos custos de produção individualizados por safra agrícola.

sair da sua comunidade de acordo com uma probabilidade $1 - p_l$. Quando os nós saem das suas comunidades, eles se dirigem aos chamados pontos de interesse (*Points of Interest* – POIs). Os POIs são localidades também chamadas de *hubs* (SPYROPOULOS; TURLETTI, 2009) (por exemplo, dormitórios, restaurantes, garagens, oficinas, áreas de processamento de grãos em uma empresa rural), onde ocorrem em especial oportunidades de encontros entre nós de outras comunidades. Uma vez fora da sua comunidade, os nós podem escolher continuar a visitar outros POIs com uma probabilidade p_r ou retornar à subárea da sua comunidade de origem com probabilidade $1 - p_r$. Durante cada um desses estados, o nó executa o movimento *RWP*. O esquema do modelo CBM está representado na Figura 5.1, sendo que, no caso do cenário desta tese, quando o nó sai da sua comunidade em *roaming* ele está visitando algum dos POIs considerados.

O modelo de comunidades emprega o conceito de classes de nós. Uma classe agrega nós que têm características (por exemplo, nós estáticos, pedestres, veículos, etc.) relativamente homogêneas dentro da classe, mas quando essas mesmas características são comparadas entre as classes elas se apresentam bastante heterogêneas. A diferenciação entre as classes de nós ocorre através da manipulação das probabilidades de transição ($p_l; p_r$), velocidades, tempos de pausa e subáreas da comunidade às quais os nós pertencem. Assim, o cenário considerado consiste de quatro diferentes tipos de nós, como em (SPYROPOULOS; TURLETTI, 2009), porém com um nível maior de heterogeneidade. 1) **nós comunidades** – são aqueles que se movem somente dentro de subáreas específicas da sua própria comunidade. Nós dessa classe movem-se mais lentamente e têm os maiores tempos de pausa; 2) **nós locais** – estes nós movem-se localmente na maior parte do tempo entre um subconjunto definido de subáreas diferentes da sua comunidade, mas podem ocasionalmente visitar os POIs mais próximos da sua comunidade. Eles usam valores intermediários para velocidade e tempo de pausa quando comparados com aqueles utilizados pelas outras classes; 3) **nós roamings** – são nós que saem

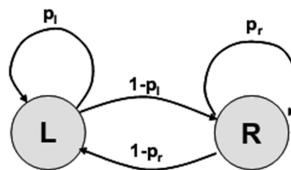


Figura 5.1. Modelo de mobilidade baseado em comunidade - CBM. No estado *L* o nó se move localmente ou dentro da sua comunidade; no estado *R* o nó sai da sua comunidade em *roaming*.

da sua comunidade com maior frequência e podem visitar qualquer um dos POIs existentes. Uma vez dentro da sua comunidade, eles se movem por toda sua extensão (isto é, eles não ficam restritos em determinadas subáreas da comunidade). Esses nós são os mais rápidos, isto é, movem-se com velocidades maiores e utilizam os menores tempos de pausa entre todas as classes de nós; 4) **nós fixos** – são nós estáticos e estão uniformemente distribuídos na área da sua comunidade.

Padrão de mobilidade gerado pelo SUMO

O padrão de mobilidade gerado pelo SUMO utilizado nesta tese é baseado em dados que simulam ambientes de mobilidade humana do campus Santa Mônica da Universidade Federal de Uberlândia, Minas Gerais, Brasil. Esta opção pelos ambientes do campus Santa Mônica, e não por um ambiente rural, se justifica pelo fato de o campus ser uma área mapeada disponível no *OpenStreetMap* (COLABORADORES DO OPENSTREETMAP, 2014), que é um serviço de mapas oferecido através da Internet desenvolvido por uma comunidade voluntária de mapeadores. Através do *OpenStreetMap* é possível exportar mapas em formato *XML*, que é o formato exigido pelo SUMO. Por sua vez, o simulador DTN desenvolvido para esta tese, e descrito em (MAIA et al., 2013), é alimentado pelas posições dos nós nas rotas processadas justamente pelo SUMO. O cenário para a simulação do tráfego a partir do SUMO é descrito a seguir.

Na coleção de informações utilizadas pelo SUMO do campus Santa Mônica, os nós estão uniforme e esparsamente distribuídos para representar usuários nos prédios de departamentos da universidade. Portanto, cada prédio de departamento é tratado como uma comunidade. Cada nó se move preferencialmente na maior parte do tempo em sua própria comunidade, mas pode sair e percorrer por algumas localidades especiais definidas anteriormente como POIs. As cafeterias, biblioteca e restaurante localizados na área do campus são considerados como POIs no modelo de mobilidade gerado pelo SUMO.

Para o uso do SUMO, dados das mesmas quatro classes de nós do modelo CBM também são colecionados: nós fixos, nós comunidade, nós locais e nós *roaming*. O nó fixo pode ser um *gateway* para acesso a outras redes. Os nós comunidade são usuários que não visitam os POIs e passam todo o dia trabalhando em seus próprios escritórios e, ocasionalmente, visitam outros escritórios do seu prédio de departamento. Os nós locais são usuários que ocasionalmente podem sair para visitar a biblioteca ou alguma das cafeterias. Os nós *roaming*

são usuários que tomam café da manhã e lanche da tarde nas cafeterias e almoçam diariamente no restaurante do campus da universidade. Assim, os encontros com nós de outras comunidades ocorrem especialmente nos POIs ou durante os deslocamentos até a esses locais. Consequentemente, os nós *roamings* são os nós mais requisitados para realizar as retransmissões de mensagens entre comunidades diferentes. Os nós móveis se movem sobre caminhos definidos pelo mapa do campus e escolhem o menor caminho através de um processo iterativo empregado pelo SUMO baseado no algoritmo de caminho mais curto de Dijkstra (SUMO, 2015).

Em resumo, os dados de mobilidade gerados através de CBM e SUMO consideram que os diferentes tipos de nós têm movimentos distintos e contam com *localizações* específicas como os POIs e subáreas das comunidades que são visitadas mais frequentemente (ver configuração da simulação na Seção 6.2). Portanto, trata-se de um cenário apropriado para avaliação de algoritmos de roteamento que usam a história dos encontros anteriores dos nós, frequência e duração dos contatos, ou seja, algoritmos que se baseiam na previsibilidade e repetibilidade da mobilidade do nó. Entretanto, devido à existência de rotas bem definidas e maior regularidade nas visitas aos POIs, o padrão de mobilidade gerado a partir do SUMO reproduz um nível maior de previsibilidade e repetibilidade que não é possível no CBM, uma vez que tem como base o padrão randômico de mobilidade RWP. Dessa forma, o SUMO introduz um maior realismo ao padrão de mobilidade utilizado nas simulações.

5.3.2. Geração de mensagens

Nesta tese, admite-se que uma mensagem para ser transferida precisa ser dividida em K pequenas unidades chamadas de *chunks* (ALTMAN; LUCIOLES; PELLEGRINI, 2009). Os *chunks* são encaminhados independentemente uns dos outros. Uma vez que uma sequência de *chunks* correspondente a uma mensagem é recebida, a mensagem é considerada recebida pelo nó de destino. Normalmente, utiliza-se dessa estratégia quando a duração dos contatos é finita (e curta) ou quando a mensagem é maior do que a capacidade de armazenamento dos nós. E se considerar a adição de H *chunks* redundantes por algum processo de codificação, o arquivo pode ser reconstruído no destino uma vez que ele receba qualquer K de $K + H$ *chunks*. Na literatura, esta técnica de codificação é conhecida como codificação por apagamento (*erasure coding*) (WANG et al., 2005).

Entretanto, na abordagem adotada pela proposta apresentada nesta tese, o número de sucessos e falhas da entrega de uma sequência de *chunks* é usado pelo nó de destino para estimar a confiabilidade dos valores de previsibilidade de entrega trocados com outros nós durante as oportunidades de encontros. Baseando-se na observação histórica dos sucessos e falhas, a inferência Bayesiana é utilizada para racionalizar as opiniões de confiança dos nós sobre a boa vontade ou reputação dos nós intermediários em participar do processo de encaminhamento em múltiplos saltos (*multi-hops*). No mecanismo implementado, a reputação é usada para avaliar a competência ou previsibilidade de encaminhamento relacionada pelo valor da função de utilidade apresentado pelo nó candidato a retransmissor. No caso, esta competência é mapeada para se relacionar à classe de energia do nó candidato.

Ainda sobre a geração de mensagens, para maximizar a probabilidade de entrega bem sucedida de sequências completas de *chunks* e, portanto, das mensagens, esta tese assume que para cada *chunk* gerado por qualquer nó de origem é associado um limite de cópias L que podem ser replicadas na rede.

5.3.3. Processo de decisão

Nas condições apresentadas para o cenário, assume-se que um nó arbitrário i tenha n *chunks* armazenados em seu *buffer* para serem encaminhados aos seus respectivos destinos. Seja um dado *chunk* m associado a um valor c de *forwarding tokens*, tal que $1 \leq c \leq L$, onde L é o número limite de cópias imposto a todo novo *chunk* gerado por qualquer nó origem. É importante realçar que o nó i pode ter entre seus *chunks* armazenados tanto *chunks* próprios, chamados de *chunks de origem*, como também *chunks* gerados por outros nós.

Quando o nó i tem a oportunidade de um encontro com outro nó, definido como nó j , o modelo do jogo proposto considera que, em um primeiro momento, cada nó i e j , alternadamente, entrega os *chunks* que são destinados ao outro nó do encontro. Em uma segunda etapa, é quando os dois nós trocam entre si cópias dos *chunks* que podem ser retransmitidos pelo outro nó do encontro. Para isso, os nós iniciam um processo de tomada de decisão pelo encaminhamento ou não de cópias de *chunks* armazenados em seus *buffers*. Considerando inicialmente sob a perspectiva do nó i , no começo da segunda etapa, ele deve decidir sobre as seguintes questões:

- a) Primeiramente, dos *chunks* armazenados em i e que não existem cópias armazenadas em j , quais são os *chunks* que devem ser replicados para j , e
- b) Em seguida, para cada *chunk* a ser replicado, quantos $l_i(c)$ *forwarding tokens* devem ficar associados à cópia a ser entregue para o nó j ($l_i(c) \in [1, c - 1]$), e manter o restante $c - l_i(c)$ *tokens* para o próprio *chunk* do nó i . Como em *Spray and Wait* (SPYROPOULOS; PSOUNIS; RAGHAVENDRA, 2005), quando um nó i tiver um *chunk* com $c = 1$ *forwarding token* para este *chunk*, ele poderá apenas encaminhá-lo para seu destino.

Em relação à primeira decisão da segunda etapa, o modelo do jogo considera que um nó i carregando um *chunk* para um destino d mantém uma função de utilidade $U_i(d)$ de acordo com o algoritmo de roteamento utilizado²⁴, que reflete a probabilidade do nó i de entregar um *chunk* ao nó d . Quando i encontra o nó j com nenhuma cópia do *chunk* e função de utilidade $U_j(d)$, o nó i decide por encaminhar uma cópia desse *chunk* para o nó j se: $U_j(d) > U_{min}$ para algum valor mínimo U_{min} (critério da utilidade absoluta), ou pode utilizar de um outro critério, isto é, se $U_j(d) > U_i(d)$ (critério da utilidade relativa) (SPYROPOULOS; TURLETTI, 2009).

Uma vez que o nó i tenha definido quais os *chunks* que devem ser encaminhados ao nó j , o próximo passo é decidir quantos *forwarding tokens* para cada cópia deve conceder a j . De acordo com argumentos de racionalidade (ver Seção 3.2), o nó i deseja maximizar o número de *chunks* que chegam corretamente ao destino durante seus tempos de vida. Uma vez que os nós têm restrição de energia, o número $l_i(c)$ de *forwarding tokens* por cópia a ser repassado deve ser de acordo com:

- a) a crença do nó i sobre a efetiva capacidade do nó j em assumir a responsabilidade pela dispersão das cópias concedidas, e
- b) os próprios recursos disponíveis para o nó i . Nesse sentido, se o nó i estiver com baixa energia, ele poderia confiar um maior número de *tokens* a um nó j com maior

²⁴ Conforme a definição do problema estabelecida no Capítulo 1, o algoritmo de roteamento considerado nesta tese usa uma função de utilidade baseada em, por exemplo, histórico de encontros, mobilidade e sociabilidade para distinguir os melhores encaminhadores, mas que originalmente não leva em consideração a questão do consumo de energia.

probabilidade de retransmitir as cópias. Por outro lado, se o nó i tem mais energia, ele poderia ‘experimentar’ conceder menos *tokens* e aguardar por outras oportunidades de encaminhamento em futuros encontros. Ao final dessa fase, pode ocorrer que o nó i decida por $l_i(c) = 0$ *token* para uma determinada cópia de *chunk* e o resultado combinado das decisões é pelo não encaminhamento da cópia ao nó j .

Essa sensibilidade do nó i ao tomar a decisão por uma ação $l_i(c)$ é retratada por uma função de recompensa conforme está definida na Seção 5.4.3.

Após o nó j receber as cópias dos *chunks* com seus respectivos *forwarding tokens* enviadas pelo nó i , ele as armazena em um *buffer* de entrada. Para cada cópia do *chunk* recebida, o nó decide quantos dos $l_i(c)$ *forwarding tokens* concedidos pelo nó i deve aceitar. Esta decisão é baseada na energia remanescente do nó j que pode levá-lo a rejeitar todos os *tokens* concedidos. Consequentemente, essa ação levaria ao descarte integral da cópia do *chunk* enviada. Entretanto, ao assumir um ou mais dos $l_i(c)$ *forwarding tokens* que lhe foram delegados para a cópia do *chunk*, o nó j armazena a cópia em um *buffer* permanente. Com isto, o nó j poderá, em futuros encontros, estar recuperando e encaminhando um número de novas cópias correspondente aos *forwarding tokens* aceitos para a cópia do *chunk*.

Uma vez que a energia do nó j afeta as decisões de encaminhamento, o nó i deve ter uma crença sobre qual seria o recurso energético disponível ao nó j . Diferentemente das soluções que empregam algoritmos de roteamento em que a energia atual dos nós é conhecida (*energy-aware routing algorithm*), no modelo apresentado nesta tese, os nós não têm nenhuma motivação para reportarem direta ou indiretamente seus níveis reais de energia para serem usados pelos outros nós em decisões de encaminhamento. A suposição adotada é que as probabilidades de encaminhamento trocadas entre dois nós baseadas nas suas energias residuais atuais não podem ser sustentadas ao longo do tempo devido à dinâmica que rege o consumo de energia. É o caso da previsibilidade de entrega para um *chunk* apresentado por um nó em uma oportunidade de encontro que poderá se deteriorar de acordo com a diminuição da energia remanescente desse mesmo nó. Diferentemente, se o cenário de DTN avaliado contém algum grau de previsibilidade e repetibilidade da mobilidade do nó, a função de utilidade que usa parâmetros como informação de encontro e relação de sociabilidade entre os nós pode ser considerada mais confiável e estável, pois os valores dos parâmetros

utilizados não sofrem grandes variações no decorrer do tempo avaliado (GRASIC; LINDGREN, 2012).

Portanto, caberá ao nó i desenvolver uma estimativa aproximada sobre a energia que está disponível aos outros nós. Estimativa aproximada porque o nó não conhece a real energia remanescente dos outros nós, pois, conforme visto acima, essa informação não lhe é repassada. Portanto, cabe ao nó estimar ou desenvolver uma crença sobre a energia remanescente dos outros nós através de conhecimentos *a priori* sobre a rede e conhecimentos adquiridos e/ou atualizados durante os encontros. O mecanismo de atualização de crenças é descrito a seguir, na Seção 5.4.2.

Para o cenário de DTN analisado, essa estimativa ou crença, ainda que aproximada, é utilizada para refinar os valores das funções de utilidade implementadas pelos algoritmos dos esquemas de roteamento. Dessa forma, pode-se favorecer a escolha de um nó que seja melhor retransmissor do que outro levando em consideração a quantidade de energia disponível para ser consumida. Assim, espera-se uma melhor justiça aos nós de melhor previsibilidade de entrega de modo a retardar o esgotamento da energia ou a ‘morte’ desses nós, ou seja, permitindo que possam permanecer ‘vivos’ por um período de tempo maior. A formalização do mecanismo de atualização de crenças está descrita a seguir, na Seção 5.4.2.

Após o recebimento das cópias dos *chunks* de i para serem encaminhadas, será a vez do nó j tomar a decisão sobre o envio de cópias dos seus *chunks* armazenados que não estiverem no *buffer* do nó i . O processo se repete a cada encontro entre um par de nós até que ao menos uma cópia de cada *chunk* seja entregue ao seu destino ou que as cópias tenham sido descartadas, retidas em nós ‘desligados’ ou que não tenham tido a oportunidade de encaminhamento durante os múltiplos saltos. Além disso, o algoritmo também considera o descarte do *chunk* caso seu tempo de vida se esgote antes que a entrega tenha ocorrido.

É importante observar que o modelo considera que o tempo em que os nós permanecem em contato é suficiente para que todos os *chunks* sejam trocados, principalmente porque grande parte desses contatos ocorrem dentro das comunidades e nos POIs, ocasiões em que os nós podem estar parados e as conexões persistirem por minutos. Além disso, ainda que as oportunidades de contato ocorram em movimento, a suposição que os nós conseguem realizar suas trocas de *chunks* também pode ser considerada. De acordo com (HUI et al., 2005), no

caso de dispositivos que utilizam de tecnologias de transmissão sem fio tais como *Bluetooth* e Wi-Fi/802.11, o intervalo de contato é na ordem de 10 segundos para as típicas velocidades de pedestres e veículos. Com isso, durante uma oportunidade de contato, os experimentos de (HUI et al., 2005) mostram que em torno de 1 MB de dados podem ser trocados caso seja considerada uma velocidade de caminhada e *Bluetooth*; ou até 90 MB de dados podem ser transferidos com TCP se empregar 802.11 e velocidades de carro em torno de 10 km/h²⁵.

Portanto, uma vez que, por exemplo, em aplicações embarcadas utilizadas no rastreamento e monitoramento de máquinas e veículos agrícolas o tamanho das mensagens é menor do que 70 bytes (MEZZALIRA; TREVELIN, 2012), não é irrealista admitir para o modelo do jogo proposto que parâmetros como largura de banda, capacidade de armazenamento e intervalo de contato não comprometem a competência dos nós em encaminhar *chunks*. Especificamente, o que o modelo busca é capturar a dinâmica das decisões de encaminhamento em uma situação em que a previsibilidade de entrega dada pelas funções de utilidade dos nós é afetada exclusivamente pela restrição de energia.

A seguir, esta seção é concluída com um sumário das fases do processo de roteamento do cenário apresentado, que também pode ser visualizado no esquema da Figura 5.2:

1. O nó i se encontra com o nó j e, então, os dois nós executam a etapa de trocas de *chunks* destinados a cada um. As crenças em relação aos nós participantes dos encaminhamentos são atualizadas.
2. A segunda etapa se inicia com as trocas do “index” dos *chunks* restantes que ambos os nós carregam, chamado de vetor sumário (*summary vector*) (VAHDAT; BECKER, 2000), como também trocam o vetor com os valores da função de utilidade para os destinos conhecidos pelos nós. Evidentemente, valores de função de utilidade calculados de acordo com o algoritmo de roteamento adotado que, conforme já citado anteriormente, não leva em conta a energia remanescente.
3. O nó i avalia os valores da função de utilidade para os seus *chunks* armazenados que não tenham cópias armazenadas em j . Na sequência, decide encaminhar cópias de

²⁵ Evidentemente, a quantidade de dados que podem ser transferidos entre dois nós móveis é dependente de vários fatores, como o tempo requerido pelos nós para a descoberta de um e outro, o tempo que os nós permanecem dentro da faixa de alcance requerido um do outro, e a variação da taxa de transferência devido ao ambiente de operação e à distância entre emissor e receptor (HUI et al., 2005).

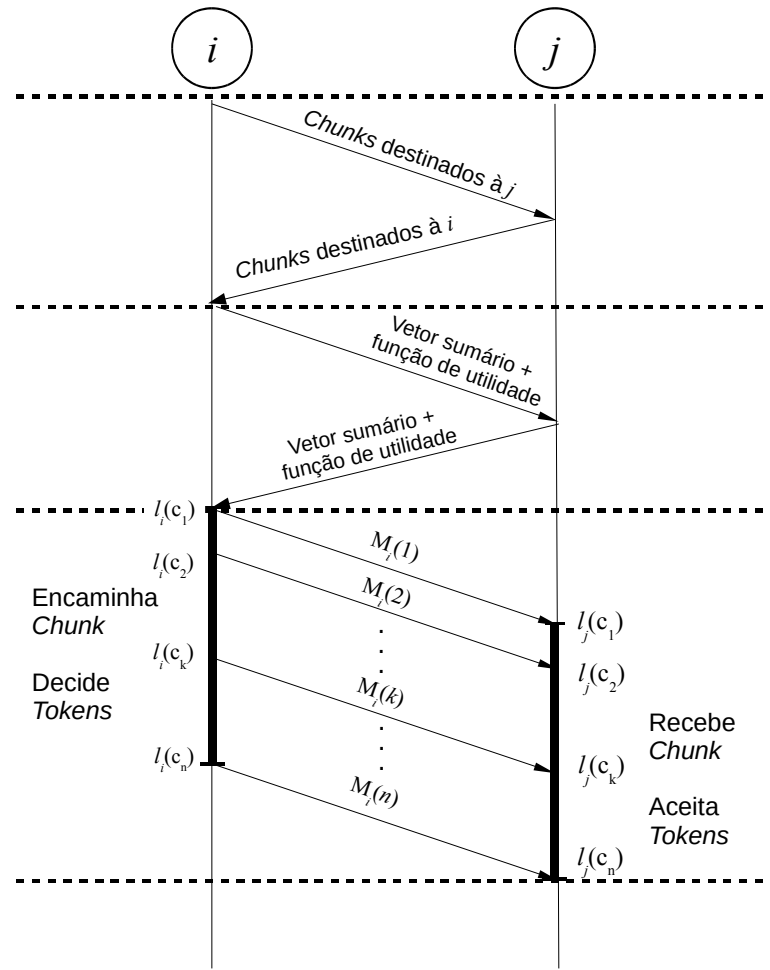


Figura 5.2. Esquema do processo de roteamento. No exemplo, o nó i tem n chunks para encaminhar ao nó j após avaliar os valores das funções de utilidade, sendo que $1 \leq c_k \leq L$, $0 \leq l_i(c_k) \leq c_k - 1$ e $l_j(c_k) \leq l_i(c_k)$. Os encaminhamentos do nó j para o nó i não estão representados no esquema.

chunks para as quais o nó j apresenta maior previsibilidade de entrega, isto é, maior valor da função de utilidade.

4. Após decidir quais as cópias dos chunks devem ser encaminhadas ao nó j , o nó i decide baseado no seu próprio nível de energia e na previsibilidade de entrega de j a quantidade de forwarding tokens associados a cada chunk replicado.
5. O nó j recebe as cópias com seus respectivos tokens e decide quantos tokens serão aceitos baseando-se no seu próprio nível de energia.
6. As etapas de 2 a 4 se repetem, agora com o nó j definindo quais cópias de chunks com seus tokens deve encaminhar ao nó i . O modelo considera que o tempo de contato entre os nós é suficiente para que ocorram os encaminhamentos de chunks entre i e j .
7. As etapas de 1 a 6 se repetem a cada encontro de um par de nós.

5.4. Modelo teórico para o roteamento considerando restrição de energia

Nesta seção as interações entre os nós da rede são formalizadas e o jogo que eles jogam é definido. A proposta considera que o modelo geral do jogo é um jogo Bayesiano repetido onde cada repetição é um estágio. Os estágios do jogo iniciam-se como simples jogos Bayesianos de sinalização jogados por dois nós na oportunidade do encontro.

Jogos Bayesianos (também conhecidos como jogos com informação incompleta) são modelos de situações de decisão interativa em que os tomadores de decisão (jogadores) têm apenas informação parcial sobre os dados do jogo e sobre os outros jogadores (ZAMIR, 2012). Adotando uma abordagem de estatística Bayesiana, assume-se que o jogador que tem conhecimento parcial sobre os dados do jogo mantém algumas crenças sobre os parâmetros que ele não conhece ou que tem incerteza sobre esses parâmetros. Os jogadores escolhem suas ações durante o jogo de acordo com suas crenças e informação privada. Sendo que, conforme visto no Capítulo 3, a informação privada relevante em jogos Bayesianos é representada pela noção de tipo de jogador. Além disso, naquele mesmo capítulo também foi abordado que uma das formas mais comuns de aplicações de jogos de informação incompleta do tipo Bayesianos são os jogos de sinalização constituídos por dois jogadores, o emissor e o receptor.

Assim, na sequência, é apresentada a especificação do modelo proposto do jogo Bayesiano de sinalização para o encaminhamento de *chunks*. Para isso, o cenário de rede DTN utilizado considera que os dispositivos sofrem de restrição de energia e o algoritmo de roteamento não utiliza da informação da energia remanescente do nó no cálculo da função de utilidade.

5.4.1. Especificação do jogo

Na oportunidade de um encontro, o modelo define como um novo estágio sempre que um nó tem *chunks* para serem replicados ao outro nó. Seja o nó i aquele nó que tem cópias de *chunks* para serem encaminhadas ao outro nó denominado de j . Considerando que os nós tomarão decisões como em um jogo de sinalização, o jogador j é o emissor (do sinal) e o jogador i é o receptor (do sinal).

Em relação ao tipo de jogador, o modelo assume que cada nó da DTN tem uma representação discreta para a energia, assim como em (NURMI, 2006), que é de conhecimento unicamente

dele próprio. Esta energia discretizada é chamada de classe de energia de um nó e identifica o tipo θ do jogador. O conjunto Θ é constituído por todos os valores possíveis de energia. No jogo de sinalização admitido, o nó i não pode observar o tipo do jogador j , entretanto, i tem conhecimento de que j pode ser do tipo θ com probabilidade $p(\theta)$. A probabilidade $p(\theta)$ é denominada probabilidade *a priori* ou crença inicial de i quanto ao tipo de j ; a distribuição de probabilidades *a priori* $p(\cdot)$ sobre Θ é de conhecimento comum entre os jogadores, isto é, supõe-se que a discretização seja global. Isto significa que todos os nós da rede podem assumir o mesmo possível conjunto de valores para as classes de energia.

No jogo, o jogador i ‘procura’ entre os nós da rede os melhores candidatos a quem possa confiar a replicação das cópias dos *chunks* que armazena. Nesse sentido, uma vez que o critério de utilidade relativa $U_j(d) > U_i(d)$ tenha sido atendido para uma determinada cópia de *chunk* para um destino d , nesta tese, assume-se que o valor $U_j(d)$ da função de utilidade do nó j para a cópia possa ser utilizado pelo nó i como o sinal da capacidade do nó j em assumir a replicação de cópias. Então, o conjunto de sinais para o nó j é dado por $S_{\theta_j} = [U_j^{min}(d), U_j^{max}(d)]$, onde os valores *min* e *max* para $U_j(d)$ são dados pelo algoritmo do esquema de roteamento utilizado, que no caso desta tese, os algoritmos utilizados são apresentados na Seção 6.1.

O problema reside no fato de que o mesmo tipo de sinal pode ser emitido pelos nós das diferentes classes de energia. Como um nó não é capaz de comunicar diretamente aos demais nós sobre sua classe de energia (suposição abordada na Seção 5.3.3), o nó i pode pretender usar o valor observável da função de utilidade do nó j para formar um julgamento sobre a real classe de energia do nó j . O modelo assume que cada nó forma crenças atualizadas sobre as classes de energia dos outros nós. No momento do encontro, a crença atualizada que o nó i tem sobre a classe de energia do nó j apenas observando o valor da função de utilidade é denotado por $\mu_j(\theta_j|U_j(d))$. O modelo assume que, apesar de todos os nós da rede terem suas crenças sobre as classes de energia dos outros nós, a decisão do nó j em aceitar assumir os *forwarding tokens* para as cópias das mensagens do nó i não leva em consideração a sua crença sobre a classe de energia do nó i , mas apenas seu conhecimento sobre seu próprio nível de energia remanescente.

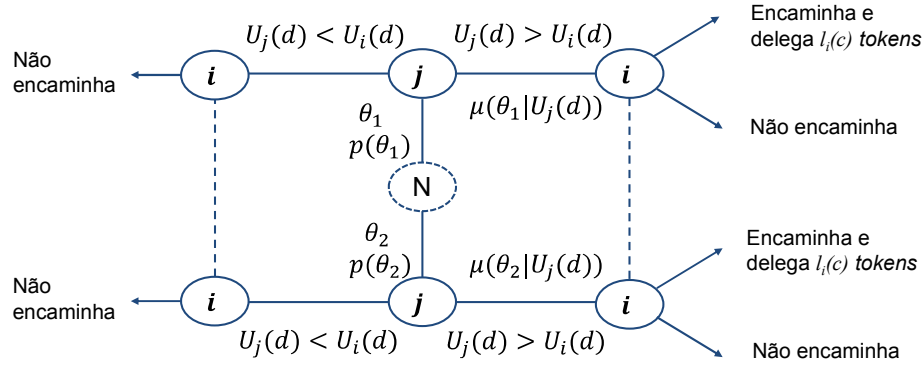


Figura 5.3. Jogo de sinalização de encaminhar e delegar *tokens* ou não encaminhar.

Para ilustrar o jogo de sinalização admitido considere o jogo encaminhar e delegar *tokens* ou não encaminhar da Figura 5.3. Neste jogo, a Natureza (N) escolhe o tipo do jogador j entre dois únicos tipos θ_1 (com probabilidade $p(\theta_1)$) e θ_2 (com probabilidade $p(\theta_2)$), em que $\theta_1 > \theta_2$. O jogador i observa apenas o sinal $U_j(d)$ emitido pelo jogador j mas não o tipo, e escolhe não encaminhar ou encaminhar a cópia do *chunk* delegando $l_i(c)$ *tokens*. Para isso, o nó i toma a decisão baseando-se no valor da sua própria função de utilidade $U_i(d)$ e na sua crença $\mu(\cdot)$ sobre o tipo do nó j .

O modelo considera que o espaço de ações para o nó i decorre das possibilidades que o nó tem de conceder ao nó j um valor de *forwarding tokens* para uma cópia de *chunk* que lhe dará o direito de posteriormente encaminhar cópias adicionais desse mesmo *chunk*. Dessa forma, para um dado *chunk* m armazenado no *buffer* com $c > 1$ *forwarding tokens*, o espaço de ação do nó i é o conjunto $A_{i_m} = \{l_i(c) | 0 \leq l_i(c) \leq c - 1\}$, isto é, as quantidades possíveis de $l_i(c) \in [0, c - 1]$ *forwarding tokens* que o nó i pode atribuir à cópia do *chunk* m a ser encaminhada ao nó j durante o referido encontro.

Por outro lado, $l_j(c)$ é o número de *forwarding tokens* efetivamente aceitos pelo nó j para a cópia do *chunk* m com $l_i(c)$ *forwarding tokens* encaminhada pelo nó i . Assim, o espaço de ação do nó j é o conjunto $A_{j_m} = \{l_j(c) | 0 \leq l_j(c) \leq l_i(c)\}$, ou seja, consiste de todas as alternativas entre zero e $l_i(c)$. Portanto, as ações do nó i claramente restringem as ações do nó j dentro da árvore do jogo. Como exemplo deste tipo de situação, a Figura 5.4 apresenta uma árvore de um jogo com um nó j que tem dois tipos possíveis de classe de energia, θ_1 e θ_2

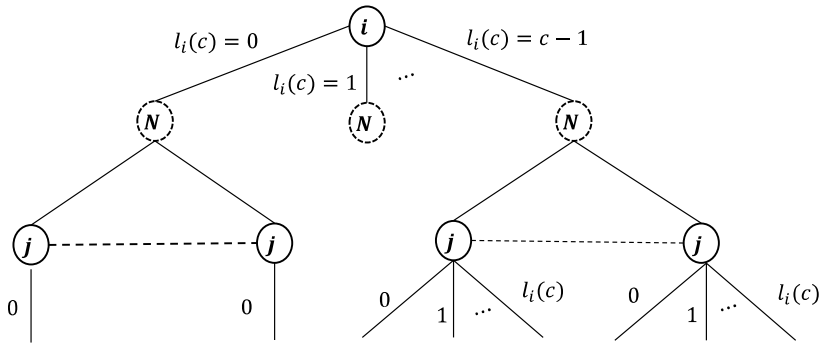


Figura 5.4. Um exemplo de árvore do jogo. Neste exemplo, um nó j tem dois possíveis tipos de classe de energia, θ_1 e θ_2 ($\theta_1 > \theta_2$), e o nó i encaminha uma cópia do *chunk* com c *forwarding tokens* podendo delegar ao nó j de 1 a $l_i(c) = c - 1$ *forwarding tokens* ou não encaminha nenhuma cópia, isto é, $l_i(c) = 0$.

($\theta_1 > \theta_2$), e onde o nó i pode simplesmente não encaminhar cópia do *chunk*, isto é, $l_i(c) = 0$, ou encaminhar uma cópia da mensagem com c *forwarding tokens* com a possibilidade de conceder ao nó j de 1 a $l_i(c)$ *forwarding tokens*.

5.4.2. Atualização das crenças

O mecanismo de monitoramento implementado considera que os *chunks* entregues podem indicar aqueles nós que mais frequentemente participam do processo de encaminhamento. Essa informação pode ser obtida a partir da leitura do campo do cabeçalho onde ficam anotados os IDs dos nós encaminhadores.

O mecanismo considera as cópias dos *chunks* de uma sequência que foram encaminhadas por um nó intermediário como sendo o número de sucessos e é denotado por s . Por outro lado, as falhas f são dadas por $K - s$, onde K é o número de *chunks* que constituem uma sequência. Admite-se que a entrega de uma sequência pode se dar de forma fragmentada, através de mais de um encontro. Isso ocorre porque um nó pode negar os *forwarding tokens* que lhe são delegados para uma cópia de *chunk* e, então, quebrar toda uma sequência de *chunks* que lhe está sendo encaminhada. Dessa maneira, cada nó que tenha sido o destino de sequências de *chunks* guarda em uma tabela o número de sucessos e falhas relativas aos nós participantes da entrega dessas sequências. Se um nó de um encontro é o nó de destino de cópias de *chunks* que lhe são entregues, esse nó de destino utiliza o algoritmo implementado para atualizar os valores de s e f para os nós encaminhadores envolvidos. Isto significa que quanto maior forem os sucessos de encaminhamento atribuídos a um nó, é mais provável que esse nó tenha mais disposição em cooperar nos encaminhamentos do que outro a quem é atribuído maior

número de falhas no encaminhamento. Esta tese correlaciona a boa vontade de um nó em participar do processo de encaminhamento com o fato de ter uma energia remanescente maior, por isso ele seria menos restritivo às solicitações de encaminhamento.

Assim sendo, assume-se que o acúmulo das observações dos sucessos e as falhas na entrega das cópias dos *chunks* das sequências por um nó participante do encaminhamento *multi-hop* pode ser utilizado para estimar sua classe de energia θ . Neste caso, a estimativa é baseada na inferência Bayesiana. Para esse propósito, a inferência Bayesiana assume que o parâmetro θ é uma variável randômica e que sua probabilidade *a priori* $p(\theta)$ é dada por uma distribuição beta $Beta(\alpha, \beta)$. A distribuição beta é uma família de distribuições de probabilidade contínua definida no intervalo $[0,1]$ com dois parâmetros α e β não-negativos que definem a forma da distribuição. Por exemplo, seja inicialmente uma distribuição *a priori* para os tipos de nós dada por $Beta(1,1)$. A distribuição $Beta(1,1)$ implica em uma distribuição uniforme no intervalo $[0,1]$, que indica completa incerteza já que não existe observação. Quando uma nova observação de s sucessos e f falhas é coletada, a função *a priori* é atualizada por $\alpha \leftarrow \alpha + s$ e $\beta \leftarrow \beta + f$.

A inferência Bayesiana é usada em muitos sistemas de reputação para racionalizar a opinião de confiança dos nós (LI, YANG, WU, 2010; WEI *et al.*, 2013; LI, WU, 2007). Nesta tese, a reputação de um nó é usada para avaliar a competência de um nó candidato para encaminhar cópias de *chunks*. No caso abordado nesta tese, essa competência é mapeada para corresponder a uma classe de energia. De acordo com a definição de inferência Bayesiana, o valor básico para uma crença b de uma reputação pode ser quantificado pelo valor esperado da distribuição beta dado por $\alpha/(\alpha + \beta)$. Entretanto, esta razão não pode refletir a incerteza da distribuição. Por isto, o modelo considera que a opinião do nó i sobre o nó j é dada por $b + \tilde{b} + u = 1$, onde b , $\tilde{b}$ e u denotam crença, descrença e incerteza, respectivamente (LI; WU, 2007).

Da teoria de Dempster-Shafer (WEI *et al.*, 2013), a variância normalizada da distribuição beta é usada para definir u como sendo

$$u = \frac{12 \cdot \alpha \cdot \beta}{(\alpha + \beta)^2 \cdot (\alpha + \beta + 1)}. \quad (34)$$

Esta incerteza satisfaz dois importantes atributos esperados para o conceito de incerteza. Primeiro, quando houver mais evidência, u consequentemente será menor. Segundo, quando houver maior evidência para s sucessos ou f falhas, u será menor do que quando comparado em situação em que ambas as evidências são iguais.

O total de certeza é $(1 - u)$, que é usado como a proporção de apoio à evidência dos resultados observados que resulta na probabilidade da crença. Assim, de acordo com a inferência Bayesiana, atribui-se que

$$b = \frac{\alpha}{(\alpha + \beta)} \cdot (1 - u). \quad (35)$$

Além de incluir incerteza à crença do nó sobre a estimativa da classe de energia dos outros nós, o método também inclui dois fatores de envelhecimento sobre as evidências. Intuitivamente, o nível de energia diminuirá com o decorrer do tempo, pois os nós estão continuamente consumindo energia nas transmissões dos *chunks*. Esse desvanecimento deve ser levado em consideração principalmente em casos em que os nós não são capazes de atualizarem a distribuição de probabilidades *a priori*, seja porque não são destinos de *chunks* ou que, pela natureza das DTNs, as observações das evidências são feitas entre longos intervalos. Assim, o modelo considera um peso de desconto, como em (WEI et al., 2013), e outro de adição para atualizar, respectivamente, as evidências de sucessos e falhas. Os pesos agem como fatores de envelhecimento para uma janela de tempo ΔT , tal que

$$\alpha = \alpha \cdot \text{desconto} + s \text{ e } \beta = \beta \cdot (1 + \text{adição}) + f, \quad (36)$$

onde Δt é o intervalo de tempo desde a última observação, $\text{desconto} = \omega^{\frac{\Delta t}{\Delta T}}$ e $\text{adição} = 1 - \omega^{\frac{\Delta t}{\Delta T}}$, sendo $0 < \omega < 1$. Para esta tese, o fator de desconto ω foi definido de modo que garantisse o melhor desempenho da estratégia de otimização nos cenários de rede DTN utilizados nos experimentos de simulação. Portanto, os fatores de envelhecimento de evidências consideram que no decorrer do tempo os sucessos tendem a diminuir e, as falhas, aumentar. No algoritmo de envelhecimento utilizado, ΔT é definido dinamicamente para cada nó a partir do valor médio de um número (também definido empiricamente) de intervalos de tempo entre suas observações de evidências. Os intervalos de tempo são armazenados em uma fila onde o intervalo mais recente é colocado ao final da fila e remove o valor mais antigo do

começo da fila. O tamanho da fila e o seu efeito sobre os fatores de envelhecimento é abordado na Seção 6.6 do próximo capítulo, que trata dos experimentos e resultados.

5.4.3. Estratégias do jogo proposto

Em um jogo de sinalização, é possível classificar os equilíbrios em estratégia pura em dois casos extremos. Um equilíbrio é chamado de equilíbrio separador quando cada tipo de jogador emissor comporta-se de maneira diferente, enviando sinais diferentes. Quando os tipos se comportam da mesma maneira no equilíbrio, ou seja, um mesmo sinal simples é enviado por todos os tipos com probabilidade igual a 1, o equilíbrio é dito agregador. Assim, nesta seção, os comportamentos dos nós i e j são descritos. Como poderá ser visto na sequência, na oportunidade de contato no cenário de rede DTN considerado, os nós decidem por estratégias em um equilíbrio agregador.

Comportamento do nó j

O modelo considera que cada estágio é constituído por um primeiro período onde se desenvolve um jogo Bayesiano tradicional de sinalização (ver Seção 3.6), em que o nó j inicialmente observa seu tipo θ_j para depois enviar o sinal $U_j(d)$. Em seguida, o nó i observa $U_j(d)$ e age decidindo sobre o valor de $l_i(c)$ *forwarding tokens* para a cópia do *chunk* que deve ser encaminhada ao nó j . Em um segundo período do jogo, o nó j decide quantos $l_i(c)$ *forwarding tokens* que lhe foram delegados deve aceitar. Para cada período do estágio, o nó j tem suas estratégias comportamentais dadas pelo conjunto $\gamma_j = \{\gamma_j^1(\cdot), \gamma_j^2(\cdot)\}$, em que $\gamma_j^1(\cdot)$ é a estratégia comportamental para o primeiro período e $\gamma_j^2(\cdot)$ é a sua estratégia comportamental para o segundo período.

Então, seja $\gamma_j^1(U_j(d)|\theta_j)$ a probabilidade com que o jogador j do tipo θ_j envia o sinal $U_j(d)$. O modelo pressupõe que, no primeiro período de cada estágio, o sinal $U_j(d)$ pode ser enviado por qualquer tipo θ_j de nó j , isto é, $\gamma_j^1(U_j(d)|\theta_j) = 1$. Portanto, o modelo considera que no primeiro período do estágio o nó i entende que o sinal recebido pode ter vindo de um nó de qualquer classe de energia, uma vez que a função de utilidade considerada não leva em conta o parâmetro nível de energia.

O modelo de jogo ainda considera estratégias de comportamento do nó j em relação à ação escolhida pelo nó i após observar o sinal $U_j(d)$. Assume-se que as estratégias de comportamento do nó j em resposta à ação do nó i , isto é, $\gamma_j^2(\cdot)$, são devidas a um evento probabilístico. É o evento dado pela probabilidade de se aceitar os *forwarding tokens* concedidos pelo nó i ao nó j para a cópia do *chunk* encaminhada a esse último nó. A probabilidade de se aceitar os *forwarding tokens* é devido à classe de energia θ_j na oportunidade do encontro. A gestão de energia preocupa-se fundamentalmente com os gastos das transmissões futuras de cópias que estão associadas aos *forwarding tokens* da cópia recebida. Então, seja $\psi(\theta_j)$ a função que atribui uma probabilidade à classe de energia atual θ_j . Isto corresponde a definir como estratégia comportamental para o nó j no segundo período do estágio como $\gamma_j^2(\psi(\theta_j)|\theta_j) = 1$. Assume-se que a função $\psi(\cdot)$ mantém ordenada as classes de energia, ou seja, se θ_{j1} representa menos energia do que θ_{j2} , então $\psi(\theta_{j1}) < \psi(\theta_{j2})$. Nesta tese, a função $\psi(\theta)$ é dada pela função exponencial decrescente $\exp(-(1,0 - \theta)/\nu)$, em que $\nu = 1,15$ é uma constante que determina o grau de decaimento da função.

Evidentemente, isto significa que o nó com mais energia provavelmente tem uma maior disposição em aceitar os *forwarding tokens* associados às cópias que lhe são encaminhadas. Assim, dada a ação do nó i de delegar $l_i(c)$ *forwarding tokens* para cada cópia de *chunk*, o nó j irá assumir em média $\psi(\theta_j) \cdot \sum_n l_i(c_n)$ *forwarding tokens*, considerando todas as n cópias de *chunks* encaminhadas do nó i para o nó j no momento do encontro.

O comportamento do nó i

O modelo pressupõe que as ações do nó i devem balancear a dispersão das cópias dos *chunks* que transporta e o uso da energia. Para este propósito, assume-se que ele forma crenças que guiam suas decisões sobre quantos *forwarding tokens* para cada cópia replicada deve conceder ao nó j para que, posteriormente, o nó j realize novas replicações de acordo com os valores de *forwarding tokens* aceitos. Essas crenças ou teorias são sobre os tipos dos outros jogadores e sobre suas estratégias comportamentais. Seja ϕ_j a teoria do nó i sobre os parâmetros de interesse de um nó j , isto é

$$\phi_j = \{\hat{\gamma}_j, \hat{\theta}_j\}, \quad (37)$$

onde $\hat{\gamma}_j$ é a crença do nó i sobre as estratégias comportamentais do nó j e $\hat{\theta}_j$ é a crença do nó i sobre a classe de energia do nó j , ou seja, o tipo de j .

Uma vez que se admite o equilíbrio agregador em que todos os tipos possíveis de nó j adotam o mesmo tipo de sinal $U_j(d)$, um equilíbrio perfeito Bayesiano com essa estratégia comportamental do nó j só é consistente com uma crença do nó i de que, pela regra de Bayes, $\mu_j(\theta_j | U_j(d)) = p(\theta_j)$. Isto significa que o nó não tem como formar outra expectativa acerca do nó j além da distribuição *a priori* que existe entre os tipos de nós, portanto, o sinal é ineficiente em revelar o tipo. Para isso, cada nó estima o tipo dos outros nós baseado na utilização da inferência Bayesiana sobre suas observações acumuladas, conforme modelo apresentado na Seção 5.4.2. A distribuição $Beta(\alpha, \beta)$ é usada na inferência Bayesiana e $\hat{\theta}_j$ denota a classe de energia estimada pelo nó i para o nó j . De acordo com a regra de Bayes, $\hat{\theta}_j$ pode ser calculada como $\hat{\theta}_j = (1 - u) \cdot \alpha / (\alpha + \beta)$.

Então, o modelo considera que o nó i atribui uma probabilidade $\psi(\hat{\theta}_j)$ para cada nó j , onde $\psi(\cdot)$ é a mesma função que atribui uma probabilidade para uma classe de energia utilizada para determinar comportamento do nó j . No caso do nó i , essa probabilidade é a crença formada que sinaliza ao nó i a capacidade do nó j em receber e reter uma cópia de *chunk* com um número determinado de *forwarding tokens* associados a essa cópia. $\psi(\hat{\theta}_j)$ é a crença do nó i em relação à estratégia comportamental do nó j no segundo período do estágio do jogo.

Assume-se que essa probabilidade oferece um certo grau de confiança ao valor de $U_j(d)$ no sentido que o corrige para um novo valor dado por

$$U'_j(d) = U_j(d) \cdot \psi(\hat{\theta}_j). \quad (38)$$

Observe que, quanto menor a probabilidade atribuída ao nó j , a previsibilidade de entrega do nó para o referido destino será corrigida para baixo. Deve-se recordar que o cálculo do valor da função de utilidade dado pelo esquema de roteamento não leva em consideração nenhuma restrição de energia.

Em relação à sua própria função de utilidade, admite-se que o nó i também executa uma correção sobre sua função de utilidade. Neste caso, a função de utilidade é corrigida com base na atual classe de energia no nó i , isto é, θ_i , tal que o novo valor para $U_i(d)$ é dado por

$$U'_i(d) = U_i(d) \cdot \psi(\theta_i). \quad (39)$$

Semelhante ao que ocorre na eq. (38), níveis baixos de energia para o nó i comprometem sua própria função de utilidade dada por $U_i(d)$.

Após reavaliar o seu próprio valor e o do nó j para a função de utilidade, o nó i deve decidir quantos *forwarding tokens* para a cópia do *chunk* a ser encaminhada deve delegar ao nó j . O modelo pressupõe que as ações do nó i devem balancear a dispersão das cópias dos *chunks* que transporta e o uso da energia. Assim, um nó i , de classe de energia θ_i e função de utilidade ajustada $U'_i(d)$ para um dado *chunk* m destinado ao nó d , deve decidir quantos $l_i(c)$ *tokens* para a cópia de m deverão ser concedidos ao nó j . Para esta finalidade, o nó i maximiza uma função de recompensa composta de dois componentes, ganho e custo, dada por

$$\begin{aligned} \mathcal{U}_{\theta_i, U'_i(d)}(l_i(c), U'_j(d), \hat{\theta}_j) = \\ \left[c_1 \cdot (1 - \psi(\theta_i)) + c_2 \cdot U'_j(d) / (U'_i(d) + U'_j(d)) \right] \cdot l_i(c) \\ - (1 - \psi(\hat{\theta}_j)) \cdot \exp(c_3 \cdot l_i(c)), \end{aligned} \quad (40)$$

onde c_1 , c_2 e c_3 são parâmetros cujos valores são ajustados de modo que a função de recompensa atenda a exigência de ser do tipo Neumann-Morgenstern (Figura 5.5), ou seja, ser estritamente côncava em $l_i(c)$ e ter derivada estritamente positiva (SOBEL, 2007). Além disso, os valores dos parâmetros também são definidos levando-se em conta que a função de recompensa deve retratar a sensibilidade do nó i ao tomar a decisão por uma ação $l_i(c)$, isto é, conforme o comportamento admitido no processo de decisão apresentado na Seção 5.3.3.

Assim sendo, na eq. (40), o componente de ganho para a equação de recompensa considera que o nó i tem mais a ganhar ao conceder um número maior de *forwarding tokens* quando sua energia for baixa. Entretanto, se o nó i tiver mais energia, ele poderá experimentar conceder menos *tokens* e aguardar por novas oportunidades de encontros na esperança que os próximos nós serão mais favoráveis ao encaminhamento das cópias. Adicionalmente, quanto maior for a

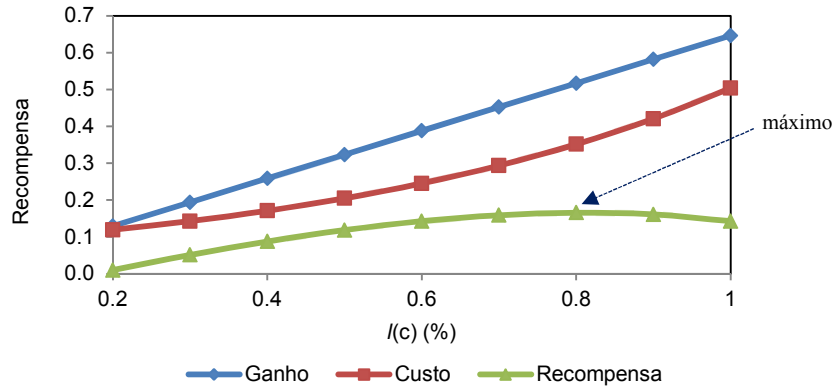


Figura 5.5 Exemplo para o comportamento da função recompensa baseada em função do tipo Neumann-Morgenstern.

relação entre os valores corrigidos das funções de utilidade dado por $U'_j(d)/(U'_i(d) + U'_j(d))$, maiores serão os ganhos. Em relação ao componente de custo, para uma mesma ação $l_i(c)$ admite-se que, se a estimativa da probabilidade do nó j em rejeitar os *forwarding tokens* concedidos, dada por $1 - \psi(\hat{\theta}_j)$, for maior, então a componente do custo também será maior.

Adicionalmente, o modelo do jogo garante as condições de experimento para o emprego da teoria de aprendizado adaptativo (discutida na Seção 3.7). Para isso, o modelo assegura que o nó i seleciona uma ação $\hat{l}_i(c)$ que maximiza a eq. (40) com uma probabilidade de $1 - \epsilon_k$, onde ϵ_k é uma sequência de pequenos erros que diminui em função do número de contatos. As demonstrações de que o modelo teórico do jogo proposto tem ao menos um ponto de equilíbrio sequencial e que as estratégias dos nós convergem para um ponto de equilíbrio sequencial com processo de aprendizado podem ser vistas em (NURMI, 2006).

5.5. Considerações finais

Neste capítulo foi apresentada a proposta de uma estratégia de otimização baseada na modelagem teórica de um jogo Bayesiano para a tomada de decisão sobre encaminhamentos de cópias de mensagens em roteamentos oportunistas em redes DTNs com restrição de energia. O modelo de jogo Bayesiano repetido de (NURMI, 2006) para rede *ad hoc* composta de nós egoístas é o trabalho mais próximo ao modelo de jogo proposto neste capítulo. O modelo de jogo proposto se baseia principalmente nos conceitos apresentados no trabalho de Nurmi sobre classes de energia e pelo fato de que as ações dos nós permitem a eles

aprenderem sobre as estratégias de equilíbrio com o decorrer do tempo. Entretanto, o modelo de jogo proposto apresenta-se como uma contribuição original ao admiti-lo como um novo jogo Bayesiano de sinalização e focado na tomada de decisão na replicação das cópias dos *chunks* em redes DTNs com restrição de energia.

No jogo proposto, uma mensagem é dividida em uma sequência de *chunks*. Na oportunidade do encontro, o nó que tem *chunks* para encaminhar deve avaliar o quanto confiar nas previsibilidades de entrega relacionadas com o seu próprio valor da função de utilidade e do nó candidato a receber os *chunks*. Para essa avaliação, o modelo assume que o nó deve se basear no seu próprio nível de energia e na crença sobre a reputação ou competência do nó candidato para retransmitir as cópias ou *forwarding tokens* dos *chunks* que lhe forem delegadas. Essa competência em retransmitir cópias do nó candidato é associada à sua classe de energia. Para isso, um mecanismo baseado nos sucessos e falhas na entrega das sequências de *chunks* é utilizado pelo nó encaminhador para formar sua crença sobre a reputação do nó candidato. Reavaliadas as funções de utilidade, o nó decide sobre o número de *forwarding tokens* associados a uma cópia de *chunk* que está para ser encaminhada buscando maximizar sua função de recompensa; enquanto o nó candidato baseado unicamente no seu próprio nível de energia decide quantos dos *forwarding tokens* que lhe foram delegados deve aceitar.

Capítulo 6

EXPERIMENTOS E RESULTADOS

6.1. Introdução

Simulações foram realizadas para avaliar o comportamento dos nós usando os algoritmos de roteamento PRoPHETv2 (GRASIC et al., 2011) e SimBetTS (DALY; HAAHR, 2009) em cenários sem e com restrição de energia. Neste último caso, em diferentes modos de operação: padrão, *energy-aware routing* e com a estratégia de otimização proposta sendo aplicada. Os dois algoritmos foram escolhidos por serem bastante populares entre a comunidade de pesquisadores em DTN. PRoPHETv2 é o antigo PRoPHET atualizado com novas equações para transitividade e encontros diretos; e SimBetTS é baseado em análises sociais de interações passadas dos nós. Na sequência deste capítulo, PRoPHETv2 será referido apenas como PRoPHET, conforme definido pelo documento *Internet-Draft* apresentado em (LINDGREN et al., 2012).

Para os experimentos de simulação descritos neste capítulo foi desenvolvido um simulador para DTN a partir do ambiente de simulação OMNeT++ (VARGA; HORNIG, 2008), que fornece o mecanismo e ferramentas básicas para programar e rodar simulações de redes de computadores. Maia, Silva e Guardieiro descrevem em (MAIA et al., 2013) o conceito e desenvolvimento do projeto do simulador, como também apresentam o processo de validação empregado.

6.2. Métricas avaliadas

Nesta tese, as comparações de desempenho dos algoritmos ao longo do tempo simulado são feitas em relação à rede como um todo, aos comportamentos coletivos dos nós reunidos por classe de nós e ao comportamento típico de um nó *roaming*.

Em relação à rede como um todo, são investigadas as métricas razão de entrega, atraso de entrega, total de transmissões e o percentual de nós desligados. A razão de entrega (*delivery ratio*) é definida pela razão percentual entre o número de *chunks* entregues e o total de *chunks*

gerados na rede. Aqui, por “entregue” deve ser entendido como o encaminhamento bem sucedido de ao menos uma cópia do *chunk*, a partir do nó origem até ao nó de destino. O atraso de entrega (*delivery delay*) é a diferença entre o instante de tempo em que o *chunk* é entregue e o instante de tempo em que foi criado. A métrica total de transmissões coleta todas as transmissões de *chunks* ocorridas entre os nós. Finalmente, o percentual de nós desligados trata-se da razão percentual entre os nós que tiveram sua energia exaurida e o total inicial de nós que constituem a rede DTN considerada.

Em relação especificamente às classes de nós, buscou-se avaliar como ocorre a participação das classes quanto ao total de contatos, *forwarding tokens* aceitos e *forwarding tokens* retidos ao final do tempo simulado.

E finalmente, uma avaliação também é feita sobre o comportamento de um típico nó *roaming* em relação ao número acumulado de *forwarding tokens* que ele aceitou encaminhar durante o tempo simulado.

6.3. Configuração da simulação

Conforme discutido na Seção 5.3.1, dois padrões de mobilidade dos nós foram utilizados nos experimentos, isto é, padrão gerado pelo modelo sintético CBM e o gerado pelo SUMO. Nos dois padrões de mobilidade, o simulador considera que dois nós podem trocar informação com sucesso quando eles se movem para dentro das suas respectivas regiões de transmissões. A seguir, são apresentadas as configurações utilizadas para os modelos.

6.3.1. CBM

Para o cenário utilizando o modelo de mobilidade sintético CBM (Figura 6.1), em uma área total de 600 m × 600 m, quarenta nós estão divididos em quatro comunidades de 200 m × 200 m. Em cada comunidade, estão distribuídos randomicamente 1 nó fixo, 3 nós comunidade, 3 locais e 3 *roamings*. Quatro POIs (50 m × 50 m) estão distribuídos na área total de maneira que uma comunidade sempre tenha dois POIs mais próximos (visitados pelos seus nós locais e *roamings*) e os outros dois mais distantes (visitados pelos seus nós *roamings*). A configuração de cenário adotada procura representar aquilo que comumente ocorre nas aplicações DTN no mundo real, o que inclui aplicações rurais, onde nós

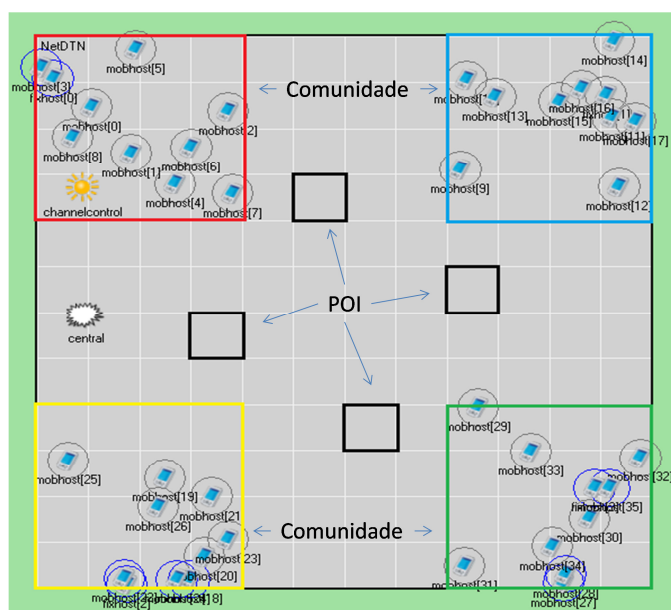


Figura 6.1. Cenário para mobilidade baseado em comunidade - CBM.

heterogêneos não formam grandes *clusters* e o seu número pode ser relativamente pequeno (GRASIC; LINDGREN, 2012). Assim, para assegurar a configuração desejada, os parâmetros de simulação para o cenário CBM foram definidos de forma que representasse movimentos de pedestres à velocidade de até 1m/s e máquinas agrícolas como colhedoras e tratores puxando arados ou plantadeiras a 2~3 m/s (SENAR, 2010).

6.3.2. SUMO

O padrão de mobilidade gerado pelo *Simulation of Urban Mobility* (SUMO) representa uma rede social humana constituída de quarenta nós distribuídos uniformemente entre quatro prédios de departamento (prédios 1B, 1E, 3Q e 1T) do Campus Santa Mônica da Universidade Federal de Uberlândia (Figura 6.2). Neste cenário, quatro localizações do Campus são definidas como POIs: o restaurante universitário, a biblioteca e duas lanchonetes. Os valores para as velocidades de movimento, tempos de espera, horários de almoço, café e lanche da tarde dos nós são utilizados para a geração de dados de mobilidade através do SUMO. Os valores desses parâmetros foram escolhidos de modo que a mobilidade dos usuários do Campus se assemelhasse a dos trabalhadores rurais em deslocamentos a pé ou através de máquinas agrícolas, como em CBM. Para garantir que a rede seja particionada e não forme grandes agrupamentos de nós (ou seja, não forme grandes *clusters*), utilizou-se nas simulações com os dados gerados pelo SUMO um raio de transmissão menor (10 m) quando



Figura 6.2. Cenário para mobilidade gerada pelo SUMO a partir de dados de mobilidade humana no Campus Santa Mônica da Universidade Federal de Uberlândia. O campus está localizado no bairro Santa Mônica margeado pelas avenidas João Naves de Ávila e Segismundo Pereira, em uma área total de 280.119 m². Figura sem escala.

comparado ao usado com CBM (25 m). Além disso, nos dois padrões de mobilidade utilizados, o cenário DTN conta com uma mesma quantidade de nós, classes, comunidades e POIs. Com isso, os cenários DTN usando CBM e SUMO apresentam bastantes similaridades.

Fundamentalmente, com os dois padrões de mobilidade buscou-se avaliar um padrão em que o caráter randômico dos movimentos ainda está presente, no caso o CBM que utiliza o RWP, e outro, o SUMO, em que existe uma previsibilidade e repetibilidade das rotas que se utilizam dos caminhos estabelecidos do Campus.

6.4. Experimentos

Na Tabela 6.1 estão apresentados os principais parâmetros e valores empregados nas simulações. Valores dos parâmetros do cenário DTN foram definidos de modo que garantissem uma razão total média de entrega de aproximadamente 100% para os dois algoritmos de roteamento em uma situação sem restrição de energia. Nesse momento do ajuste, evidentemente a estratégia não está sendo aplicada.

TABELA 6.1
SUMÁRIO DOS PARÂMETROS UTILIZADOS NA SIMULAÇÃO

	Parâmetro	Valor	
		CBM	<i>SUMO</i>
Modelo do jogo	c_1	0,5	
	c_2	0,5	
	c_3	1,8	
	ω	0,95	
	ΔT	Dinâmico	
Cenário DTN	Área comunidade	200×200 m ²	280.119 m ² *
	Consumo de energia	1 un/transmissão	
	Energia inicial	2.400 un	
	Número de mensagens gerados	600	
	Número de nós	40	
	Raio de transmissão	25m	10m
	Número de <i>chunks</i> / mensagem	10	
	Número de cópias	16	
	Tempo simulado total	50h	
	Probabilidades de transição (p_l , p_r)	comunidade: (1,0; 0) local: (0,8; 0,2) <i>roaming</i> : (0,4; 0,6-0,80)	-
	Velocidade	comunidade: 1,0 m/s local: (1,0m/s; 2,0m/s) <i>roaming</i> : (2,0m/s; 3,0m/s)	comunidade e local: (0; 2,0m/s) <i>roaming</i> : (0; 3,0m/s) aceleração: 0,1m/s ²
	Tempo de espera	comunidade: (600s; 1.200s) local: (400s; 800s) <i>roaming</i> : (300s; 600s)	1h00 – 1h30 almoço 20-30 min lanches/café 30-60 min biblioteca

* Área total do Campus

Em relação aos parâmetros relacionados com o modelo do jogo proposto, eles foram definidos admitindo que a DTN sofresse com restrição de energia e a estratégia de otimização baseada no modelo do jogo proposto estivesse sendo utilizada. Nesse caso, buscou-se ajustar os

parâmetros do modelo de jogo de modo que resultassem em valor de razão média total máxima nas condições da DTN utilizada nas simulações.

Então, no experimento conduzido, ao iniciar cada simulação, 600 mensagens de mesmo tamanho são geradas. Evidentemente, essa não é uma suposição realística, pois no mundo real mensagens de tamanhos diferentes são comumente geradas. Entretanto, no experimento conduzido nesta tese, considerando uma mesma carga de bateria, o tratamento com mensagens de tamanhos diferentes apenas aceleraria ou retardaria o esgotamento das baterias, caso de mensagens predominantemente maiores ou menores, respectivamente. Assim, optou-se pelo simulador tratar cada mensagem como uma unidade de objeto com um mesmo custo de armazenamento e de transmissão. Ressalta-se que, nas simulações, a capacidade de armazenamento e largura de banda não sofrem de restrições. Além disso, as conexões estabelecidas entre os nós em uma oportunidade de encontro duram o suficiente para que as trocas de mensagens sejam realizadas.

Ainda sobre a mensagem, ela sempre é dividida em uma sequência com 10 *chunks* de mesmo tamanho, e para cada *chunk* são associados 16 *forwarding* tokens, isto é, pode haver até 16 cópias para um mesmo *chunk*. Portanto, 6.000 *chunks* são gerados e, para garantir que sejam entregues aos seus destinos, potencialmente a rede poderá comportar até 96.000 *chunks* circulando na rede. Um período de *warm up* de cinco horas do tempo simulado é utilizado para “treinar” os algoritmos de roteamento. A partir da quinta hora, dez mensagens são geradas a cada minuto durante uma hora do tempo simulado, totalizando as 600 mensagens. O tempo simulado total para o experimento é de 50 horas. Resultados para as métricas avaliadas são coletados às 20, 30, 40 e 50 horas de tempo simulado. Esse procedimento para a geração das mensagens e recolhimento de resultados é utilizado tanto no cenário com o padrão de mobilidade CBM como no cenário em que a mobilidade é gerada a partir do SUMO.

O par de nós origem e destino é escolhido randomicamente e cada nó pertence a diferentes comunidades. Nas simulações, nós de um particular prédio de departamento não percorrem espaços de outros prédios de departamento. Dessa forma, de acordo com os modelos de mobilidades adotados, os nós locais e, principalmente, os nós *roamings*, dada sua maior mobilidade, são os nós mais requisitados para encaminharem *chunks* entre as comunidades, com as trocas de *chunks* ocorrendo nos POIs ou nos caminhos entre esses lugares especiais. Portanto, as entregas na sua grande maioria não ocorrem diretamente do nó de origem para o

nó de destino, ou seja, os *chunks* são em grande parte entregues em mais de um salto ou *hop*. Dessa forma, o tráfego de rede gerado requer roteamento para que seja entregue, o que exige efetivamente do algoritmo de roteamento sua capacidade de alavancar o número de entregas. Além disso, o cenário DTN e algoritmo de roteamento utilizados favorecem a ocorrência de alguns nós serem mais requisitados do que outros. Consequentemente, esses “melhores” nós poderão ter suas baterias mais rapidamente esgotadas e, assim, levarem a rede a não permanecer operacional.

Sob um mesmo cenário de restrição de energia, o experimento busca comparar o desempenho do P_{Ro}PHET e SimBetTS em relação a três diferentes configurações dos algoritmos: modo padrão, modo com conhecimento da energia e sob a estratégia de otimização proposta nesta tese. No primeiro modo as decisões de roteamento são baseadas na função de utilidade original do algoritmo de roteamento. O segundo modo introduz, na tomada de decisão de roteamento, o conhecimento do nível de energia atual dos nós. Neste modo de configuração utiliza-se uma função de utilidade resultante, que é a soma da função de utilidade original definida pelo algoritmo de roteamento e uma função de utilidade baseada no conhecimento da energia dos nós. Esta combinação de função de utilidade com otimização do consumo de energia segue conforme é empregada no algoritmo do *Energy-Aware BUBBLE Rap*, que foi abordado na Seção 4.3. Portanto, a tese avalia algoritmos que poderiam ser denominados de *Energy-Aware P_{Ro}PHET* e o *Energy-Aware SimBetTS*.

No caso do modo padrão, a quantidade de *forwarding tokens* para um *chunk* é dividida entre os dois nós do encontro em proporção às suas funções de utilidade original, e no caso do modo com conhecimento da energia, em proporção às funções de utilidade resultante.

Para o cenário com restrição de energia, o experimento considera que os nós podem ser divididos entre dez classes de nós dado pelo intervalo $(0; 1]$, em que a classe de energia $\theta = 1$ corresponde à carga máxima de energia.

O uso da inferência Bayesiana pelo mecanismo de atualização das crenças (ver Seção 5.4.2) possibilita que a distribuição de probabilidades *a priori* de energia seja atualizada a partir da análise das evidências de sucessos e falhas nos encaminhamentos das sequências de *chunks*. Assim, ao iniciar uma simulação, o modelo de jogo parte do pressuposto que um nó da rede tem conhecimento da distribuição *a priori* inicial. Por exemplo, é altamente razoável supor

que, ao iniciar uma jornada de trabalho, os usuários estejam com as baterias dos seus dispositivos móveis carregadas, e essa percepção pode ser compartilhada por todos.

Então, para a implementação do mecanismo de atualização de crenças, definiu-se por uma distribuição de probabilidades *a priori* que, de acordo com a inferência Bayesiana, deve ser dada por uma distribuição beta. Nos experimentos, parâmetros originais α_0 e β_0 da distribuição beta foram escolhidos para assumirem os valores de 45 e 15, respectivamente. Isto corresponde a uma função de densidade de probabilidade da distribuição beta cuja curva é apresentada na Figura 6.3. A cada início de simulação considerando restrição de energia, o algoritmo do simulador distribui as classes de energia entre os nós segundo essa distribuição beta inicial. Assim, os nós iniciam a simulação com níveis de energia parcialmente completos (62% dos nós com classe de energia entre 0,7 e 0,8), e com grau de incerteza pequeno (0,04).

E finalmente, o custo energético para uma transmissão foi definido como sendo igual a uma unidade de energia e considerou-se que a carga completa para uma bateria permitisse executar até 2400 transmissões²⁶. Assim, quando um nó tem sua energia esgotada, ele é desligado e não encaminha *chunks* e nem gera novo tráfego para a rede. Acontece que nem sempre é verdadeira a suposição que usuários reais, por exemplo, de um Campus, não possam recarregar suas baterias. Entretanto, sob essa suposição, algoritmos de encaminhamento que levam em conta o consumo eficiente da energia podem ser mais bem avaliados em termos de balanço do consumo de energia dos nós e o período de tempo que a rede permanece operacional.

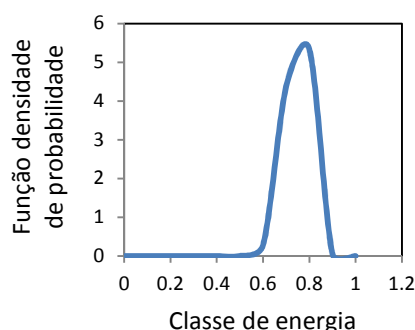


Figura 6.3. Função densidade de probabilidade da distribuição beta para a classe de energia dos nós.

²⁶ Considerando que a rede gera 6000 *chunks*, com 16 cópias para cada *chunk*, tem-se potencialmente 96.000 possíveis transmissões de um único salto. Sendo a rede constituída por 40 nós, caberia uniformemente a cada nó 2.400 dessas transmissões.

6.5. Resultados

Nesta seção, os resultados das simulações são apresentados. Primeiramente, os resultados para cenário DTN empregando o padrão de mobilidade sintético CBM e, em seguida, os resultados obtidos quando o padrão de mobilidade é gerado a partir do SUMO. Caso apresentado, o valor médio para uma métrica avaliada é o resultado médio de cinco simulações, em que apenas a geração do par de nós origem e destino varia randomicamente enquanto todos os demais parâmetros do cenário são mantidos fixos. Nos gráficos, as barras de erros representam o intervalo de confiança de 95%.

6.5.1. Resultados para o cenário com modelo de mobilidade CBM

Comportamento da rede

As Figuras 6.4 e 6.5 apresentam os gráficos com os resultados obtidos ao longo do tempo simulado para as seguintes métricas: razão média de entrega, atraso médio de entrega, número médio total de transmissões e percentual médio de nós desligados. Nos gráficos é possível comparar desempenhos dessas métricas para o caso do uso dos algoritmos de roteamento sem restrição de energia e nos casos com restrição de energia nos modos padrão, com conhecimento da energia e empregando a estratégia de otimização proposta nesta tese.

Para os cenários com restrição de energia, é fácil observar na Figura 6.4a que a estratégia proposta melhora a entrega de *chunks* para os dois algoritmos de roteamento testados quando comparado ao desempenho dos algoritmos em modo padrão, superando inclusive o roteamento em modo com conhecimento da energia. Ao final do tempo simulado observado (50 h), a utilização da estratégia proposta resultou para o SimBetTS em um aumento de 18% e 19% da razão média de entrega em relação aos modos padrão e com conhecimento da energia, respectivamente. Além disso, para o PROPHET o aumento foi de 12% (modo padrão) e 16% (conhecimento de energia).

Na Figura 6.4b, observa-se que o aumento obtido para os valores da razão média de entrega, ao empregar a estratégia proposta nesta tese, resulta em aumento no atraso médio das entregas. Este resultado está em conformidade com o que os autores de (PSARAS et al., 2009) sintetizam ao afirmarem que, tomadas de decisões ‘sábias’ no sentido de conservarem a energia para se alcançar uma maior razão de entrega, potencialmente levarão a um aumento

do tempo de atraso das entregas.

As transmissões totais médias observadas na Figura 6.5a mostram que ao utilizar a estratégia de otimização proposta, o uso do SimBetTS resulta em um pouco mais de transmissões (41.393) do que quando o PProPHET está em execução (38.433). Este fato repercute nos resultados do SimBetTS em um ganho um pouco maior no desempenho de entregas. Outro aspecto que deve ser observado é o fato do uso da estratégia de otimização proposta resultar em níveis de transmissões próximos ao do modo padrão e com conhecimento da energia e, ainda assim, permitir um maior ganho na entrega. Portanto, esse resultado atesta que a estratégia de otimização permite aos nós decisões mais adequadas ao repassarem seus *forwarding tokens*. É um resultado indicativo da eficiência da estratégia de otimização proposta no encaminhamento das múltiplas cópias que, além de refletir em menos transmissões, contribui em um menor número de nós desligados conforme pode ser visto na Figura 6.5b.

Assim, o ganho de desempenho obtido para a razão de entrega utilizando a estratégia proposta está diretamente ligado à redução da quantidade de nós desligados para percentuais de 21,5% (PProPHET) e 23% (SimBetTS), ou seja, os menores percentuais entre os modos de operação dos algoritmos em situação de restrição de energia. No caso do cenário utilizado, onde intencionalmente buscou-se sobrecarregar nós locais e, principalmente, nós *roamings*, a redução de desligamentos poupa parte justamente dos nós *roamings*. Isto é porque o índice de 30% de nós desligados corresponde, invariavelmente, nos cenários avaliados, que todos os 12 nós *roamings* estão desligados.

Por último, dado o cenário utilizado, ao se comparar os resultados obtidos para a estratégia de otimização proposta e para o modo com conhecimento da energia, observa-se para este último uma pior captura da estrutura dinâmica das decisões de encaminhamento. Uma razão básica se deve ao fato de que o modo com conhecimento da energia utiliza no cálculo da função de utilidade resultante o nível de energia atual sem considerar a dinâmica do consumo. Enquanto isso, a estratégia de otimização proposta forma e atualiza a crença sobre o nível de energia de outros nós e a utiliza como um fator da reputação sobre a competência de um nó candidato a retransmitir as cópias dos *chunks*. Portanto, quando se pretende aumentar a razão de entrega

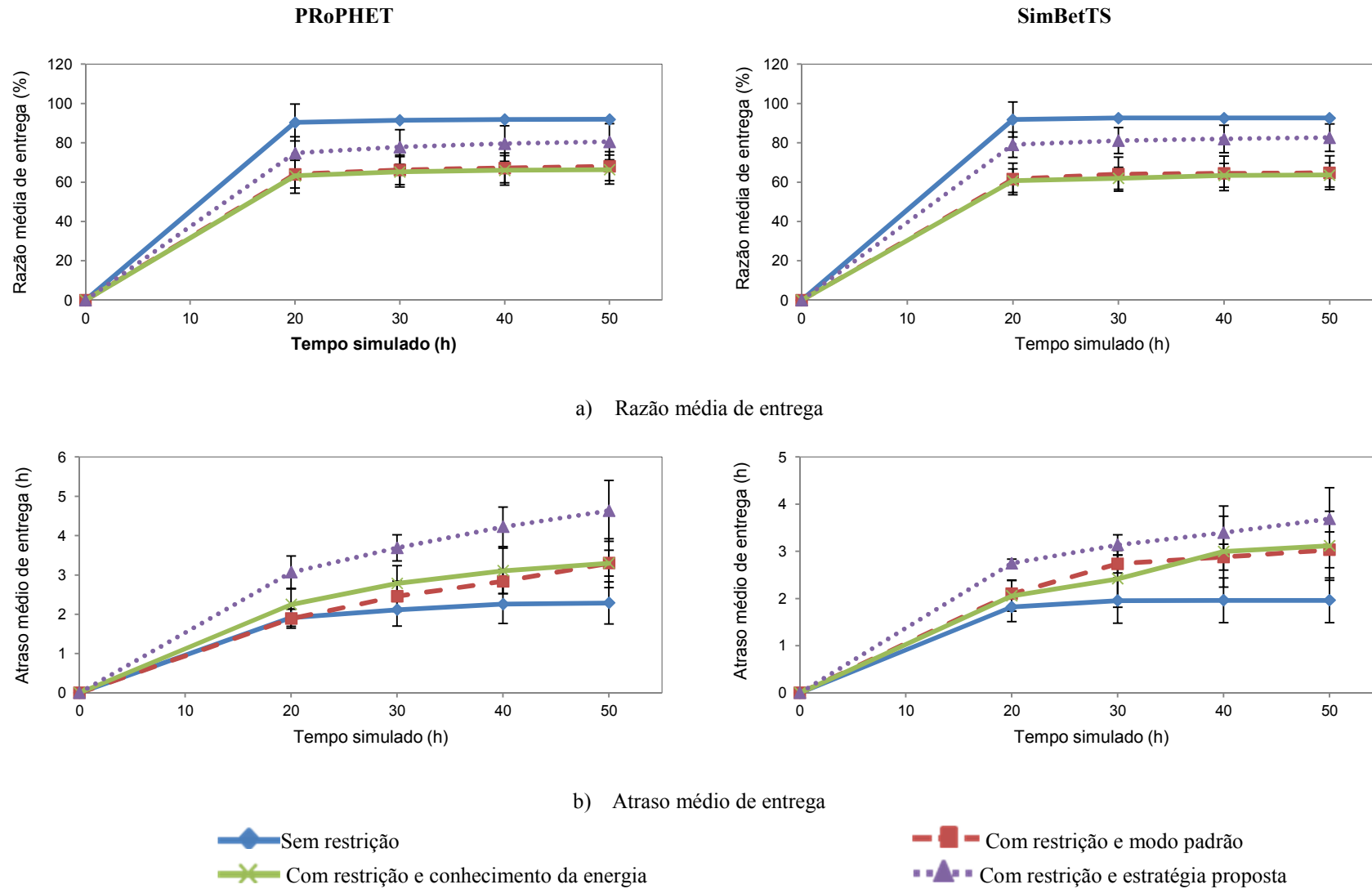


Figura 6.4. Razão média de entrega e atraso médio de entrega. Resultados obtidos para cenário com padrão de mobilidade sintético CBM, considerando a rede como um todo. Na coluna à esquerda, resultados para o PRoPHET, e à direita, resultados para o SimBetTS.

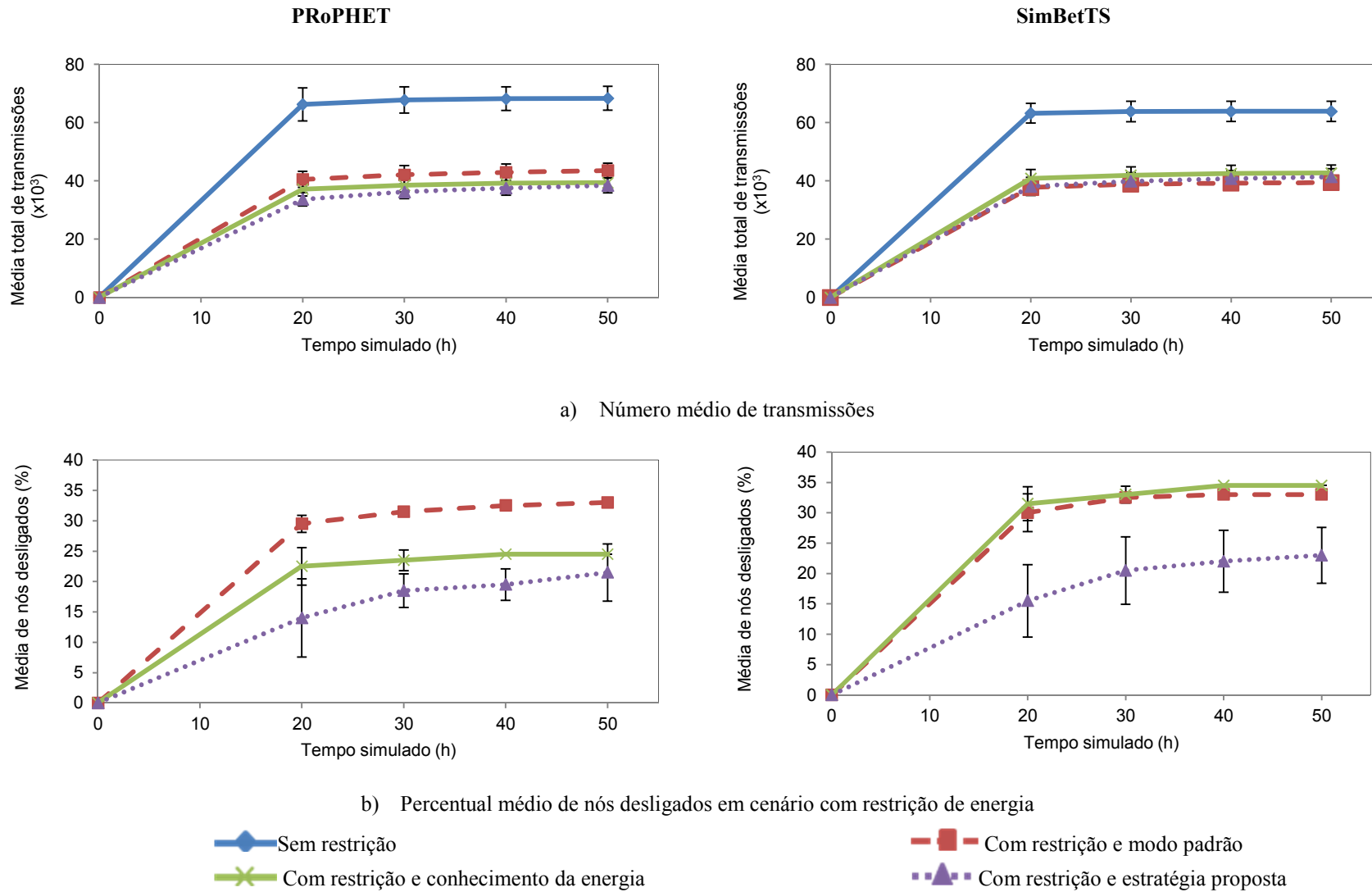


Figura 6.5. Número médio de transmissões e percentual médio de nós desligados. Resultados obtidos para cenário com padrão de mobilidade sintético CBM, considerando a rede como um todo. Na coluna à esquerda, resultados para o PRoPHET, e à direita, resultados para o SimBetTS.

em um cenário DTN com restrição de energia como o que foi utilizado nesta tese, os resultados mostram que a formação da reputação sobre os nós mostra-se ser mais importante para as tomadas de decisões de encaminhamento do que o conhecimento da reserva atual de energia dos nós.

Outras razões que explicam as diferenças de desempenhos entre os modos testados estão mais bem explicitadas na sequência desta seção onde são apresentados os resultados para o comportamento das classes de nós.

Comportamento das classes de nós

Para uma melhor compreensão dos desempenhos das classes de nós em relação às métricas analisadas, gráficos de colunas empilhadas são utilizados. Nestes gráficos, a contribuição de cada classe é dada em relação ao total normalizado da contagem obtida para métrica entre os modos de simulação dos algoritmos de roteamento. A normalização foi feita baseada nos valores obtidos para a simulação sem restrição de energia. Com isso é possível observar, por exemplo, o percentual de redução no total de contatos que ocorre quando o modo padrão de configuração do algoritmo é usado em uma situação de restrição de energia. Além disso, pode-se observar como que as classes contribuem na totalização dos contatos observados no modo padrão e comparar os percentuais de participação entre os demais modos testados.

Os gráficos favorecem, então, observar que a proposta de estratégia de otimização apresentada permite em particular que os nós *roamings* permaneçam operacionais por um período de tempo maior, o que resulta em adiamentos dos desligamentos. Como a rede fica operacional por um tempo maior, consequentemente aumentam as possibilidades de novos contatos. Como pode ser visto na Figura 6.6a, os aumentos do número total médio de contatos são observados mais acentuadamente para as classes de nós *roaming* e local, uma vez que os seus desligamentos são adiados ou não acontecem dentro do tempo simulado.

A Figura 6.6b mostra como ocorre a distribuição entre as classes de nós do total de *forwarding tokens* aceitos, que significa o total de cópias que foram assumidas para serem retransmitidas para a rede. Uma vez sob restrição de energia, os nós locais passam a ser mais exigidos, seguidos pelos nós comunidades e, em bem menor grau, pelos nós fixos. Por exemplo, na figura é possível observar como que a fração de nós locais para o modo com conhecimento de energia ganha relevância, o que corresponde a uma participação maior no

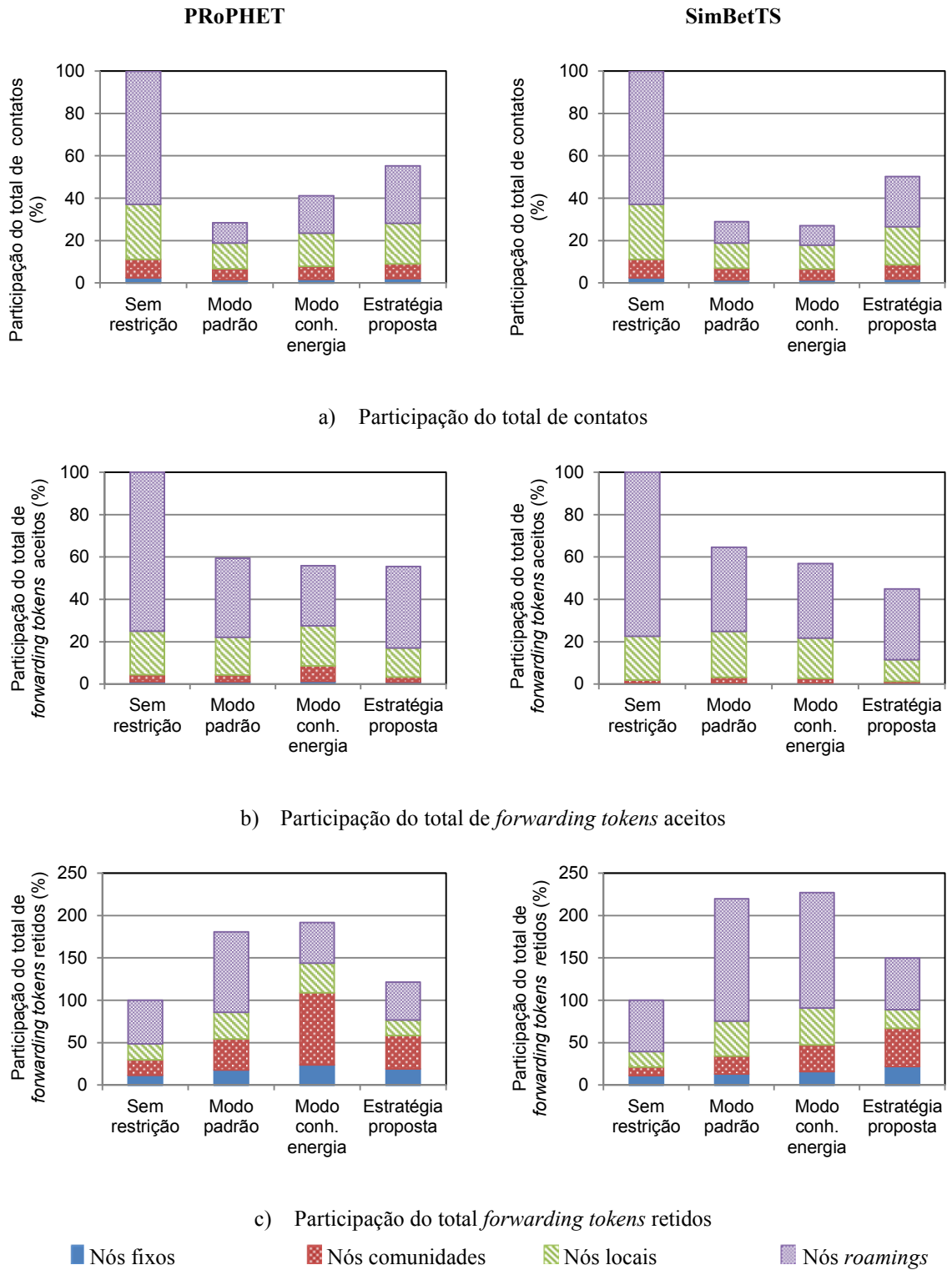


Figura 6.6. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade sintético CBM, considerando o comportamento das classes de nós para o tempo simulado de 50h. Na coluna à esquerda, resultados para o PRoPHET, e à direita, resultados para o SimBetTS.

total de *forwarding tokens* aceitos. Da mesma maneira pode-se constatar que o SimBetTS leva a uma demanda maior pelos nós *roaming*, assim como foi observado em (PUJOL et al., 2009).

É importante observar que o uso da estratégia de otimização proposta reduz o total de *forwarding tokens* aceitos, com mais evidência em SimBetTS. Por outro lado, a estratégia de otimização proposta garante razões médias de entrega maiores se comparadas aos valores dos modos padrão e com conhecimento de energia. Esses dois resultados mostram que o propósito de se obter uma otimização nos processos de encaminhamentos é alcançado pela proposta: as decisões de encaminhamento ocorrem com mais ‘sabedoria’, isto é, os nós estão gerenciando seus restritos recursos de energia com mais critério ao escolher melhor a quem confiar seus *tokens*.

O período operacional maior da rede obtido com o uso da estratégia de otimização proposta reflete no menor percentual de *forwarding tokens* retidos (Figura 6.6c) quando comparado ao modo padrão e com conhecimento de energia. Observar que, enquanto para o PProPHET nós comunidades e fixos têm suas participações aumentadas no total de *tokens* retidos, o SimBetTS vê crescer o percentual de *tokens* que ficam retidos com os nós *roamings*. Isto é condizente com os percentuais também maiores de *forwarding tokens* aceitos pelos nós *roamings* em SimBetTS. Enquanto isso, *forwarding tokens* que por ventura tenham sido aceitos por nós de difícil previsibilidade de entrega, ficam retidos. Por exemplo, os nós comunidades em SimBetTS sob a estratégia de otimização proposta são responsáveis por apenas 2% dos *tokens* aceitos, mas são responsáveis por 30% dos *tokens* retidos, enquanto que os nós *roaming* responsáveis por 75% dos aceites acumulam 41% dos *tokens* retidos.

É significativo a estratégia de otimização proposta apresentar para os desempenhos observados na Figura 6.6 tendências bastante similares para as classes de nós em PProPHET e SimBetTS. A razão é a proposta apresentar-se mais robusta quanto ao modo como o conhecimento da rede é utilizado pelo algoritmo de roteamento. Isto se deve à função de recompensa dada em (40), que normaliza os efeitos dos procedimentos para os cálculos dos valores das funções de utilidade dos algoritmos.

Entretanto, o modo com conhecimento de energia já apresenta algumas variações nos desempenhos que se relacionam ao tipo do algoritmo. Por exemplo, apresenta para o

PRoPHET um destacado percentual de 45% de *forwarding tokens* retidos para os nós comunidades, enquanto que em SimBetTS esse percentual é de 14%. Existem algumas razões que podem explicar esse comportamento, o que inclusive ajuda a entender o desempenho ruim do uso do conhecimento de energia no cenário avaliado.

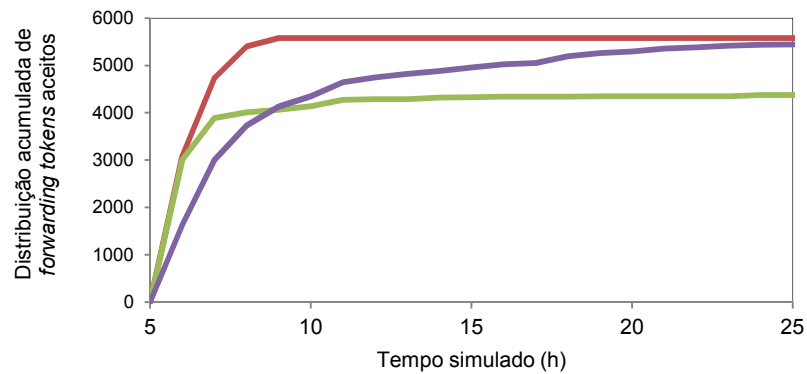
A função de utilidade baseada no conhecimento de energia usada é do tipo exponencial em que 80% de seus valores estão abaixo de 0,40. Isto corresponde a valores para as classes de energia entre 0,1 e 0,8. Considerando que as simulações partem com os nós com seus níveis de energia parcialmente completos (como descrito na Seção 6.3), e que decaem no decorrer do tempo simulado, o incremento dado à função de utilidade original do algoritmo não é substancial. Dessa forma, a função de utilidade resultante será mais sensível ao conhecimento de energia para aqueles casos em que os valores para a função de utilidade original não tiverem uma grande variação entre seus valores máximo e mínimo.

Por exemplo, em uma dada simulação usando padrão de mobilidade CBM, o SimBetTS apresenta para um nó *roaming* um valor para a função de utilidade de até 12,5 vezes maior do que o valor para um nó comunidade, de pouca sociabilidade. Portanto, mesmo que um nó de pouca sociabilidade estivesse com bastante energia remanescente, ainda assim o valor da sua função de utilidade resultante não seria suficiente para superar a função de utilidade resultante para um nó de maior sociabilidade, porém com pouca energia. Por outro lado, no PRoPHET, a mesma comparação resulta que a função de utilidade para o nó *roaming* pode chegar apenas até 3 vezes maior do que a função para o nó comunidade. Neste caso, as funções de utilidades resultantes são mais sensíveis à energia remanescente, permitindo que decisões em modo normal de operação do PRoPHET sejam invertidas quando o *energy-aware routing* for utilizado.

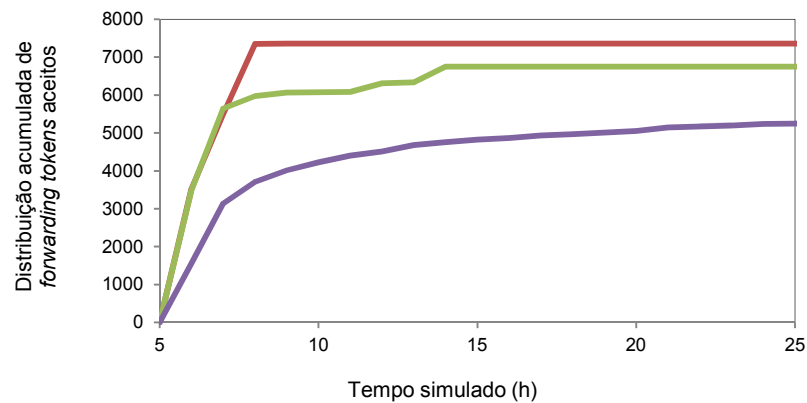
Evidentemente, dadas as particularidades da função de utilidade baseada no conhecimento de energia usada no experimento, no SimBetTS ela não é capaz de alterar significativamente as decisões de encaminhamento que ocorrem quando o modo padrão de configuração do algoritmo é simulado. Daí exibirem comportamentos tão próximos para a aceitação e retenção de *forwarding tokens*. Por outro lado, no PRoPHET, o conhecimento de energia leva os nós locais e comunidade a passarem a ter um maior protagonismo na aceitação de *forwarding tokens*, mesmo que isso implique que um maior número de *tokens* fiquem retidos.

Comportamento de um nó *roaming* típico

No jogo instituído pela estratégia proposta, um nó buscará maximizar sua recompensa ao decidir quantos *forwarding tokens* para uma cópia de *chunk* ele deverá delegar a um nó candidato a retransmissor, sempre de acordo com as crenças que tenha formado sobre as estratégias comportamentais desse nó candidato. O efeito dessas decisões sobre um nó *roaming* típico em particular pode ser visto na Figura 6.7. Ao aplicar a estratégia proposta, a quantidade de *forwarding tokens* aceitos ou o número de cópias que são assumidas para serem retransmitidas pelo nó *roaming* ocorre a uma taxa menor, atestada pela inclinação menor da curva. Com isso, o nó tem seu esgotamento energético adiado, o que lhe permite manter-se ativo na rede por período maior e ampliar seu número de contatos.



a) PRoPHET



b) SimBetTS

— Modo padrão — Modo com conhecimento da energia — Estratégia proposta

Figura 6.7. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade sintético CBM, considerando o comportamento de um nó *roaming* típico, em relação à distribuição acumulada de *forwarding tokens* aceitos.

6.5.2. Resultados para o cenário com padrão de mobilidade gerado pelo SUMO

Os dados de mobilidade gerados pelo SUMO colecionam atividades desenvolvidas pelos nós durante um expediente normal no Campus. Cada dia de expediente compreende oito horas de trabalho, em média meia hora para breves intervalos para cafés e um período de até uma hora e meia de descanso reservado para o almoço, o que totaliza em torno de 10 horas diárias. O padrão de mobilidade gerado pelo SUMO acompanha cinco dias de atividades dos nós no Campus, sendo que a simulação utiliza o mesmo procedimento de geração de mensagens e recolhimento de resultados utilizado para o cenário com padrão de mobilidade CBM.

Comportamento da rede

Novamente, como no caso do padrão de mobilidade sintético CBM, a utilização da estratégia de otimização proposta por esta tese também permite alavancar a quantidade de *chunks* entregues quando se emprega dados de mobilidade coletados via SUMO, como pode ser visto na Figura 6.8a. Ao final do tempo simulado observado (50h), a utilização da estratégia proposta empregada no cenário com padrão de mobilidade gerado pelo SUMO resultou em aumentos da razão de entrega bastante semelhantes aos obtidos para o CBM. Obteve-se aumentos em média de 17% e 16% para o SimBetTS em relação ao resultado obtido com roteamento operando em modo padrão e com conhecimento de energia, respectivamente; para o PROPHET o aumento em média é de 12% (modo padrão) e 16% (com conhecimento de energia).

Em relação aos atrasos de entrega observados na Figura 6.8b, as simulações usando SUMO apresentam atrasos maiores do que em CBM. Os tempos de parada mais realísticos (e longos) do SUMO é que influenciam nesses atrasos maiores.

Os resultados usando SUMO repetem, com pequenas variações, os comportamentos observados para transmissões e desligamentos de nós em CBM. As transmissões (Figura 6.9a) continuam apontando para o fato de que a estratégia de otimização proposta é a mais eficiente nas tomadas de decisão de encaminhamento. E isto está mais evidente para o PROPHET que, mesmo com menos transmissões, alcança uma maior razão média de entrega.

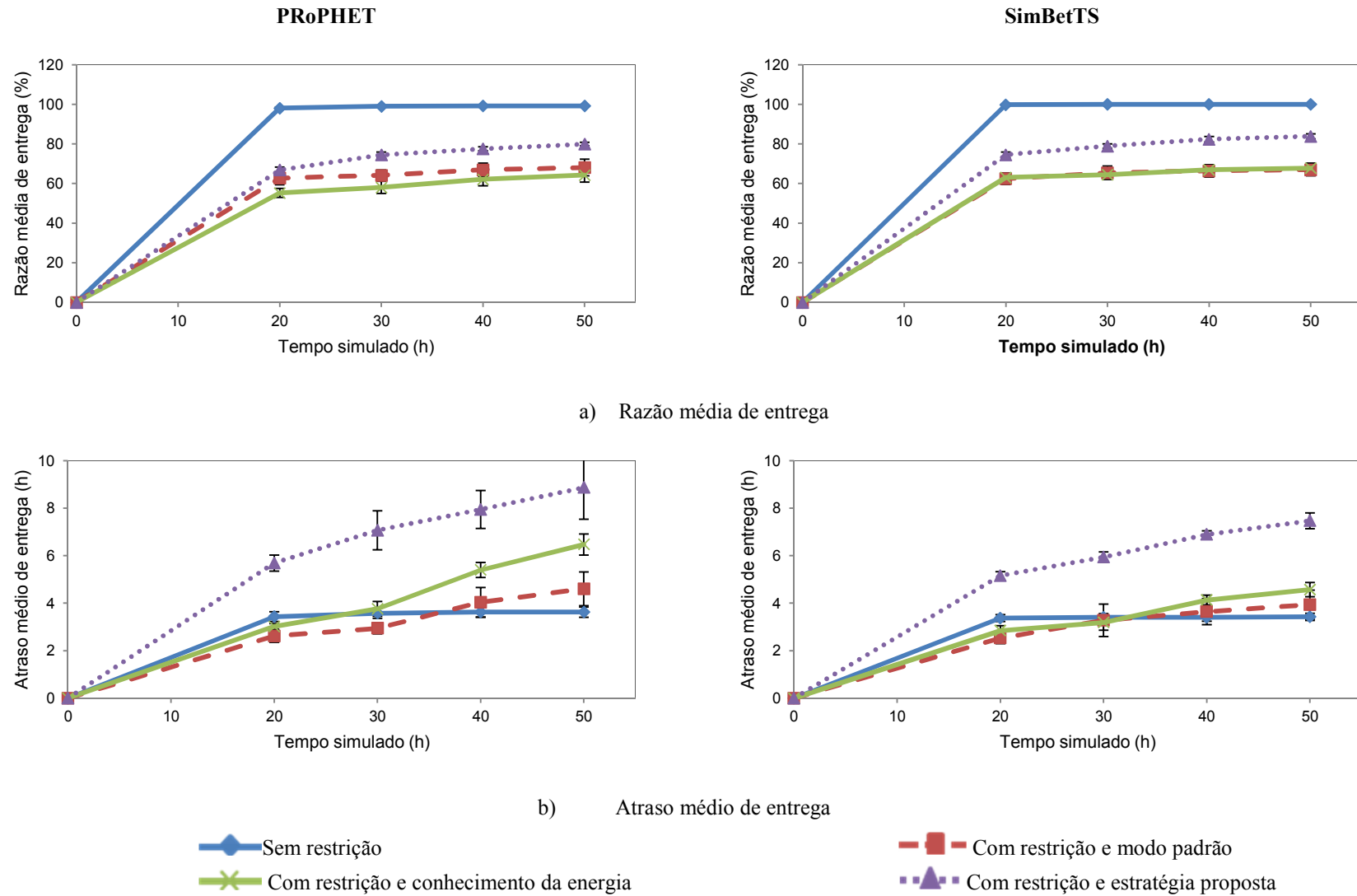


Figura 6.8. Razão média de entrega e atraso médio de entrega. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando a rede como um todo. Na coluna à esquerda, resultados para o PRoPHET, e à direita, resultados para o SimBetTS.

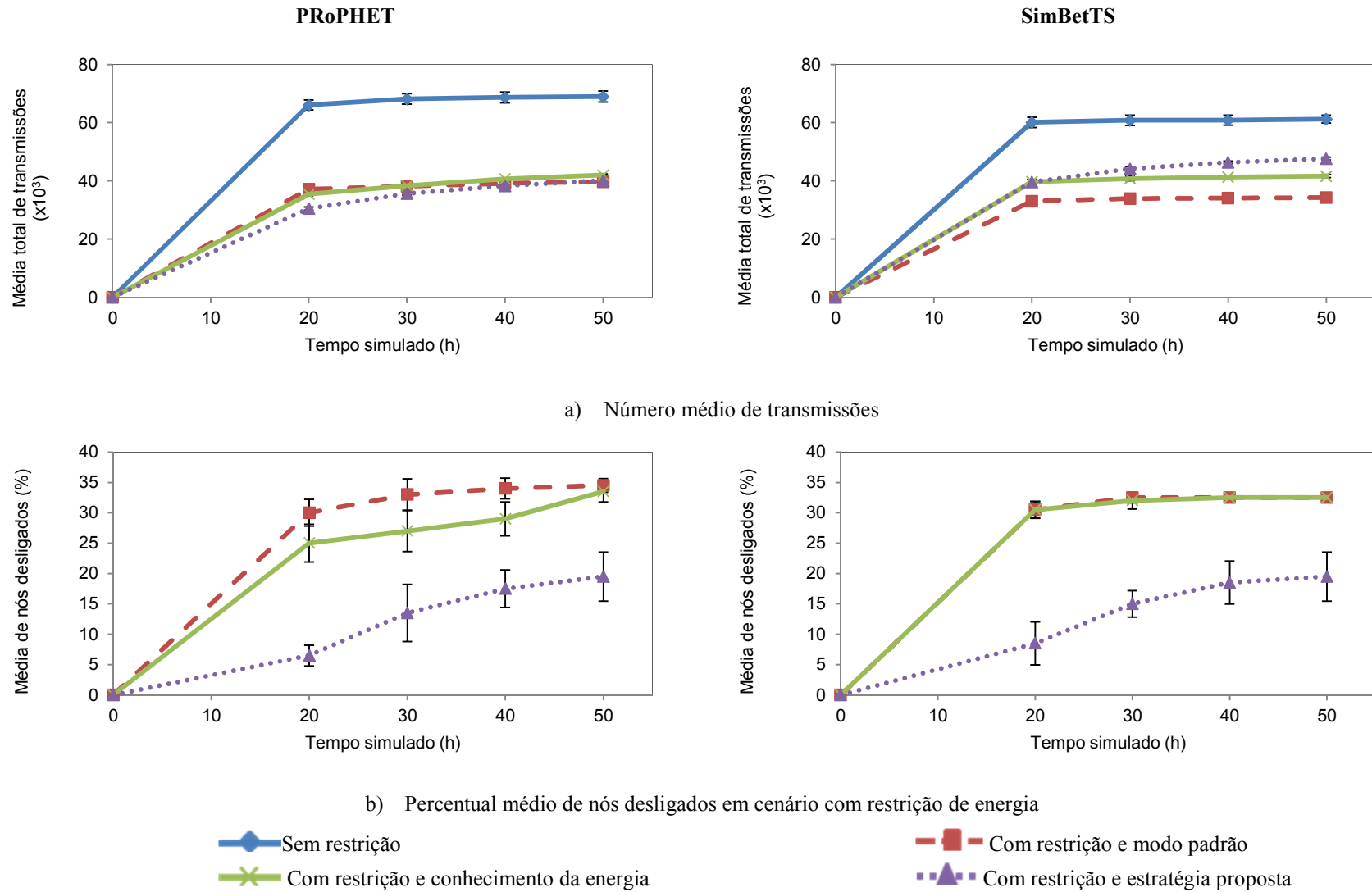


Figura 6.9. Número médio de transmissões e percentual médio de nós desligados. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando a rede como um todo. Na coluna à esquerda, resultados para o PRoPHET, e à direita, resultados para o SimBetTS..

Se as transmissões totais não justificam satisfatoriamente o ganho de entrega observado quando se usa a estratégia de otimização proposta, é novamente na redução do percentual do número de nós desligados que reside o ganho obtido. Por exemplo, a Figura 6.9b mostra que, tanto para o PProPHET como para o SimBetTS, a estratégia proposta é capaz de assegurar um percentual de até 19,5% menor de desligamentos ao final do tempo máximo simulado.

Comportamento das classes de nós

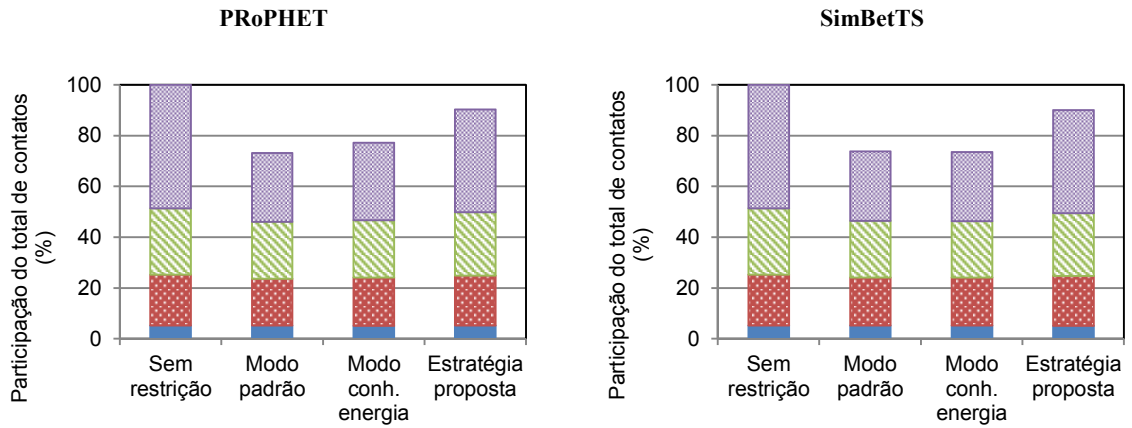
No cenário em que o padrão de mobilidade é gerado pelo SUMO, o alongamento do tempo operacional devido ao uso da estratégia proposta permite aos nós locais e, principalmente, aos nós *roamings* um pouco mais de novas oportunidades de contatos (Figura 6.10a). No cenário com SUMO, a redução dos contatos nos modos de operação dos algoritmos com restrição de energia em relação ao total de contatos no modo sem restrição não é tão acentuada como em CBM. A explicação reside no maior tempo de parada usado o SUMO. Se um nó é desligado no SUMO, os contatos que esse nó deixa de fazer são em menor número que em CBM, que utiliza tempos de parada menores para os nós da rede.

Ao usar dados de mobilidade via SUMO, a estratégia de otimização proposta proporciona a maior redução do total de *forwarding tokens* aceitos (Figura 6.10b), atingindo 40% dos *tokens* que são aceitos em modo sem restrição.

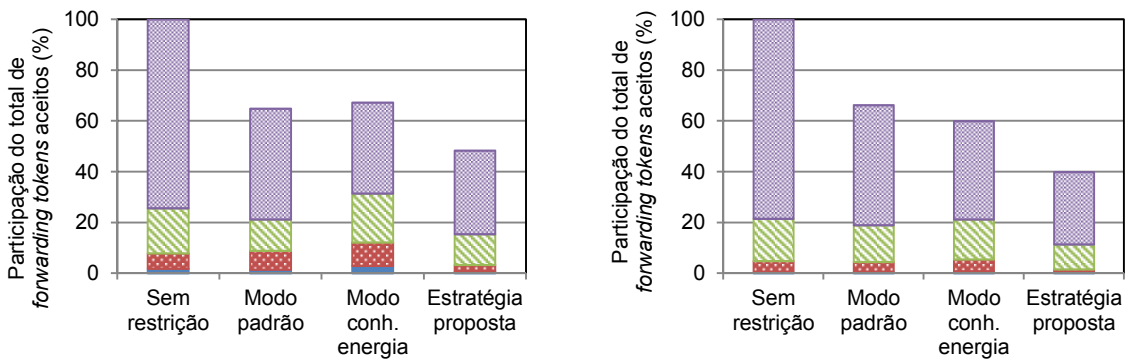
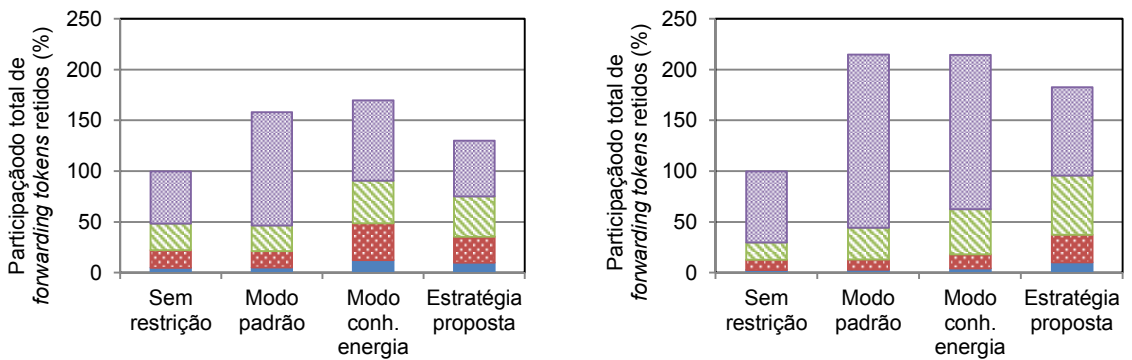
Outro comportamento já observado em CBM é o percentual menor de *forwarding tokens* retidos utilizando a estratégia de otimização proposta (Figura 6.10c). Com o uso do SUMO, o SimBetTS alavanca as métricas de análises sociais centralidade, similaridade e força de ligação dos nós *roamings*, e uma grande quantidade de *forwarding tokens* ficam retidos nesses nós em modo padrão e com conhecimento de energia. São *tokens* retidos principalmente em nós *roamings* que se desligam.

Comportamento de um nó *roaming* típico

Como pode ser visto na Figura 6.11, como em CBM, também com o SUMO a estratégia de otimização proposta leva a uma gradual aceitação de *chunks*, o que impede o rápido esgotamento verificado para os modos de configuração dos algoritmos de roteamento padrão e com conhecimento da energia.

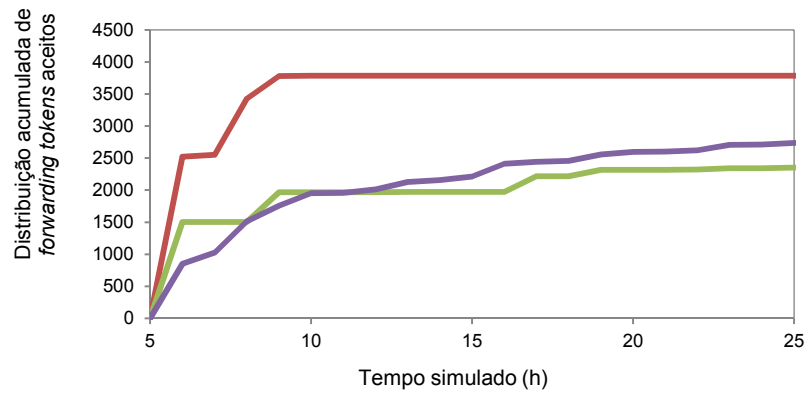


a) Participação do total de contatos

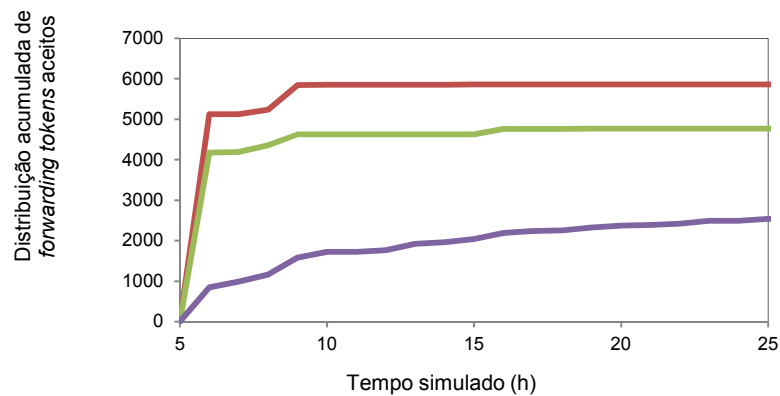
b) Participação do total de *forwarding tokens* aceitosc) Participação do total de *forwarding tokens* retidos

■ Nós fixos ■ Nós comunidades ■ Nós locais ■ Nós roamings

Figura 6.10. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando o comportamento das classes de nós para o tempo simulado de 50h. Na coluna à esquerda, resultados para o PRoPHET, e à direita, resultados para o SimBetTS.



a) PRoPHET



b) SimBetTS

— Modo padrão — Modo com conhecimento da energia — Estratégia proposta

Figura 6.11. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando o comportamento de um nó *roaming* típico, em relação à distribuição acumulada de *forwarding tokens* aceitos.

6.6. Consolidação dos resultados

Desempenho da estratégia proposta

A Tabela 6.2 traz as relações de desempenhos entre o uso da estratégia de otimização proposta e os modos padrão e com conhecimento de energia de configuração dos algoritmos de roteamento, sempre para os dois diferentes cenários de padrões de mobilidade CBM e SUMO. Os resultados mostram que através da aplicação da estratégia de otimização proposta é possível obter uma melhor razão média de entrega de *chunks* quando comparado aos outros dois modos, independentemente do algoritmo e do cenário utilizados. Conforme pode ser visto na tabela, esse ganho em relação à métrica razão de entrega variou entre 17% (PRoPHET/modo padrão/SUMO) a 30% (SimBetTS/conh. energia/CBM). A estratégia de otimização proposta permite alavancar entregas devido ao seu efeito de retardar os

TABELA 6.2
 RELAÇÃO DE DESEMPENHO DA ESTRATÉGIA DE OTIMIZAÇÃO PROPOSTA SOBRE OS MODOS PADRÃO E COM
 CONHECIMENTO DE ENERGIA
 CONSIDERANDO O TEMPO SIMULADO MÁXIMO E VALORES MÉDIOS

Métrica	Relação de desempenho	PRoPHET		SimBetTS	
		CBM	SUMO	CBM	SUMO
Razão de entrega	Estratégia proposta/ modo padrão	1,18	1,17	1,28	1,25
	Estratégia proposta/ modo conh. energia	1,21	1,24	1,30	1,24
Nós desligados	Estratégia proposta/ modo padrão	0,65	0,57	0,70	0,60
	Estratégia proposta/ modo conh. energia	0,88	0,58	0,67	0,60
Atraso de entrega	Estratégia proposta/ modo padrão	1,40	1,93	1,22	1,90
	Estratégia proposta/ modo conh. energia	1,40	1,37	1,18	1,64
Transmissão total	Estratégia proposta/ modo padrão	0,88	1,01	1,05	1,39
	Estratégia proposta/ modo conh. energia	0,98	0,96	0,97	1,14

desligamentos dos nós. O aumento na entrega é alcançado com a redução do percentual de nós desligados entre 12% (PRoPHET/modo conh. energia/CBM) a 43% (PRoPHET/modo padrão/SUMO).

Evidentemente, o preço a pagar em DTN ao se procurar garantir as entregas é sacrificar o tempo de atraso de entrega, que nesse caso implica admitir atrasos maiores. O uso da estratégia de otimização proposta provoca aumentos de atrasos que vão de 18% (SimBetTS/modo conh. energia/ CBM) a 93% (PRoPHET/modo padrão/SUMO). Em relação às transmissões, o uso da estratégia de otimização proposta tende a diminuir as transmissões com o PRoPHET e aumentar com o SimBetTS. Outra maneira de analisar os mesmos dados da tabela é observar que os ganhos na entrega obtêm-se, na maior parte, aumentando as transmissões sobre o modo padrão e diminuindo sobre o modo de conhecimento de energia.

Comparativo entre desempenhos SimBetTS × PRoPHET e CBM × SUMO

Na comparação entre os desempenhos dos dois algoritmos, o SimBetTS apresentou desempenhos na entrega de mensagens ligeiramente superiores aos do PRoPHET. Especificamente, utilizando o SimBetTS tanto com CBM ou com SUMO foi possível obter um valor maior para a razão média de entrega (ao custo de mais transmissões). Isso se deve ao fato do SimBetTS reforçar muito mais a escolha de determinados nós melhores candidatos para o encaminhamento do que o faz o PRoPHET. Além disso, a mobilidade gerada pelo SUMO reforça a repetibilidade e previsibilidade dos encontros entre os nós. Essas

características acentuam ainda mais no SimBetTS a centralidade, similaridade social e a força de ligação dos nós *roamings*. Em geral, independentemente do algoritmo utilizado, essas características repetitivas da mobilidade geradas pelo SUMO contribuem para reforçar as evidências de sucessos e falhas no encaminhamento dos *chunks*, o que melhora a qualidade da inferência sobre a classe de energia dos nós utilizada pela proposta de estratégia de otimização. Consequentemente, a estratégia de otimização proposta aplicada ao SimBetTS com mobilidade gerada pelo SUMO é a combinação que melhor pôde assegurar entregas de mensagens entre as diferentes comunidades do cenário DTN avaliado.

Reconstrução da mensagem original

Os ganhos de entrega alcançados ao se usar a estratégia de otimização proposta ganham relevância se a proposta estiver combinada com técnicas de codificação por apagamento. Como visto na Seção 5.3.2, se a um arquivo dividido em K *chunks* algum processo de codificação adicionar H *chunks* redundantes, esse arquivo pode ser reconstruído do destino caso ele receba qualquer K de $K + H$ *chunks*. A Tabela 6.3 mostra justamente um exemplo de como o ganho obtido pela estratégia de otimização proposta pode ser potencializado pela codificação por apagamento em que $K + H$ é igual a 10 *chunks*. O exemplo utiliza os resultados obtidos para os modos de operação do SimBetTS com mobilidade gerada pelo SUMO. Pode-se observar que, entre os modos de operação avaliados, é o uso da estratégia de otimização proposta que permite os maiores aumentos para o percentual de mensagens reconstruídas à medida que uma quantidade menor de *chunks* é necessária para a reconstrução de uma mensagem.

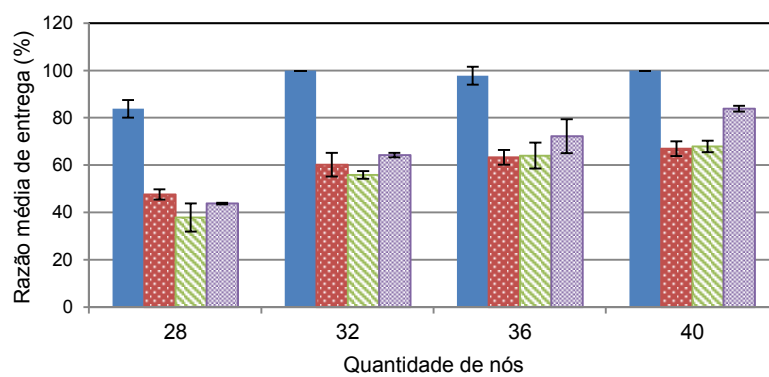
Variação do número de nós e o ajuste de parâmetros

Para apresentar como a estratégia de otimização proposta se comporta quanto à variação do

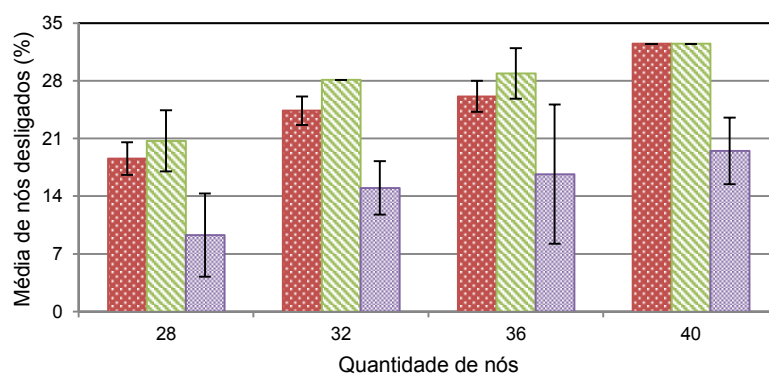
TABELA 6.3
PERCENTUAL DE MENSAGENS RECONSTRUÍDAS A PARTIR DE K *CHUNKS* RECEBIDOS
CONSIDERANDO O TEMPO SIMULADO MÁXIMO E VALORES MÉDIOS PARA SIMBETTS E SUMO

Modo Operação \ H	K	2	4	6	8	10
		8	6	4	2	0
Modo padrão		70	69	67	65	62
Modo com conh. energia		72	70	67	65	62
Estratégia proposta		96	89	82	76	66

número de nós, o seguinte experimento foi realizado. Ao usar o SimBetTS e SUMO, o número de nós *roamings* de cada comunidade foi diminuído de uma unidade. Os valores dos parâmetros utilizados na configuração da função de recompensa, mecanismo de atualização de crenças, geração de mensagens e padrões de mobilidade são os mesmos que foram ajustados para o cenário de 40 nós, e mantidos inalterados para os cenários com 36, 32 e 28 nós. O resultado do experimento é mostrado na Figura 6.12 para o tempo simulado de 50h. Como pode ser visto, apenas quando não existem os nós *roamings* (rede com 28 nós) é que o modo padrão supera em 4% a razão média de entrega da estratégia de otimização proposta. Em compensação, a estratégia permite sempre reduzir o número de nós desligados, o que implica manter operacionais importantes nós do processo de encaminhamento de mensagens entre as comunidades. Isto significa, no caso da rede sem os nós *roamings*, manter operacionais os nós locais, que são menos sociáveis que os nós *roamings*. Assim, o menor desempenho de entrega na rede sem os nós *roamings* se explicaria pelo fato dos nós locais



a)



b)

■ Sem restrição ■ Modo padrão ■ Modo com conh. energia ■ Estratégia proposta

Figura 6.12. Resultados obtidos para cenário com modelo de mobilidade gerado pelo SUMO, considerando a variação de nós na rede e algoritmo de roteamento SimBetTS ao final de 50h de tempo simulado: a) Razão média de entrega; b) Média de nós desligados.

sofrerem, além da sua menor sociabilidade, de uma taxa de aceitação de *forwarding tokens* também menor que a estratégia de otimização impõe aos principais nós retransmissores da rede DTN.

Finalmente, é necessário tecer algumas considerações sobre o ajuste de valores dos parâmetros utilizados na configuração da estratégia de otimização proposta, conforme descrito na Seção 6.3. A configuração pode ser dividida em duas partes sensíveis, a saber, o ajuste da equação que define a função de recompensa e do mecanismo de atualização das crenças.

Acontece que o ajuste da equação reflete a recompensa esperada dada a crença que um nó forma sobre a classe de energia de um outro nó candidato a retransmissor das mensagens. Então, nas avaliações realizadas o ganho de entrega ao final das simulações se mostrou mais sensível à dinâmica de envelhecimento inserido no mecanismo de atualização das crenças. Dinâmica que por sua vez está intimamente relacionada ao padrão de previsibilidade e repetibilidade com que os nós se encontram para atualizarem suas listas de sucessos e falhas nos encaminhamentos das cópias dos *chunks*. Conforme descrito na Seção 5.4.2, os fatores de envelhecimento agem sobre uma janela de tempo ΔT . No simulador, um nó registra os últimos *sizeInterval* intervalos de tempo entre duas observações de evidências. A média de tempo para esse conjunto de intervalos é usada dinamicamente para definir o valor corrente da janela.

Estatisticamente, a média $\bar{x}$ da amostra de um tamanho pequeno *sizeInterval* estará mais próxima da média μ de uma população contendo todos intervalos de tempo entre duas observações se a variância da população não for grande. Entretanto, para os cenários com menos nós e, consequentemente, menores oportunidades de encontros, a variância tende a crescer. Desse modo, o ajuste para *sizeInterval* deve ser feito para um valor maior do que o valor para um cenário com mais nós, permitindo, assim, que um número maior de intervalos sejam utilizados para o cálculo do tempo médio decorrido entre duas observações de evidências.

A Figura 6.13 traz um exemplo do procedimento adotado para o ajuste fino do *sizeInterval*, no caso para uma rede de 28 nós, em que diferentes valores foram testados. Deve-se observar que a curva para a razão média de entrega atinge seu máximo para um *sizeInterval* de 60

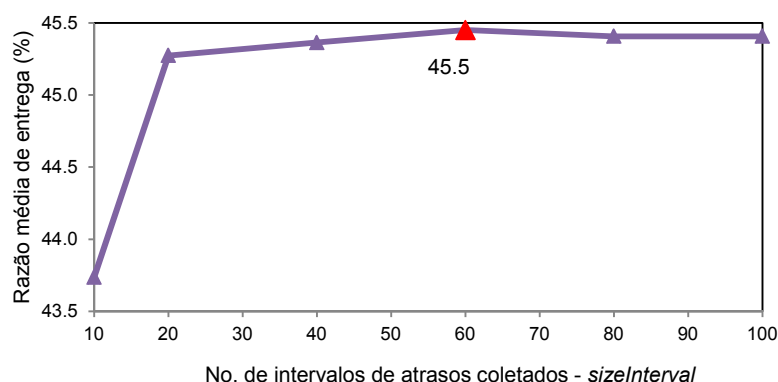


Figura 6.13. Ajuste fino para a variável *sizeInterval*, considerando 28 nós.

intervalos, portanto, maior que o valor de ajuste encontrado para 40 nós²⁷, que foi de 10 intervalos, o que leva a um *overhead* não significativo para manter a lista de valores para os intervalos.

6.7. Considerações finais

A estratégia proposta nesta tese é para ser utilizada juntamente com uma classe especial de algoritmos de roteamento conhecidos na literatura de roteamento DTN. Os algoritmos dessa classe buscam selecionar os melhores nós encaminhadores através de funções de utilidade baseadas em parâmetros como histórico de encontros ou sociabilidade, mas que não usam conhecimento da energia remanescente. O PRoPHET e o SimBetTS, algoritmos de roteamento DTN bastante populares entre a comunidade científica DTN, são exemplos típicos de algoritmos aos quais a estratégia de otimização proposta se destina. A estratégia visa alavancar ou otimizar o número de entregas quando esses algoritmos são utilizados em situações em que os nós DTN sofrem de restrição de energia, uma vez que as funções de utilidade desses algoritmos não podem capturar o esgotamento das baterias.

Para avaliação da estratégia de otimização proposta, um simulador foi desenvolvido no *framework* OMNeT++. Utilizou-se de cenários DTNs constituídos de população de nós heterogêneos e padrão de mobilidade em duas configurações: modelo sintético CBM e dados de mobilidade fornecidos através do SUMO. Para um mesmo cenário, os algoritmos de

²⁷ Ainda assim, o novo valor da razão média de entrega para a rede com 28 nós, 45,5%, não supera ao valor de 47,5% encontrado para o modo padrão.

roteamento em DTN P_{Ro}PHET e SimBetTS foram avaliados na situação sem restrição de energia e com restrição de energia em diferentes modos de operação. Sob restrição de energia, os algoritmos tiveram seus desempenhos avaliados nas configurações de operação em modos de configuração normal, com conhecimento da energia e utilizando a estratégia de otimização proposta nesta tese. Os resultados apresentados neste capítulo mostram que, indiferentemente do padrão de mobilidade utilizado, a estratégia de otimização permite que a rede permaneça operacional por um tempo maior, com os principais nós retransmissores retardando o esgotamento de suas baterias. Como consequência, a estratégia de otimização proposta garante uma razão média de entrega maior quando comparada àquelas obtidas para o algoritmo operando em modo normal e com conhecimento da energia. Em relação a superioridade da proposta sobre a estratégia que utiliza o conhecimento da energia, a formação de reputação mostrou-se ser mais importante do que o conhecimento de energia para a tomada de decisão de encaminhamento.

Capítulo 7

CONCLUSÕES GERAIS

Nesta tese foi apresentada uma nova proposta de estratégia para ser aplicada a uma classe de algoritmos de roteamento DTN já existentes na literatura e que se utilizam de funções de utilidade para selecionarem os melhores nós candidatos para o encaminhamento das mensagens. A estratégia se destina àqueles algoritmos que usam funções de utilidade baseadas em parâmetros como informação de encontros e comportamento social dos nós. Entretanto, apesar de serem bem avaliados pela comunidade científica, algoritmos como o P_{Ro}PHET e SimBetTS sofrem com baixas razões de entrega quando são utilizados em situações onde os nós têm restrição de energia, pois são algoritmos que não consideram nenhum parâmetro relacionado à energia remanescente dos nós para a formação da função de utilidade. Por esta razão, alguns grupos de nós especiais são constantemente selecionados para encaminharem mensagens independentemente dos seus níveis de energia. Resultando, assim, em uma rápida deterioração dos níveis de energia e consequente desligamento prematuro desses nós mais requisitados, o que leva a rede torna-se inoperável. Portanto, a estratégia proposta visa justamente otimizar o desempenho desses algoritmos de modo a alavancar a entrega de mensagens, desde quando utilizados em uma situação onde os nós da rede DTN são heterogêneos e sujeitos à restrição de energia.

A proposta da estratégia de otimização é baseada na teoria do jogo Bayesiano, onde um nó deve decidir sobre o número de *forwarding tokens* ou cópias associadas a uma mensagem a ser encaminhada a um nó candidato. Para isso, o nó que encaminha busca reavaliar a sua própria previsibilidade de entrega e também a do nó candidato, previsibilidades essas dadas pelas funções de utilidade computadas de acordo com o algoritmo de roteamento utilizado. O nó ao encaminhar a mensagem leva em consideração, além da sua energia remanescente, as estimativas ou crenças criadas a respeito da energia e comportamento estratégico do nó candidato.

O modelo do jogo proposto é construído supondo-se que o nó candidato procura gerenciar o consumo da sua energia decidindo sobre quantos dos *forwarding tokens* ele deve assumir do total que lhe são delegados para uma cópia de mensagem encaminhada. E essa decisão é

baseada exclusivamente no seu nível de energia, isto é, quanto mais energia tiver, mais *forwarding tokens* poderá assumir e, inversamente, quanto menos energia, menos *tokens* assumidos.

Portanto, pelo modelo do jogo, quando um nó forma uma crença ele está formando uma reputação sobre a competência do nó candidato em encaminhar cópias das mensagens. Conforme suposto, essa reputação ou disposição do nó candidato para encaminhar cópias está associada à sua energia remanescente.

Neste trabalho avaliou-se, em condições onde os nós DTN sofrem de restrição de energia, o desempenho dos algoritmos PROPHET e SimBetTS operando nos modos normal, com conhecimento de energia e com a aplicação da estratégia proposta. Sendo que, no modo com conhecimento de energia, os dois algoritmos de roteamento têm suas funções de utilidade alteradas conforme o conceito de algoritmo *energy-aware routing* presente no *Energy-Aware BUBBLE Rap*.

Os resultados dos experimentos conduzidos mostram que o uso da estratégia apresenta uma razão de entrega maior para os algoritmos de roteamento PROPHET e SimBetTS quando comparada às razões de entrega obtidas pelos outros modos de operação. No geral, o uso da estratégia permitiu um ganho em relação à razão de entrega dos outros modos entre 17% a 30%. Essa otimização é possível porque a estratégia proposta permite que a rede DTN possa ficar operacional por um período de tempo maior. A razão principal dessa maior duração da operacionalidade da rede é porque os nós *roamings*, principais nós retransmissores dos cenários de rede DTN avaliados nesta tese, mantêm-se ativos por mais tempo, retardando os seus desligamentos por falta de energia. Consequentemente, com o uso da estratégia proposta consegue-se que mais mensagens sejam entregues dentro de um mesmo período de tempo avaliado, embora isto ocorra sob o custo de um maior atraso médio de entrega.

Os atrasos são decorrentes de decisões mais apropriadas dos nós ao encaminharem cópias de mensagens. Os resultados mostram que o total de transmissões ocorridas ao aplicar a estratégia proposta não difere substancialmente dos outros dois modos de operação dos algoritmos. A diferença é que, com o uso da estratégia, as transmissões são mais criteriosas, resultando em mais entregas e em menos mensagens retidas em nós desligados. Além disso, observa-se que um melhor desempenho da estratégia tende a ser favorecido por algoritmos

que selecionam os melhores nós por relações sociais, como o SimBetTS, e por uma maior previsibilidade e repetição do padrão de mobilidade, como a mobilidade gerada pelo SUMO.

Dessa forma, a proposta apresentada se mostra como uma boa alternativa de otimização para os algoritmos de roteamento propostos na literatura que não levam em consideração a importante questão da restrição de energia. Inclusive, a constatação que a estratégia de otimização é superior à utilização do conhecimento do nível de energia dos nós se deve ao fato da proposta capturar melhor a estrutura dinâmica dos cenários de rede DTN considerados. Para esses cenários de rede DTN constituída de população heterogênea de nós que sofrem de restrição de energia, a formação e a utilização de reputações associadas à competência dos nós para encaminhar mensagens mostrou-se ser mais importante para garantir maiores razões de entrega do que o conhecimento da reserva de energia dos nós.

O melhor desempenho alcançado pela estratégia de otimização proposta também demonstra a viabilidade do mecanismo proposto para atualização de crenças. O mecanismo utiliza de inferência Bayesiana para racionalizar a opinião sobre a reputação de um nó candidato. Isto é feito a partir das observações acumuladas dos nós de destino das evidências de sucessos e falhas dos eventuais nós candidatos nos encaminhamento de sequências de pedaços pequenos ou *chunks* que formam as mensagens. Importante enfatizar que a proposta para atualização das crenças não inclui a utilização de mecanismos de confirmação de entrega de mensagens e nem de observação de vizinhança tão difíceis ou inviáveis de serem implementados em redes DTNs.

O custo computacional da implementação da estratégia proposta basicamente deve se restringir ao gerenciamento das observações das evidências. Projeta-se que cada nó da rede precisa armazenar em memória os sucessos e falhas nos encaminhamentos das sequências de *chunks* que ocorram para cada nó participante dos processos de entrega aos destinos. Uma vez que a estratégia proposta foi desenvolvida para ser utilizada em uma rede DTN constituída de poucos e esparsos nós, o custo computacional não seria impeditivo para a implementação da estratégia em uma rede DTN do mundo real.

Por último, os resultados apresentados nesta tese reforçam, sobretudo, o reconhecimento do grande potencial tanto da teoria dos jogos como das técnicas de análises de redes sociais quando aplicadas em roteamentos em redes DTNs. O emprego de ambas as técnicas em

projetos de roteamento em DTNs favorecem, claramente, que as melhores decisões de roteamento sejam tomadas pelos nós DTNs e, como visto nesta tese, principalmente se o cenário for submetido à restrição do recurso de energia. Para a continuidade deste trabalho, sugere-se a implementação da estratégia para ser avaliada em redes DTN operando em uma situação de mundo real.

REFERÊNCIAS

- ALTMAN, E. Competition and cooperation between nodes in delay tolerant networks with two hop routing. In: THE 3RD EURO-NF CONFERENCE ON NETWORK CONTROL AND OPTIMIZATION (NET-COOP' 09), 2009. p. 264–278.
- ALTMAN, E. et al. A survey on networking games in telecommunications. **Computers and Operations Research**, v. 33, n. 2, p. 286–311, fev. de 2006.
- ALTMAN, E.; LUCIOLES, R.; PELLEGRINI, F. Forward correction and fountain codes in delay tolerant networks. In: IEEE INFOCOM 2009 - THE 28TH CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATIONS, 2009, Rio de Janeiro, Brazil. p. 1–9.
- AN, Y. et al. A Congestion level based end-to-end acknowledgement mechanism for delay tolerant networks. In: GLOBECOM 2012 - COMMUNICATIONS QOS, RELIABILITY AND MODELLING SYMPOSIUM, 2012. p. 1592–1597.
- APPLE.COM. **iPad**. Disponível em: <<https://www.apple.com/br/batteries/ipad.html>>. Acesso em: 20 mai. 2013.
- AUMANN, R. J.; MASCHLER, M. Game theoretic analysis of a problem bankruptcy from the Talmud. **Journal of Economic Theory**, v. 213, n. 36, p. 195–213, 1985.
- BALASUBRAMANIAN, A.; LEVINE, B. N.; VENKATARAMANI, A. DTN routing as a resource allocation problem categories and subject descriptors. In: ACM SIGCOMM'07, 2007, Kyoto, Japan. p. 1-12.
- BEHRISCH, M. et al. Sumo - Simulation of Urban Mobility - An Overview. In: PROC. OF THE 4TH MIDDLE EAST SYMPOSIUM ON SIMULATION AND MODELLING, 2011. p. 183–187.
- BROCH, J. et al. A performance comparison of multi-hop wireless ad hoc network routing protocols. In: THE 4TH ANNUAL ACM/IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON MOBILE COMPUTING AND NETWORKING - MOBICOM '98, 1998, New York, New York, USA. p. 85–97.
- BURGESS, J. et al. MaxProp: Routing for vehicle-based disruption-tolerant networks. In: 25TH IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATIONS, 2006. p. 1–11.
- BURLEIGH, S.; JENNINGS, E.; SCHOOLCRAFT, J. **Autonomous congestion control in delay-tolerant networks**. 2006. p. 1–10.
- CÂMARA, M. **Conheça os smartphones com as baterias mais duráveis**. Disponível em: <<http://www.techtudo.com.br/artigos/noticia/2013/01/lista-de-celulares-com-baterias-mais-duraveis.html>>. Acesso em: 20 mai. 2013.
- CAO, Y.; SUN, Z. Routing in delay / disruption tolerant Networks : a taxonomy , survey and challenges. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, v. 15, n. 12, p. 654–677, 2013.
- CERF, V. et al. **Delay-Tolerant Networking Architecture**. RFC 4838, DTN Research

Group, 2007. p. 1-36.

CERF, V. et al. **Interplanetary Internet (IPN): Architectural Definition**. Relatório técnico, IPN Research Group, 2001. p. 1-59.

CHARILAS, D. E.; PANAGOPOULOS, A. D. A survey on game theory applications in wireless networks. **Computer Networks**, v. 54, n. 18, p. 3421–3430, dez. de 2010.

CHEN, B.; CHAN, M. Mobicent: a credit-based incentive system for disruption tolerant network. In: IEEE INFOCOM, 2010, 2010. p. 1–9.

CHEN, K.; NAHRSTEDT, K. **EXACT: An Explicit Rate-based Flow Control**. Report UIUCDCS-R-2002-22 86/UILU-ENG-2001-1750. Dept. of Computer Science, UIUC, Tech, 2002. p. 1-15.

CHILIPIREA, C.; PETRE, A. C.; DOBRE, C. Energy-aware social-based routing in opportunistic networks. **Int. J. of Grid and Utility Computing**, v. 1, n. 3, p. 1–12, 2013.

CHILIPIREA, C.; PETRE, A. C.; DOBRE, C. Energy-Aware Social-Based Routing in Opportunistic Networks. In: 2013 27TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED INFORMATION NETWORKING AND APPLICATIONS WORKSHOPS, 2013. p. 791–796.

CHLAMTAC, I.; CONTI, M.; LIU, J. J. N. Mobile ad hoc networking: imperatives and challenges. **Ad Hoc Networks**, v. 1, n. 1, p. 13–64, jul. de 2003.

CHOO, F. C.; SESHADRI, P. V.; CHAN, M.C. Application-aware disruption tolerant network. **2011 IEEE Eighth International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems**, p. 1–6, out. de 2011.

COLABORADORES DO OPENSTREETMAP. **OpenStreetMap**. Disponível em: <<http://www.openstreetmap.org/#map=4/-14.99/-53.17>>. Acesso em: 26 ago. 2014.

DALY, E. M.; HAAHR, M. Social network analysis for information flow in disconnected delay-tolerant MANETs. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, v. 8, n. 5, p. 606–621, mai. de 2009.

DASILVA, L. A.; BOGUCA, H.; MACKENZIE, A. B. Game theory in wireless networks. **IEEE Communications Magazine**, v. 49, n. 8, p. 110–111, 2011.

Delay Tolerant Networks - Protocols and Applications. New York: CRC Press, 2012. p. 69-100.

DTNRG. Disponível em: <<http://www.dtnrg.org/>>. Acesso em: 10 jul. 2014.

EL-AZOUZI, R. et al. Evolutionary forwarding games in delay tolerant networks: equilibria, mechanism design and stochastic approximation. **Computer Networks**, v. 57, n. 4, p. 1003–1018, mar. de 2013.

Enalta. Disponível em: <<http://www.enalta.com/produtos>>. Acesso em: 5 mai. 2015.

ERRAMILLI, V. et al. Diversity of forwarding paths in pocket switched networks. In: THE

7TH ACM SIGCOMM CONFERENCE ON INTERNET MEASUREMENT - IMC '07, 2007, New York, New York, USA. p. 161–174.

FALL, K. **A Delay-Tolerant Network Architecture for Challenged Internets A Delay-Tolerant Network Architecture for Challenged Internets**. IRB-TR-03-003. Intel Research Berkley, 2003.

FELEGYHAZI, M.; HUBAUX, J. P. **Game theory in wireless networks: a tutorial**. EPFL Technical report: LCA-REPORT-2006-002, 2006. p. 1-14.

FIANI, R. **Teoria dos jogos: com aplicações em economia, administração e ciências sociais**. 3.ed. Rio de Janeiro: Elsevier B.V., 2009.

FUDENBERG, D.; TIROLE, J. **Game theory**. Cambridge, MA: The MIT Press, 1991. 603p.

ZHANG, Y.; GUIZANI, M. (Ed.). **Game theory for wireless communications and networking**. CRC Press, 2011.

GAO, Z. et al. PMDS: A probabilistic misbehavior detection scheme in DTN. In: IEEE ICC 2012 - WIRELESS NETWORKS SYMPOSIUM, 2012. p. 4970–4974.

GARDEN, O. **FireChat**. Disponível em: <<http://opengarden.com/>>.

GRASIC, S. et al. The evolution of a DTN routing protocol – PROPHETv2. In: THE 6TH ACM WORKSHOP ON CHALLENGED NETWORKS (CHANTS '11), 2011. p. 27–30.

GRASIC, S.; LINDGREN, A. An analysis of evaluation practices for DTN routing protocols. In: THE SEVENTH ACM INTERNATIONAL WORKSHOP ON CHALLENGED NETWORKS, 2012, Istanbul, Turkey. p. 57–64.

GROES, E.; JACOBSEN, H. J.; SLOTH, B. Adaptive learning in extensive form games. **Economic Theory**, v. 13, n. 13, p. 125–142, 1999.

GROSSGLAUSER, M.; TSE, D. N. C. Mobility increases the capacity of ad hoc wireless networks. **IEEE/ACM Transactions on Networking**, v. 10, n. 4, p. 477–486, ago. de 2002.

GRUNDY, A.; RADENKOVIC, M. Decongesting opportunistic social-based forwarding. In: 2010 SEVENTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELESS ON-DEMAND NETWORK SYSTEMS AND SERVICES (WONS), 2010. p. 82–85.

GRUNDY, A.; RADENKOVIC, M. Promoting congestion control in opportunistic networks. In: IEEE 6TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELESS AND MOBILE COMPUTING, NETWORKING AND COMMUNICATIONS, 2010. p. 324–330.

GUO, S. et al. Design and implementation of the KioskNet system. In: 2007 INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES AND DEVELOPMENT, 2007. p. 1–10.

HAN, Z. et al. **Game Theory in Wireless and Communication Networks**. The Edinburgh Building, Cambridge CB2 8RU, UK: Cambridge University Press, 2012.

HARRAS, K.; ALMEROTH, K. Transport layer issues in delay tolerant mobile networks. In:

THE 5TH INTERNATIONAL IFIP-TC6 CONFERENCE ON NETWORKING TECHNOLOGIES, SERVICES, AND PROTOCOLS; PERFORMANCE OF COMPUTER AND COMMUNICATION NETWORKS; MOBILE AND WIRELESS COMMUNICATIONS SYSTEMS, 2006, Portugal. p. 463–475.

HARSANYI, J. C. Games with incomplete information played by “Bayesian” players, I-III. **Management Science**, v. 14, n. 3, p. 159–162, 320–334 and 486–502, 1967.

HUI, P. et al. Pocket switched networking : challenges , feasibility and implementation issues. In: THE SECOND INTERNATIONAL IFIP CONFERENCE ON AUTONOMIC COMMUNICATION, 2005. p. 1–12.

HUI, P.; CROWCROFT, J. How small labels create big improvements. In: THE 2006 ACM CONEXT CONFERENCE, 2006. p. Article No. 34.

HUI, P.; CROWCROFT, J.; YONEKI, E. BUBBLE Rap : social-based forwarding in delay tolerant networks. In: MOBIHOC’08, 2008, Hong Kong, China. p. 1-10.

HULL, B. et al. CarTel : a distributed mobile sensor computing system. In: THE 4TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON EMBEDDED NETWORKED SENSOR SYSTEMS, 2006. p. 125–138.

JONES, E.; WARD, P. **Routing strategies for delay-tolerant networks**. Disponível em: <<http://ccng.uwaterloo.ca/~pasward/Publications/dtn-routing-survey.pdf>>. Acesso em: 19 nov. 2013.

KHABBAZ, M. J.; ASSI, C. M.; FAWAZ, W. F. Disruption-tolerant networking: A comprehensive survey on recent developments and persisting challenges. **IEEE Communications Surveys and Tutorials**, v. 14, n. 2, p. 607–640, 2012.

KHOUZANI, M. H. R. et al. Optimal energy-aware epidemic routing in DTNs. In: THE THIRTEENTH ACM INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON MOBILE AD HOC NETWORKING AND COMPUTING (MOBIHOC’ 12), 2012, Hilton Head Island, SC, USA. p. 175–182.

KRAJZEWICZ, D. et al. Recent Development and Applications of SUMO – Simulation of Urban Mobility. **International Journal On Advances in Systems and Measurements**, v. 5, n. 3, p. 128–138, 2012.

KREPS, D. M.; WILSON, R. Sequential Equilibria. **Econometrica**, v. 50, n. 4, p. 863–894, 2008.

KRIFA, A.; BARAKAT, C.; SPYROPOULOS, T. Optimal buffer management policies for delay tolerant networks. In: 5TH ANNUAL IEEE ON COMMUNICATIONS SOCIETY CONFERENCE SENSOR, MESH AND AD HOC COMMUNICATIONS AND NETWORKS. SECON’08, 2008. p. 260–268.

KUROSE, J. F.; ROSS, K. W. **Computer Networking: A Top Down Approach**. 5a.ed. Boston: Pearson Education INC., 2010.

LEELA-AMORNSIN, L.; ESAKI, H. Heuristic congestion control for message deletion in delay tolerant network. In: THE THIRD CONFERENCE ON SMART SPACES AND NEXT

GENERATION WIRED, AND 10TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELESS NETWORKING, 2010. p. 287–298.

LI, F.; WU, J. Mobility reduces uncertainty in MANETs. In: INFOCOM 2007. 26TH IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATIONS, 2007. p. 1946–1954.

LI, F.; YANG, Y.; WU, J. Attack and flee: game-theory-based analysis on interactions among nodes in MANETs. **IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society**, v. 40, n. 3, p. 612–22, jun. de 2010.

LI, Y. et al. Energy-efficient optimal opportunistic forwarding for delay-tolerant networks. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v. 59, n. 9, p. 4500–4512, 2010.

LINDGREN, A. et al. **Probabilistic routing protocol for intermittently connected networks draft-irtf-dtnrg-prophet-10**. Internet-Draft, DTN Research Group, 2012. 122p.

LINDGREN, A.; DORIA, A.; SCHELÉN, O. Probabilistic Routing in Intermittently Connected Networks. In: FIRST INTERNATIONAL WORKSHOP, SAPIR, 2004, Fortaleza, Brazil, v.7. p. 239–254.

LINDGREN, A.; PHANSE, K. S. Evaluation of queueing policies and forwarding strategies for routing in intermittently connected networks. In: FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATION SYSTEM SOFTWARE AND MIDDLEWARE, 2006, New Delhi. p. 1–10.

LINJUAN, Z.; SHUAI, G. Energy-aware multi-replica routing in delay tolerant mobile sensor network. **China Communications**, v. 8, n. 8, p. 87–97, 2011.

LOCHERT, C.; SCHEUERMANN, B.; MAUVE, M. A Survey on congestion control for mobile Ad-Hoc networks. **Wireless Communications and Mobile Computing**, v. 7, n. 5, p. 655–676, 2007.

MACHADO, R.; TEKINAY, S. A survey of game-theoretic approaches in wireless sensor networks. **Computer Networks**, v. 52, n. 16, p. 3047–3061, nov. de 2008.

MACKENZIE, A. B.; DASILVA, L. A. **Game Theory for Wireless Engineers**. Synthesis .ed. Morgan & Claypool Publishers, 2006.

MAIA, S. L. de F.; GUARDIEIRO, P. R. Conceitos e técnicas básicas da teoria dos jogos aplicadas em redes sem fio. In: IX CONFERÊNCIA DE ESTUDOS EM ENGENHARIA ELÉTRICA - CEEL, 2011, Uberlândia, Brazil. p. 1-6.

MAIA, S. L. de F.; SILVA, É. R.; GUARDIEIRO, P. R. A Bayesian game based optimization strategy proposal for routing in energy constrained DTN. In: XXXIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE REDES DE COMPUTADORES E SISTEMAS DISTRIBUÍDOS, 2015, Vitória, ES, Brasil. p. 1-14.

MAIA, S. L. de F.; SILVA, É. R.; GUARDIEIRO, P. R. A new optimization strategy proposal for multi-copy forwarding in energy constrained DTNs. **IEEE Communications Letters**, v. 18, n. 9, p. 1623–1626, 2014.

MAIA, S. L. de F.; SILVA, É. R.; GUARDIEIRO, P. R. A Proposal of a simulator based on OMNeT ++ for delay / disruption tolerant networks comprising population of nodes with high level of heterogeneity. In: V INTERNATIONAL WORKSHOP ON TELECOMMUNICATIONS (V IWT), 2013, Santa Rita do Sapucaí, Brazil. p. 1–7.

MAIA, S. L. de F.; SILVA, É. R.; GUARDIEIRO, P. R. A proposal of routing strategy to DTNs considering application service targets in environment with nodal heterogeneity and constrained resources. In: THE 32ND IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATIONS - IEEE INFOCOM 2013, 2013, Turin, Italy. p. 1-2.

MAIA, S. L. de F.; SILVA, É. R.; GUARDIEIRO, P. R. An optimization strategy proposal for routing in energy constrained DTNs based on Bayesian game. In: ICOIN 2014 - INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION NETWORKING, 2014, Phuket, Thailand. p. 1-6.

MARTI, S. et al. Mitigating routing misbehavior in mobile ad hoc networks. In: THE 6TH ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE ON MOBILE COMPUTING AND NETWORKING, 2000, Boston, Massachusetts, USA. p. 255–265.

MEZZALIRA, D.; TREVELIN, L. C. A low cost scalable predictive server architecture for embedded systems applications. In: 2012 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS (SMC), 2012, Seoul. p. 692–696.

NASH, J. F. Equilibrium points in n-person games. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 36, n. 1, p. 48–49, jan. de 1950.

NASH, J. F. The Bargaining Problem.PDF. **Econometrica**, v. 18, n. 2, p. 155–162, 1950.

NASH, J. F. Two-Person Cooperative Games . **Econometrica**, v. 21, n. 1, p. 128–140, 1953.

NEAPOLITAN, R. E. **Learning Bayesian Networks**. Chicago, IL: Prentice Hall, 2003. 674p.

NELSON, S. C.; BAKHT, M.; KRAVETS, R. Encounter-based routing in DTNs. In: THE 28TH CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATIONS, 2009. p. 846–854.

NEUMANN, J. von; MORGENSTERN, O. **Theory of games and economic behavior**. 60th anniv.ed. Princeton, N. J.: Woodstock: Princeton University Press, 2004.

NING, T. et al. Incentive-aware data dissemination in delay-tolerant mobile networks. In: 8TH ANNUAL IEEE COMMUNICATIONS SOCIETY CONFERENCE ON SENSOR, MESH AND AD HOC COMMUNICATIONS AND NETWORKS, 2011, Salt Lake City, Utah, USA. p. 539–547.

NURMI, P. Modeling energy constrained routing in selfish Ad Hoc networks. In: THE 2006 WORKSHOP ON GAME THEORY FOR COMMUNICATIONS AND NETWORKS, 2006, Pisa, Italy. p. Article 6.

NURMI, P. **Theoretic Modelling of Routing in Selfish Ad Hoc Networks**. 2006. 95f. University of Helsinki, 2006.

PAVLIDOU, F.; KOLTSIDAS, G. Game theory for routing modeling in communication

networks - A survey. **Journal of Communications and Networks**, v. 10, n. 3, p. 268–286, 2008.

PERING, T. et al. CoolSpots : Reducing the Power Consumption of Wireless Mobile Devices with Multiple Radio Interfaces. In: MOBISYS' 06, 2006, Uppsala, Sweden. p. 220–232.

PITKÄNEN, M. J.; OTT, J. Enabling opportunistic storage for mobile DTNs. **Pervasive and Mobile Computing**, v. 4, n. 5, p. 579–594, out. de 2008.

PSARAS, I.; WANG, N.; TAFAZOLLI, R. Six years since first DTN papers: Is there a clear target?. In: 1ST EXTREME WORKSHOP IN COMMUNICATION, 2009, Laponia, Sweden. p. 2–3.

PUJOL, J. M.; TOLEDO, A. L.; RODRIGUEZ, P. Fair routing in delay tolerant networks. In: IEEE INFOCOM 2009, 2009. p. 837–845.

RADENKOVIC, M.; GRUNDY, A. Congestion aware forwarding in delay tolerant and social opportunistic networks. In: EIGHTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELESS ON-DEMAND NETWORK SYSTEMS AND SERVICES, 2011. p. 60–67.

RADENKOVIC, M.; GRUNDY, A. Efficient and adaptive congestion control for heterogeneous delay-tolerant networks. **Ad Hoc Networks**, v. 10, n. 7, p. 1322–1345, set. de 2012.

RANGO, F. De; AMELIO, S. Performance evaluation of scalable and energy efficient dynamic n-epidemic routing in delay tolerant networks. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON PERFORMANCE EVALUATION OF COMPUTER AND TELECOMMUNICATION SYSTEMS, 2013, Toronto. p. 167–173.

SELIGMAN, M.; FALL, K.; MUNDUR, P. Storage routing for DTN congestion control. **Wireless Communications and Mobile Computing**, n. 7, p. 1183–1196, 2007.

SENAR. **Operação de tratores agrícolas**. São Paulo: 2010. 60p.

SOBEL, J. **Signaling Games**. Report: Department of Economics, University of California, San Diego, 2007. 1-28p.

SPENCE, M. Job Market Signaling. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 87, n. 3, p. 355–374, 1973.

SPYROPOULOS, T. Performance analysis of mobility-assisted routing. In: THE 7TH ACM INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON MOBILE AD HOC NETWORKING AND COMPUTING, 2006, New York, NY, USA. p. 46–90.

SPYROPOULOS, T. Spray and Focus : efficient mobility-assisted routing for heterogeneous and correlated mobility. In: THE FIFTH ANNUAL IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON PERVASIVE COMPUTING AND COMMUNICATIONS WORKSHOPS, 2007, White Plains, NY. p. 79 – 85.

SPYROPOULOS, T.; PSOUNIS, K.; RAGHAVENDRA, C.S. Efficient Routing in Intermittently Connected Mobile Networks: The Single-copy Case. **IEEE/ACM Transactions on Networking**, v. 16, n. 1, p. 63–76, 2008.

SPYROPOULOS, T.; PSOUNIS, K.; RAGHAVENDRA, C. S. Spray and Wait : an efficient routing scheme for intermittently connected mobile networks. In: SIGCOMM'05 WORKSHOPS, 2005, Philadelphia, PA, USA. p. 22–26.

SPYROPOULOS, T.; TURLETTI, T.; OBRACZKA, K. Routing in delay-tolerant networks comprising heterogeneous node populations. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, v. 8, n. 8, p. 1132–1147, 2009.

SUMO. **Demand/Introduction to demand modelling in SUMO**. Disponível em: <http://sumo.dlr.de/daily/userdoc/Demand/Introduction_to_demand_modelling_in_SUMO.html>.

SUN, W.; LIU, Q.; LI, K. Research on congestion management in delay-tolerant networks. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER SCIENCE AND INFORMATION TECHNOLOGY (ICCSIT 2011), 2012, Singapore. p. 612–618.

SUNDARESAN, K.; ANANTHARAMAN, V.; SIVAKUMAR, A.R. ATP: a reliable transport protocol for ad hoc networks. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, v. 4, n. 6, p. 588–603, nov. de 2005.

SURKAR, S. K.; BASAVARAJU, T. G.; PUTTAMADAPPA, C. **Ad Hoc Mobile Wireless Networks - Principles, Protocols, and Applications**. New York: Auerbach Publications, 2008.

TASSIULAS, L. Adaptive back pressure congestion control based on local information. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 40, n. 2, p. 236–250, 1995.

THOMPSON, N. et al. Retiring replicants: congestion control for intermittently-connected networks. In: THE 29TH CONFERENCE ON INFORMATION COMMUNICATIONS, 2010, Piscataway, NJ, USA. p. 1118–1126.

TUBE, E. et al. **Teleco - Inteligência em Telecomunicações**. Disponível em: <http://www.teleco.com.br/tutoriais/tutorialespecradio/pagina_2.asp>. Acesso em: 3 fev. 2014.

VAHDAT, A.; BECKER, D. **Epidemic Routing for Partially-Connected Ad Hoc Networks**. Report. Durham: Department of Computer Science, Duke University, 2000.

VARGA, A.; HORNIG, R. An overview of the OMNeT ++ simulation environment. In: THE 1ST INTERNATIONAL CONFERENCE ON SIMULATION TOOLS AND TECHNIQUES FOR COMMUNICATIONS, NETWORKS AND SYSTEMS AND WORKSHOPS, 2008, Marseille, France. p. 1–10.

WALKER, P. **A Chronology of Game Theory**. Disponível em: <http://www.econ.canterbury.ac.nz/personal_pages/paul_walker/gt/hist.htm>. Acesso em: 3 jun. 2013.

WANG, W.; CHATTERJEE, M.; KWIAT, K. Coexistence with malicious nodes: A game theoretic approach. In: THE 2009 INTERNATIONAL CONFERENCE ON GAME THEORY FOR NETWORKS, GAMENETS '09, 2009. p. 277–286.

WANG, Y. et al. Erasure-coding based routing for opportunistic networks. In: ACM WDTN

'05, 2005, Philadelphia, Pennsylvania, USA. p. 1–7.

WEI, K.; LIANG, X.; XU, K. A survey of social-aware routing protocols in delay tolerant networks. **IEEE Communications Surveys and Tutorials**, v. 16, n. 1, p. 556 – 578, 2013.

WEI, L. et al. SUCCESS : A secure user-centric and social-aware reputation based incentive scheme for DTNs. **Ad-hoc & sensor wireless networks**, v. 19, n. 1-2, p. 95–118, 2013.

WEISER, M. The Computer for the 21st Century. **Mobile Computing and Communications Review**, v. 3, n. 3, 1991.

YOON, S. K.; HAAS, Z. J.; KIM, J. H. Tradeoff between energy consumption and lifetime in Delay-Tolerant mobile Network. In: MILCOM 2008 - 2008 IEEE MILITARY COMMUNICATIONS CONFERENCE, 2008. p. 1–7.

ZAHAVI, A. Mate selection-a selection for a handicap. **Journal of theoretical biology**, v. 53, n. 1, p. 205–14, set. de 1975.

ZAMIR, S. Bayesian Games : Games with Incomplete Information. In: MEYERS, R.A. **Computational Complexity**. Springer New York, 2012. p. 234–253.

ZEMOURI, S.; MEHAR, S.; SENOUCI, S.M. HINTS: A novel approach for realistic simulations of vehicular communications. **2012 Global Information Infrastructure and Networking Symposium, GIIS 2012**, 2012.

ZHANG, G.; LIU, Y. Congestion Management in Delay Tolerant Networks. In: THE 4TH ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELESS INTERNET, 2008. p. Article No. 65.

ZHANG, L. et al. An Energy-aware Socially-based Spray and Focus Routing in Delay Tolerant Mobile Sensor Network. In: 2011 INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED INTELLIGENCE AND AWARENESS INTERNET (AIAI 2011), 2011, Shenzhen. p. 57–61.

ZHU, H.; LIN, X.; LU, R. Smart: A secure multilayer credit-based incentive scheme for delay-tolerant networks. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v. 58, n. 8, p. 4628–4639, 2009.

ZHU, Y. et al. A Survey of social-based routing in delay tolerant networks : positive and negative social effects. **IEEE Communication Surveys & Tutorials**, v. 15, n. 1, p. 387–401, 2013.