

Análise e Geração de Vizinhaça em Redes de Contato Intermitente *

Tiphaine Phe-Neau¹, Miguel Elias M. Campista², Marcelo Dias de Amorim¹ & Vania Conan³

¹CNRS e UPMC Sorbonne Universités
4 place Jussieu, 75005 – Paris, França
{tiphaine.phe-neau | marcelo.amorim }@lip6.fr

²Universidade Federal do Rio de Janeiro
GTA/PEE-COPPE/DEL-Poli
Av. Brig. Trompowski s/n, P.O.Box 68504 – Rio de Janeiro, Brasil
miguel@gta.ufrj.br

³Thales Communications & Security
4 Avenue des Louvresses, 92230 – Gennevilliers, França
vania.conan@thalesgroup.com

Resumo

A modelagem dinâmica de redes oportunísticas se baseia no conhecimento dual dos contatos e dos intercontatos. Este trabalho propõe o uso de uma visão estendida, na qual os nós rastreiam sua vizinhaça estendida (a alguns saltos) e não somente seus vizinhos diretos. Para tal, é introduzido um método que permite aos nós preverem se outros estarão em alcance dada a posição atual e os movimentos anteriores. Essa abordagem é contrária às existentes nas quais os padrões de contato são extraídos da mobilidade espacial dos nós. O método proposto é aplicado a vários traços reais e sintéticos. Inicialmente, um novo algoritmo é provido bem como uma modelagem intuitiva para compreender o entorno de um nó. Em seguida, são destacadas duas cadeias principais de comportamento da vizinhaça. Finalmente, três principais tipos de movimento (nascimento, morte e sequencial) são identificados assim como os seus padrões predominantes. Toda essa análise culmina no desenvolvimento de um gerador de vizinhaça capaz de gerar traços de contato entre pares de nós. Tal gerador pode criar traços preservando características reais para simulações em diferentes escalas de tempo.

*Tiphaine Phe-Neau e Marcelo Dias de Amorim realizaram parte deste trabalho no LINC3 (<http://www.linc3.fr>). Este trabalho foi parcialmente financiado pelo Programa FP7 da Comunidade Europeia sob os recursos do acordo no. FP7-317959 MOTO. Miguel Elias M. Campista também gostaria de agradecer o suporte financeiro do CNPq, da Faperj, da CAPES e da FINEP.

Palavras-chave: Redes tolerantes a atrasos e desconexões, DTN, Redes oportunísticas, vizinhaça

Abstract

Modeling the dynamics of opportunistic networks relies on the dual notion of contacts and intercontacts. We propose the use of an extended view in which nodes track their extended vicinity (up to a few hops) and not only their direct neighbors. We introduce a method that allows nodes predicting whether other nodes will be within reach given their current position and previous movements. This approach is contrary to existing ones where contact patterns are derived from the spatial mobility of nodes. We apply our method to several real-world and synthetic datasets. Firstly, we provide a novel algorithm and an intuitive modeling to understand a node's surroundings. Then, we highlight two main behaviors of vicinity chains. Finally, three main types of movements (birth, death, and sequential) are identified as well as their predominant patterns. These whole analysis culminates in the development of a neighborhood generator capable of generate intercontact traces between pairs of nodes. Such generator can create traces preserving real characteristics for simulations in different time scales.

Keywords: Delay Tolerant Networks, DTN, Opportunistic networks, neighborhood

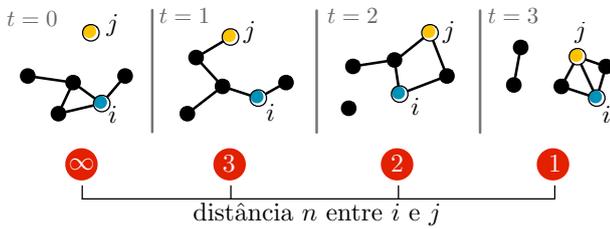


Figura 1. Em $t = 0$, o nó j está fora da vizinhança de i , embora esteja se aproximando. Em $t = 1$, j surge na vizinhança de i com uma distância de três saltos. Em $t = 2$, j se aproxima ainda mais, chegando a uma distância de dois saltos. O nó j entra em contato com i em $t = 3$.

1. INTRODUÇÃO

A compreensão dos padrões de mobilidade no contexto das redes móveis com conexão intermitente é fundamental para o desenvolvimento de protocolos e algoritmos de rede eficientes [8]. A literatura nessa área tem gerado um número significativo de contribuições que oferecem respostas a questões relacionadas à frequência com que os nós se encontram e como isso ocorre [3, 5, 11]. Uma característica comum nesses trabalhos é que todos se baseiam no conhecimento dos *contatos* e dos *intercontatos*. Um contato ocorre quando dois nós estão em alcance mútuo enquanto um intercontato ocorre quando os dois nós *não estão* em contato.

Este trabalho defende que os nós devem considerar uma visão estendida de suas vizinhanças ao incluir nós que não estão em contato, mas que mesmo assim podem ser considerados próximos. Tais nós podem ser alcançados em até κ saltos, sendo o conjunto desses nós referido como κ -vizinhança [15]. Acredita-se que nenhum trabalho anterior tenha investigado a evolução no tempo da vizinhança estendida de um nó. A Figura 1 ilustra tal evolução em uma pequena rede. Note que a definição tradicional de contato e intercontato consideraria os primeiros três primeiros intervalos de tempo como iguais para i e j , já que os nós estão em intercontato. Ao contrário, neste trabalho, distingue-se as quatro situações e o impacto dessa definição é investigado através das seguintes questões: Dado que os dois nós i e j estejam separados por n saltos, qual a probabilidade deles estarem separados por m saltos ($m \neq n$) assim que a distância mudar? Ou ainda, é possível identificar padrões nessa dinâmica tal que a movimentação possa ser antecipada?

A movimentação da vizinhança é modelada como um processo Markoviano de tempo contínuo calculado a partir de uma estrutura de dados contendo a evolução da vizinhança de um nó, chamada de “linha de tempo”. A ideia é rastrear a vizinhança de um nó até uma distância κ . O limiar κ é ajustado de acordo com a extensão necessária do monitoramento e pela quantidade de sobrecarga tolerada, uma vez que o monitoramento da vizinhança pode gerar

sobrecarga de controle. Ao final, a rede pode se basear na movimentação da vizinhança para realizar estimativas de parâmetros fundamentais como o atraso de entrega e as relações sociais entre os nós. O trabalho conhecido mais próximo a este é o CTG (*Connectivity Trace Generator*) que propõe um modelo de conectividade para redes oportunísticas [1]. Entretanto, o CTG também foca na mera noção de contatos e intercontatos, negligenciando os eventos no entorno dos nós.

Este trabalho apresenta as seguintes contribuições, das quais as três primeiras apareceram em [12], confirmadas a partir de diferentes análises usando traços reais e sintéticos:

- **Um modelo para compreensão do comportamento da vizinhança móvel.** É definida a vizinhança de um nó com a noção de κ -vizinhança assim como é proposto um arcabouço para analisá-la conforme a movimentação. É ainda proposto um fluxo de trabalho (*workflow*) correspondente para geração de cadeias de vizinhança que capturam a evolução estatística da distância entre os nós.
- **Dois tipos de cadeias de vizinhança.** São identificadas duas cadeias principais, curta e estendida, que diferem em função dos estados atravessados. As cadeias estendidas representam uma vizinhança com muitos saltos em potencial dentro do limiar κ , enquanto as curtas possuem vizinhanças de até dois saltos (conforme os resultados obtidos).
- **Três tendências principais de movimento.** Nas cadeias estendidas, são identificados três tipos predominantes de movimentos. Os movimentos de nascimento, de morte e de sequência podem representar 87% de todos os movimentos de um dado traço. Logo, considerar que um desses movimentos é a provável próxima decisão de um nó na vizinhança torna-se razoável.
- **Um gerador genérico de vizinhança.** Baseado nos tipos predominantes de movimentos (nascimento, morte e sequência) e nas probabilidades de transição entre esses tipos de movimentos, é proposto um gerador de vizinhanças entre pares de nós da rede que pode ser utilizado em diferentes escalas de tempo sem perder as características fundamentais de contato.

Acredita-se que a compreensão da movimentação da vizinhança possa ajudar no entendimento do entorno de um nó em uma rede oportunística. Além disso, acredita-se que a metodologia proposta neste trabalho seja um primeiro esforço direcionado ao desenvolvimento de geradores de conectividade. Tais geradores podem ser usados

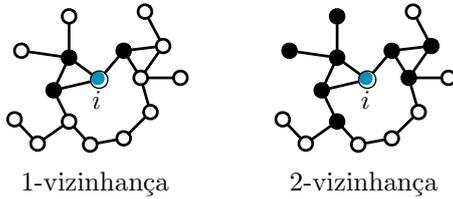


Figura 2. Na esquerda: 1-vizinhança do nó i representa o conjunto de vizinhos a um salto de distância de i . Na direita: 2-vizinhança do nó i representa o conjunto de nós a dois saltos de distância de i . As distâncias mais curtas não são discriminadas em uma dada κ -vizinhança.

na criação de traços realistas com um número qualquer de nós.

Este artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 introduz as informações necessárias para a definição de vizinhança. A Seção 3 propõe o fluxo de trabalho para a geração de movimentação da vizinhança. Já as Seções 4, 5 e 6 apresentam os resultados obtidos da análise dos padrões de vizinhança. Finalmente, a Seção 8 conclui este trabalho e apresenta as direções futuras.

2. DEFINIÇÕES

Antes de continuar com a análise da movimentação da vizinhança, é importante introduzir formalmente as definições utilizadas.

2.1. κ -VIZINHANÇA

O conceito de κ -vizinhança, definido em um artigo precedente [15], é fundamental já que ele define a extensão na qual a análise se aplica. Logo, discrimina-se a vizinhança de i conforme o número de saltos entre i e os seus vizinhos.

Definição 1. *κ -vizinhança.* A κ -vizinhança \mathcal{V}_κ^i de um nó i é o conjunto de todos os nós cujo o caminho mais curto de i é de no máximo κ saltos.

A partir da Definição 1, conclui-se que $\mathcal{V}_{\kappa-1}^A \subseteq \mathcal{V}_\kappa^A$. A Figura 2 ilustra a 1-vizinhança e a 2-vizinhança do nó i . Neste trabalho, as análises propostas focam em movimentos na κ -vizinhança de um dado nó.

2.2. INTERCONTATO FAVORÁVEL E DESCONEXÃO

Como dito anteriormente, nas redes móveis com conexão intermitente, esforços para caracterizar a dinâmica da rede estão relacionados à noção dual de *contato* e *intercontato*. Um exemplo é ilustrado na Figura 3(a). Este trabalho distingue os nós que não estão em contato direto, mas que possuem um caminho que os conecta, dos

nós que não possuem nenhuma possibilidade de comunicação [13]. Um par de nós está em intercontato favorável com parâmetro n sempre que há um caminho entre eles com distância mais curta de n saltos. Vale mencionar que dois nós a um salto estão em contato. Formalmente, define-se intercontatos favoráveis e desconexão como se segue:

Definição 2. *Intercontato favorável.* Um intercontato é considerado “favorável” com parâmetro n quando há um caminho mais curto de comprimento n separando os dois nós em questão, tal que $\{n \in \mathbb{N}^* \mid 2 \leq n < \infty\}$.

Definição 3. *Desconexão.* Ao contrário das situações favoráveis, a “desconexão” indica a falta de caminhos entre um par de nós. Logo, $n \rightarrow \infty$.

Essa visão, que chamamos de “estendida”, é ilustrada na Figura 3(b). Os movimentos partindo de contato ou de qualquer um dos n intercontatos favoráveis para qualquer outro estado possível são investigados neste trabalho. Essa análise ajuda a compreender o comportamento da κ -vizinhança de um dado nó.

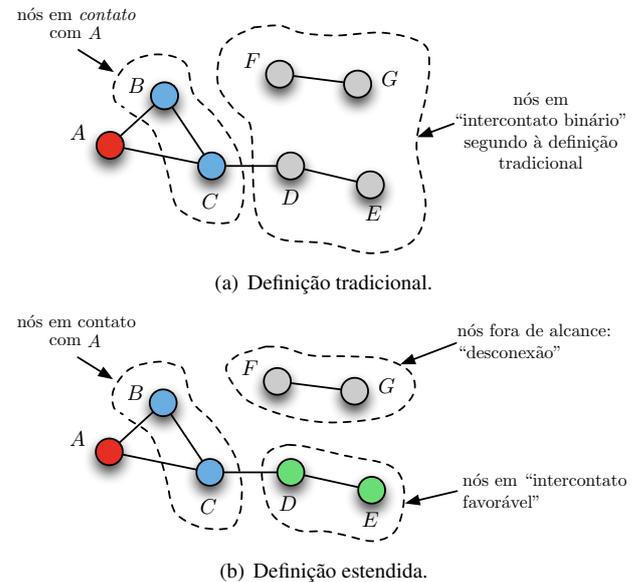


Figura 3. Definição de vizinhança segundo o método tradicional e a proposta.

3. MOVIMENTAÇÃO DA VIZINHANÇA: METODOLOGIA

A movimentação da vizinhança considera todos os movimentos dentro da κ -vizinhança de um nó. Para isso, são oferecidos elementos que respondam questões como “quando a distância n entre os nós i e j muda, qual a

probabilidade da distância se tornar m , onde $m \neq n$?”. A resposta é obtida a partir de uma metodologia em duas etapas:

1. **Geração da linha de tempo.** Calcula-se a *linha de tempo* da vizinhança, que é a progressão da menor distância entre quaisquer dois nós ao longo do tempo. Através do uso dessas linhas é possível realizar diferentes análises probabilísticas.
2. **Análise da vizinhança.** A linha de tempo provê a informação necessária para caracterizar a probabilidade de transição entre distâncias quaisquer.

3.1. GERAÇÃO DA LINHA DE TEMPO

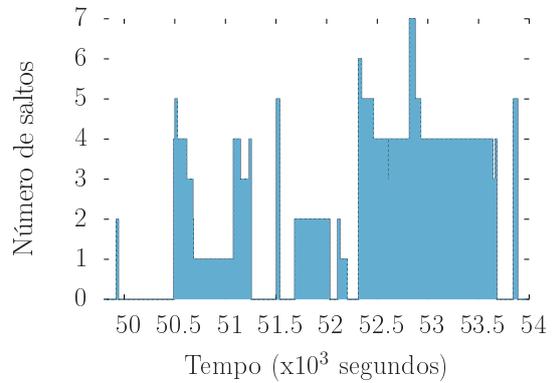
O método proposto usa os traços de contato como entrada, organizados de forma cronológica de eventos instantâneos. Os eventos podem ser tanto o surgimento quanto o desaparecimento de um enlace entre um par de nós (i, j) no instante t . Denota-se esse tipo de evento como $e = \langle t, i, j, \text{UP/DOWN} \rangle$, onde UP e DOWN indicam, respectivamente, o surgimento e o desaparecimento de um enlace entre i e j .

Para um dado par de nós (i, j) , uma linha de tempo consiste em uma sequência de distâncias mais curtas entre eles ao longo do tempo (Figura 4(a)). Formalmente, a linha de tempo é representada como uma sequência de tuplas $\langle n, i, j, t_{início}, t_{fim} \rangle$. Isso significa que entre $t_{início}$ e t_{fim} , os nós i e j estiveram a uma distância de n saltos.

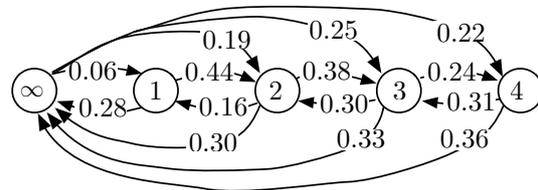
A geração de linhas de tempo requer como entrada o traço de contatos (\mathcal{C}) e o número de nós na rede (\mathcal{N}), conforme apresentado no Algoritmo 1. Todas as linhas de tempo são inicializadas com a tupla $\langle \infty, 0 \rangle$, indicando que os nós estão desconectados no momento 0. Todas as tuplas seguintes indicam uma mudança no estado e o momento na qual ela ocorreu. Todos os eventos nos traços são lidos e a matriz de adjacências atualizada antes de computar todas as distâncias mais curtas entre os pares de nós. Os dados obtidos são formatados e impressos nas linhas de tempo.

3.2. ANÁLISE DA VIZINHANÇA

A movimentação da vizinhança é modelada através de um processo Markoviano de tempo contínuo (*Continuous Time Markov Process – CTMP*) para cada par de nós. Para um dado nó i , considere que $X_{i,j}^s$ seja a variável aleatória representando a distância entre os nós i e j no passo s . O CTMP é usado ao invés de um processo Markoviano simples para permitir a observação da evolução dos movimentos independentemente da amostragem de tempo. A etapa da análise da vizinhança recebe como entrada as linhas de tempo e oferece como saída as probabilidades de transição correspondentes das cadeias de vizinhança.



(a)



(b)

Figura 4. Nesta figura, são apresentadas a linha de tempo de um dos pares do traço *Unimi* (Figura 4(a)) e a movimentação média da vizinhança de um par (i, j) com $\kappa = 4$ no traço *Infocom05* (Figura 4(b)). Por simplicidade, poucas transições são apresentadas (até 4). Nessa κ -vizinhança, a probabilidade de um nó entrar em contato $\{\infty \rightarrow 1\}$ é de 6%. Já considerando os nós a uma distância de três saltos, a probabilidade para que eles estejam a dois saltos é de 30%.

Estados. Os estados do CTMP dependem da escolha de κ , isto é, do tamanho da vizinhança que se queira monitorar. O número de estados é $\kappa + 1$; o primeiro estado, representado por ‘ ∞ ’, corresponde ao caso onde os dois nós estão desconectados. Já o estado $\{1\}$ representa o contato e os estados remanescentes $\{2, \dots, M = \kappa\}$ correspondem a uma situação de intercontato favorável. Note que é considerado cada movimento de um par de nós como um único passo. Não são considerados intervalos de tempo específicos para evitar a dependência do traço com o tempo. Assume-se que X satisfaz as propriedades da cadeia de Markov e que $X_{i,j}^s$ é independente de $X_{i,j}^{s-1}$. Essa premissa pode parecer questionável, mas a natureza dos traços leva à independência dos movimentos dos pares, como será visto na Seção 6.3.

Probabilidades de transição. A compreensão da movimentação da vizinhança requer foco nas taxas de transição CTMP entre estados, isto é, na probabilidade de dois nós estarem a uma distância m no passo s sabendo que eles estavam a uma distância n no passo precedente: $\mathbb{P}(X_{i,j}^s = m \mid X_{i,j}^{s-1} = n)$, $m \neq n$. Para a caracteri-

Algoritmo 1: Geração da linha de tempo (LT).

Requer: \mathcal{C}, \mathcal{N} // traço de contatos, número de nós
Garante: $\mathcal{N} \times (\mathcal{N} - 1)$ linha de tempo (LT)
Local: $\{adj\}$ // matriz de adjacências de tamanho \mathcal{N}^2

```

1 inicialização; // todas as linhas de tempo são inicializadas com  $\langle \infty, 0 \rangle$ 
2 while size of  $\mathcal{C} \neq 0$  do
3    $t_{atual}, i, j, evento =$  remoção da primeira tupla de  $\mathcal{C}$ ;
4   if evento = UP then
5      $adj_{i,j} = 1$ ;
6      $adj_{j,i} = 1$ ;
7   else if evento = DOWN then
8      $adj_{i,j} = 0$ ;
9      $adj_{j,i} = 0$ ;
10  for  $i \leftarrow 1$  to  $\mathcal{N}$  do
11    for  $j \leftarrow 1$  to  $\mathcal{N}$  do
12      if  $i \neq j$  then
13         $d_{atual} =$  caminho mais curto( $i, j$ );
14        if comprimento de  $LT_{(i,j)} = 1$  then
15          anexa ( $d_{atual}, t_{atual}$ ) to  $LT_{(i,j)}$ ;
16        else
17          ( $d_{último}, t_{último}$ ) = pegar última tupla de  $LT_{(i,j)}$ ;
18          if  $d_{último} \neq d_{atual}$  then
19            anexa ( $d_{atual}, t_{último}$ ) to  $TL_{(i,j)}$ ;
20  for  $i \leftarrow 1$  to  $\mathcal{N}$  do
21    for  $j \leftarrow 1$  to  $\mathcal{N}$  do
22      if  $i \neq j$  then
23        formata e imprime  $LT_{(i,j)}$ ;
```

zação completa do CMTP, são usadas probabilidades de transição entre estados e o tempo médio de permanência em cada um deles. Os tempos de permanência média em cada estado são dados na Tabela 1.

A Figura 4(b) mostra um exemplo da probabilidade de transição média do traço *Infocom05*, que será descrito em maiores detalhes na Seção 3.3. Algumas transições estão omitidas para aumentar a clareza da figura. Como pode ser observado, quando os nós i e j estão desconectados (∞), a probabilidade de que eles se encontrem diretamente é de 6%, enquanto a probabilidade de um intercontato favorável de três saltos é de 25%. O fluxo de trabalho proposto da movimentação da vizinhança pode ser visto na Figura 5.

3.3. TRAÇOS

A análise da proposta é baseada na movimentação da vizinhança obtida em traços de experimentos reais e sintéticos como descritos a seguir. Os parâmetros usados foram escolhidos para representar situações particulares.

- **Infocom05.** Baseado em medidas conduzidas em uma conferência de cinco dias em 2005 [2], onde 41 participantes carregaram iMotes para coletar informações sobre outros em um raio de 10m. O estudo deste trabalho foca em um trecho de 12 horas com maior atividade da rede. Cada iMote envia sondas a cada 120 segundos. Esse traço representa um encontro profissional.
- **Rollernet.** Conta com 62 participantes medindo a conectividade mútua entre iMotes enquanto patinavam pelas ruas de Paris em um encontro de 3 horas [17]. Os pesquisadores ajustaram os dispositivos para enviar sondas a cada 30 segundos. Esse traço representa um cenário esportivo.
- **Unimi.** É um traço capturado por estudantes, professores e funcionários da Universidade de Milão em 2008 [4]. Foram envolvidos 48 pessoas com dispositivos especiais que enviavam uma sonda por segundo para a vizinhança. Esse traço representa um cenário

Tabela 1. Tempo médio de permanência em cada estado em segundos.

Traço	Estado								
	∞	1	2	3	4	5	6	7	≥ 8
Infocom05	2.029	399	296	224	175	131	154	212	229
Rollernet	167	51	74	86	102	117	127	142	166
Sassy	157.504	2.315	53.871	1	–	–	–	–	–
StanfordHigh	2.972	1	1	0	–	–	–	–	–
Unimi	18.041	1.300	447	305	214	155	208	74	35
Community	5.210	108	120	114	118	326	1.330	295	15
RT	203	221	117	82	61	47	40	34	35

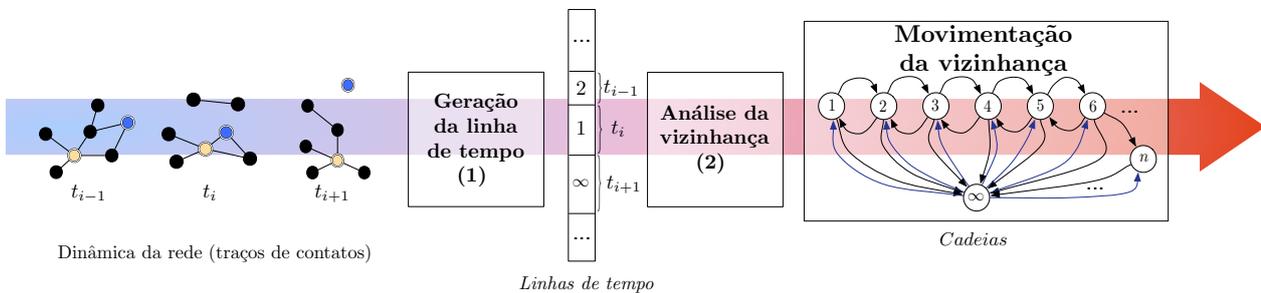


Figura 5. O fluxo de trabalho para a geração da movimentação da vizinhaça. Inicia-se através da leitura dos traços de contato que descrevem a conectividade da rede ao longo do tempo. Essa entrada é processada usando o módulo de geração de linhas de tempo (1). As linhas de tempo são seqüências de distâncias mais curtas entre todos os pares de nós. A etapa (2), chamada de análise da vizinhaça, examina essas seqüências para calcular as probabilidades de transição e as cadeias correspondentes da movimentação da vizinhaça.

escolar e de trabalho.

- **StanfordHigh.** Conta com 789 pessoas em uma escola nos EUA carregando motes TelosB para detectar contatos até 3m de alcance [16]. Os motes que enviavam sondas a cada 20 segundos foram fornecidos aos estudantes, professores e funcionários durante um dia inteiro. Este trabalho usa um subconjunto de 200 participantes por questões de limitação na geração da linha de tempo. O traço *StanfordHigh* possui uma configuração com maioria de adolescentes com tendência de relacionamento em grupos de interesse.
- **Sassy.** Gerado na Universidade de Saint Andrews por pesquisadores que usaram 27 T-motes para capturar contatos entre os alunos e cientistas [10]. Os T-motes enviavam sondas a cada 6,67 segundos durante 79 dias. O traço *Sassy* possui uma configuração acadêmica esparsa com longa duração.
- **RT.** É um modelo de mobilidade que corrige falhas do modelo *Random Waypoint* [9]. Foram amostrados o comportamento de vinte nós seguindo esse modelo em uma superfície de $50 \times 60m^2$ utilizando 10m de alcance com velocidades entre 0 e 7m/s.

- **Community.** É um modelo de mobilidade baseado em comportamento social [7]. Ele coloca nós com relações sociais em uma posição específica ao mesmo tempo, como grupos de amigos. São simulados 50 nós com um raio de 10m em um plano de $1.500 \times 2.500m^2$ durante 9 horas.

4. CENÁRIO vs. κ

Um requisito importante antes de abordar a movimentação da vizinhaça é entender as características gerais da rede para saber qual o valor mais apropriado de κ . Neste trabalho, não se pretende ajustar um valor específico para cada traço, mas apenas estimar um valor genérico que permita alcançar conclusões não equivocadas. Na prática, deseja-se encontrar um κ específico que sirva bem no cenário e que tenha uma boa relação entre sobrecarga e conhecimento da vizinhaça.

A primeira análise tem como objetivo encontrar um valor de κ que seja suficientemente grande para cobrir todos os componentes conectados dos nós. Para cada par de nós, é computado a distância max-min do traço, que é diâmetro do componente conectado. No traço *Infocom05*, observa-se que a maior proporção de pares (aproximadamente 75%) tem entre 7 e 9 saltos de distância no má-

ximo, enquanto apenas 13% têm entre 4 e 6 saltos, e 9% têm entre 10 e 12 saltos. Poucos pares têm um caminho entre 1 e 3 saltos de distância. O traço *Unimi* apresenta a maior proporção de nós com caminhos com distância máxima entre 7 e 9 saltos.

Esses resultados confirmam que é importante discriminar o comportamento dos nós, mesmo considerando um alto nível de movimentação de sua vizinhança. O restante deste trabalho foca em cadeias de vizinhança com estados até $\{7, 8, 9\}$, já que elas representam a maior parte das situações observadas.

5. CADEIAS DE VIZINHANÇA

5.1. TEMPO MÉDIO DE PERMANÊNCIA EM CADA ESTADO

A Tabela 1 apresenta a duração média de permanência no estado κ em segundos. Nos traços *RT* e *Unimi*, é observada uma redução gradual nas durações. Por outro lado, o traço *Rollernet* tem uma tendência de crescimento, enquanto o *Infocom05* e o *Community* têm comportamentos combinados. O status específico do *Rollernet* como um esporte dinâmico pode explicar o aumento dos valores. Pequenas distâncias têm uma pequena duração por causa da conectividade variável e da dinâmica da configuração. Já as distâncias mais longas são absorvidas pela multidão (note que não são discriminadas as mudanças de caminhos se elas forem do mesmo comprimento).

5.2. DISTRIBUIÇÕES ESTACIONÁRIAS

Observa-se em todos os traços que a cadeia de Markov embutida (*embedded Markov chain* - EMC) é irredutível. Logo, uma distribuição estacionária existe em todos os casos. A Tabela 2 apresenta as distribuições estacionárias quando $\kappa \geq 8$. No traço *Infocom05*, há 25,3% de chance do nó procurado não pertencer à κ -vizinhança em questão; 5,5% de chance do nó estar em contato; 15,4% dele estar a dois saltos; 20% a três saltos e assim por diante. Note que com a observação da vizinhança para $\kappa = 4$, tem-se 77% de chances de encontrar o nó procurado. Tal conhecimento posterior é útil para avaliar a probabilidade de encontrar um nó rapidamente na chegada ou até mesmo quantificar os limiares de sondagem para manter os custos de manutenção reduzidos.

5.3. CADEIAS CURTAS E ESTENDIDAS

Existem dois tipos de cadeias observadas: as estendidas que podem variar até estados com dez ou doze saltos e as curtas com movimentos de apenas um ou dois saltos.

Cadeias curtas. As cadeias curtas reforçam a premissa anterior na qual os nós ou estão em contato ou desconectados; a diferença nesse caso é que elas podem ter até dois saltos de distância. Nota-se tal configuração para dois

dos traços usados: *Sassy* e *StanfordHigh*. A cadeia observada consiste em estados $\{\infty, 1, 2\}$. Como resultado, tal configuração não tira nenhum ou quase nenhum proveito dos intercontatos favoráveis. Na maior parte do tempo, quando se detecta um nó, seu próximo movimento é quase sempre de desaparecimento da vizinhança. Protocolos oportunistas devem também considerar esses comportamentos quando necessário.

Cadeias estendidas. Os traços *Infocom05*, *Community*, *RT*, *Rollernet* e *Unimi* mostram cadeias estendidas de vizinhança. As cadeias estendidas possuem maior potencial em mudanças de estados. Alguns com até doze ou mais saltos. As cadeias estendidas permitem estados de interconexão favorável e, portanto, maiores possibilidade de transmissões fim-a-fim. As cadeias estendidas podem também exibir uma larga quantidade de movimentos internos. Será visto que há três tipos de movimentos que dominam as tendências. Com apenas poucos padrões de movimento, será demonstrado que é possível abstrair muitos dos movimentos dos nós.

6. PADRÕES EM CADEIAS ESTENDIDAS

Os traços que contêm mais cadeias estendidas oferecem mais possibilidades de transições para o próximo salto. Como consequência, por economia de espaço, não serão apresentados de agora em diante os resultados obtidos com os traços *Sassy* e *StanfordHigh*. Nos traços analisados, são observados três tipos principais de transições, chamados de *nascimento*, de *morte*, e de *movimentos sequenciais*.

6.1. NASCIMENTO NA κ -VIZINHANÇA

O fenômeno de nascimento é caracterizado pelo surgimento de um nó na κ -vizinhança após um período de desconexão. O conhecimento desse fenômeno permite que um nó ou um protocolo saiba em qual distância outro nó pode aparecer. Considere que o nó i queira enviar uma mensagem ao nó j no traço *Infocom05*. Se j estiver atualmente fora da κ -vizinhança do nó i , ele não precisará confiar em um encaminhamento totalmente oportunístico. Dados os valores estacionários calculados na Figura 4(b), sabe-se que j irá surgir com uma probabilidade de 25% a uma distância de três saltos.

Na Tabela 3, são apresentados os valores relacionados ao evento nascimento nos traços analisados. A linha “estado” descreve o estado com a maior probabilidade de nascimento, enquanto a linha “probabilidade” indica a probabilidade de nascimento desse estado em particular. A linha “acumulada” representa a probabilidade de nascimento acumulada em qualquer distância dentro da κ -vizinhança para $\kappa =$ “estado” (isto é, para qualquer valor entre 1 e “estado”). Nota-se que o estado com maior pro-

Tabela 2. Distribuição estacionária em porcentagem.

Traço	Estado								
	∞	1	2	3	4	5	6	7	≥ 8
Infocom05	25,3	5,5	15,4	20,0	16,0	9,7	5,1	2,2	0,8
Rollernet	28,2	2,3	7,7	11,5	12,5	11,5	9,5	7,3	9,5
Sassy	49,2	34,8	15,5	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
StanfordHigh	45,0	48,0	6,9	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Unimi	35,0	9,0	14,0	15,0	12,0	8,0	4,0	2,0	1,0
Community	24,6	9,7	26,3	26,1	10,1	2,5	0,4	0,0	0,3
RT	29,1	5,0	10,6	14,1	14,3	11,5	7,7	4,5	3,2

Tabela 3. Valores de nascimento.

	Traço				
	Infocom05	Unimi	Community	RT	Rollernet
Estado	3	2	2	4	4
Probabilidade	0,25	0,22	0,37	0,19	0,15
Acumulado	0,50	0,40	0,52	0,59	0,44

babilidade de nascimento pode cobrir de 40 até 59% das chegadas (somente uma distância de dois ou três saltos nos traços *Unimi*, *Community* e *Infocom05*). Para todos os traços, a maior probabilidade de nascimento está no conjunto $\{1, 2, 3, 4\}$. Se for escolhido estender os limites para envio de sondas somente até o estado 4, a probabilidade acumulada se torna 50 até 70%, dependendo dos traços. Logo, o envio de sondas até 4-vizinhança é suficiente para alcançar a maioria dos padrões de nascimento no entorno de um nó [14].

6.2. MORTE NA κ -VIZINHANÇA

Em oposição ao nascimento para padrões de chegada, define-se a morte como o fenômeno de saída dos nós da κ -vizinhança. Os traços são analisados em dois diferentes aspectos: a proporção de mortes relacionadas à cadeia inteira (absoluta) e a comparação com somente movimentos naturais (o que exclui transições entre estados não consecutivos exceto para ∞).

Na Figura 6(a), a evolução das probabilidades é mostrada para os diferentes estados da cadeia. Todos os traços, exceto o *Community*, têm taxas de morte aproximadamente estáveis, cuja máxima variação absoluta é 12%. Na Figura 6(b), são mostrados os resultados no caso dos movimentos naturais. Observa-se um fenômeno interessante: todos os traços possuem a mesma evolução na taxa de morte relativa. Relacionada a movimentos naturais, a proporção de movimentos de morte tem um padrão similar (decréscimo leve seguido de acréscimo leve). A principal diferença vem a ser os valores iniciais no eixo y para cada traço.

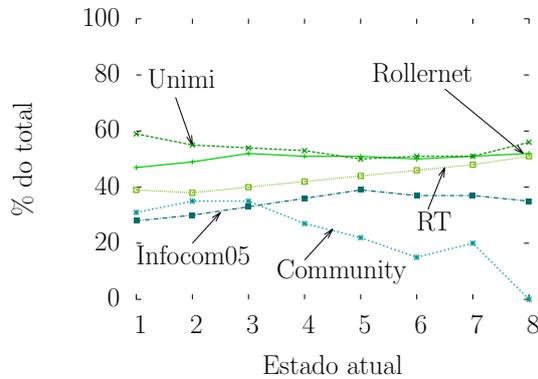
Os eventos de nascimento e morte e os sequenciais,

apresentados a seguir, representam uma grande parte dos movimentos identificados.

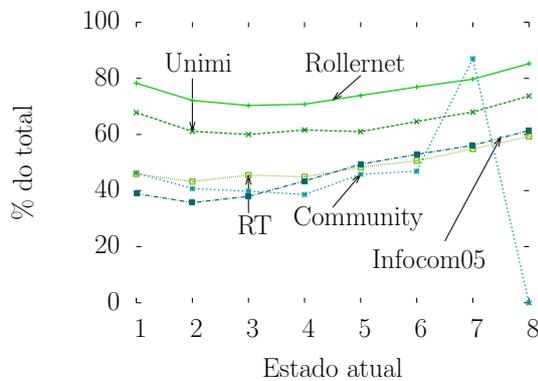
6.3. MOVIMENTOS SEQUENCIAIS

Define-se como um movimento sequencial para dois nós, o processo de se aproximar ou se distanciar um do outro em estados adjacentes da cadeia: quando os nós (i, j) estão a uma distância de n saltos (para $n > 1$), eles se movem sequencialmente para mais próximo se estiverem a exatamente $n - 1$ saltos no passo seguinte. Em oposição, eles sequencialmente se distanciarão se eles estivessem a $n + 1$ saltos.

Observa-se que uma parte não desprezível de movimentos da vizinhança surge de comportamentos sequenciais. Nos traços *Unimi* e *Infocom05*, considerando que os nós permaneçam na κ -vizinhança, os movimentos sequenciais representam entre 50 e 80% dos movimentos. Outra observação é que quanto maior a distância do par de nós, maior é a proporção de movimentos erráticos (movimentos que não são nem nascimento, nem morte e nem sequenciais). Entretanto, movimentos sequenciais continuam a predominar. Na Figura 7, é apresentada a proporção de movimentos sequenciais, nascimento e erráticos dentre todos os movimentos da vizinhança. Os movimentos erráticos aumentam com a distância entre os nós enquanto os de morte continuam estacionários em torno de 30%. A presença desse tipo de movimento está de acordo com a premissa de independência de movimentos dos pares. Já os movimentos sequenciais estão concentrados na 4-vizinhança. O efeito dos padrões sequenciais influencia menos em distâncias maiores devido às perturbações do ambiente.



(a) Cadeias completas.



(b) Movimentos naturais.

Figura 6. Proporção de mortes.

A análise em maiores detalhes dos movimentos sequenciais permite ainda dividi-los em mais duas subclasses: movimentos *incrementais* (*inc*) e *decrementais* (*dec*). Enquanto os movimentos *inc* consistem em movimentos onde as distâncias aumentam para o estado imediatamente mais alto, os *dec* consistem no oposto, ou seja, as distâncias diminuem para o estado imediatamente mais baixo. Similarmente ao realizado para as taxas de morte, investiga-se os movimentos *inc* e *dec* usando escalas diferentes: absoluta, relativa para movimentos naturais e relativamente à proporção de movimentos sequenciais. Sobre os movimentos *dec*, todos os traços que mostram cadeias estendidas (*Infocom05*, *Rollernet*, *Unimi* e *RT*) apresentam um aumento lento até a distância de dois saltos, seguida por um suave decréscimo (Figura 8(a)). A proporção de movimentos sequenciais é então simples de prever. A mesma dedução pode ser feita em geral sobre a proporção de movimentos sequenciais relacionados aos movimentos naturais (Figura 8(b)).

Aumentando a granularidade da observação sobre os movimentos sequenciais, é possível entender quais os pa-

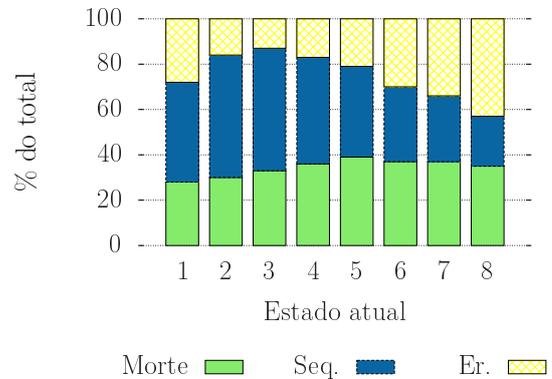


Figura 7. A movimentação da vizinhança (morte, sequencial e errático) para o traço *Infocom05*.

drões de movimento são predominantes: aproximação (*inc*) ou afastamento (*dec*)? Na Figura 9, as proporções *dec* e *inc* são apresentadas. Os valores absolutos de *dec* e *inc* (Figuras 9(a) e 9(d)) mostram que o padrão de aproximação tem uma distribuição estacionária em todos os traços, exceto o *Community*. O *dec* não varia muito em torno do seu valor inicial enquanto o padrão de distanciamento (*inc*) rapidamente diminui nos estados mais altos. Isso pode ser explicado pela conectividade variável em distâncias mais longas que resultam em morte ao invés de movimentos de distanciamento.

Considerando os movimentos naturais e sequenciais, a proporção de movimentos *dec* e *inc* entre os movimentos naturais é diferente em termos de valores, mas possui a mesma evolução que as absolutas. O *dec* mantém valores quase estacionários enquanto o *inc* mostra rápida redução nas Figuras 9(b) e 9(e), respectivamente. A comparação dos movimentos *dec* e *inc*, vistos nas Figuras 9(c) e 9(f), com os movimentos sequenciais mostra padrões claros. Para todos os traços, exceto o *Community*, a proporção de *dec* possui um crescimento aproximadamente linear enquanto o *inc* decresce linearmente. Como o *dec* e o *inc* representam uma partição completa dos movimentos sequenciais, as observações parecem lógicas. O crescimento dos movimentos *dec* tem origem no declínio do *inc* no caso natural, atribuindo uma maior proporção de *dec* no caso sequencial.

6.4. TRAÇO *Community*: CASO EXCEPCIONAL

O traço *Community* não se encaixa nas principais observações. Isso pode ser uma consequência direta da natureza do processo de geração, já que o objetivo principal do modelo de mobilidade é gerar padrões de movimento onde grupos de pessoas estejam no mesmo lugar ao mesmo tempo. Apesar de ser um esforço válido e resultar em padrões plausíveis, ele gera movimentos não naturais. O traço *Community* é mantido mesmo assim para mostrar

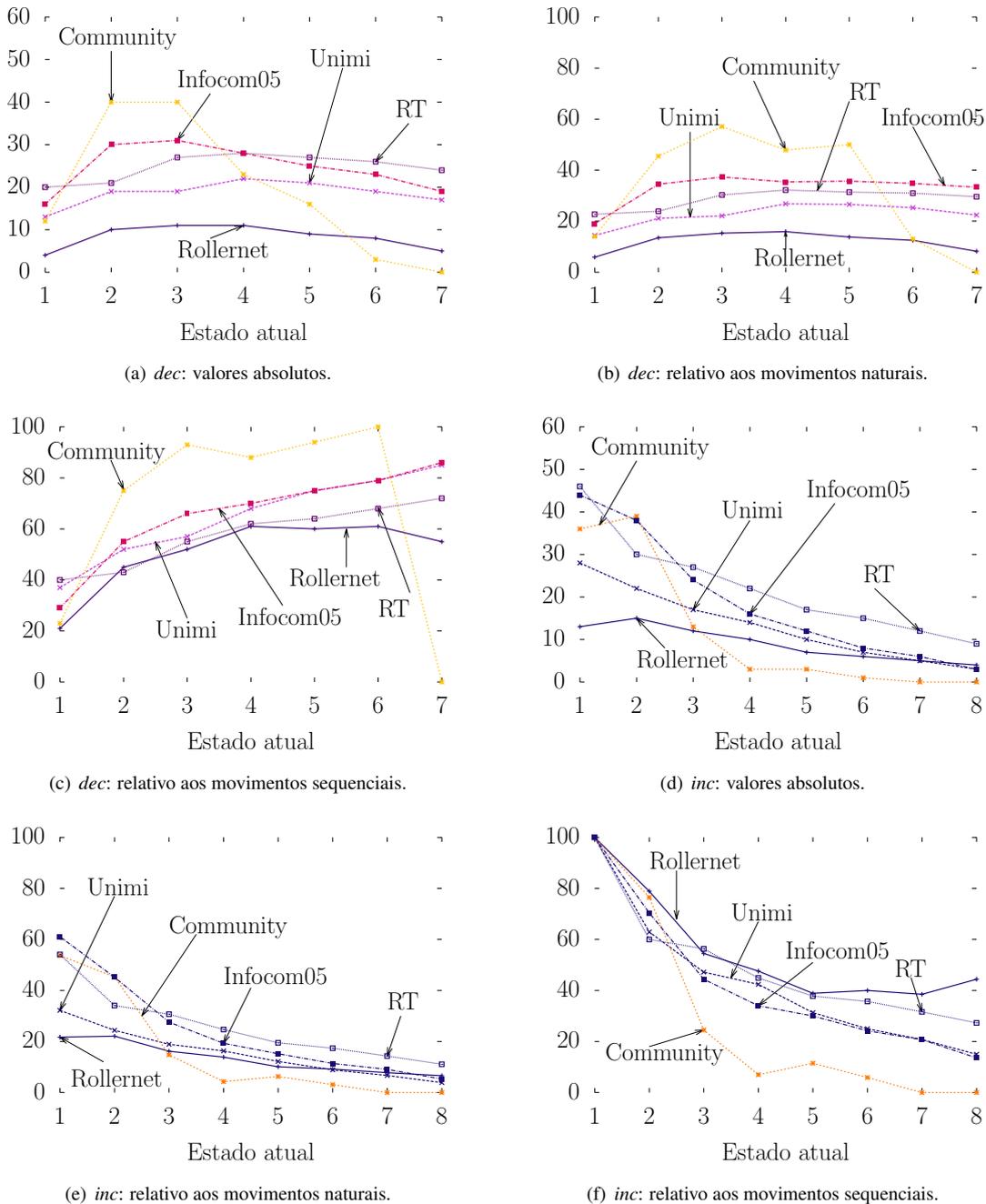


Figura 9. Proporções médias de movimentos *inc* e *dec*. Os movimentos *inc* indicam movimentos de distanciamento incremental e os *dec* indicam o oposto. O eixo-*x* apresenta os estados atuais dos nós envolvidos e o eixo-*y* a porcentagem de movimentos da vizinhança.

o seu comportamento original.

7. GERADOR DE VIZINHANÇA

A aplicação direta da movimentação da vizinhança é a possibilidade de gerar linhas de tempo sintéticas. Esta

seção apresenta o gerador de vizinhança proposto, chamado de Tiger (TImeline GENERator). O Tiger se baseia nas saídas do módulo de movimentação da vizinhança (linhas de tempo extraídas e probabilidade de transição). Entretanto, o gerador pode também ser usado de maneira isolada, caso as probabilidades de transição e a duração

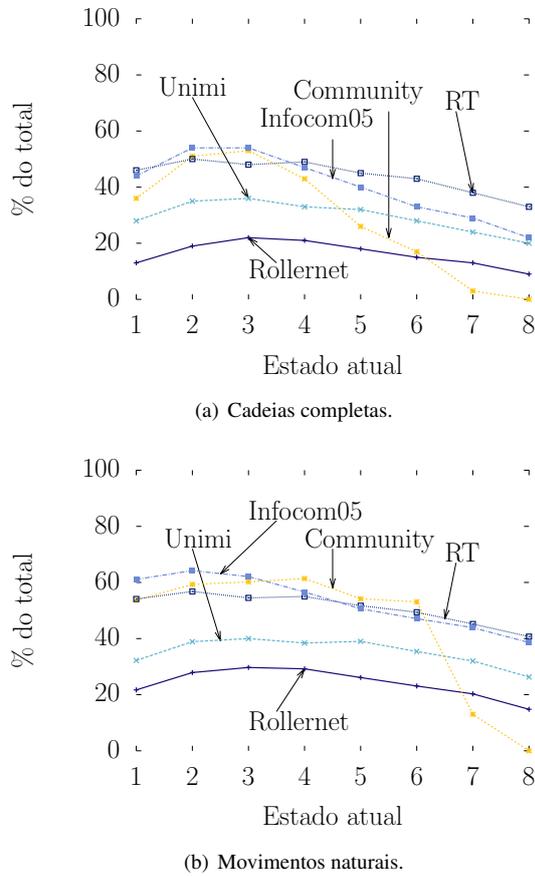


Figura 8. Proporção de movimentos sequenciais.

média dos κ -intervalos forem fornecidos. O Tiger foi implementado como uma aplicação em Python 2.7.

7.1. MOTIVAÇÃO

O uso de linhas de tempo para conhecer a vizinhança dos nós em redes oportunísticas é original. Antes, protocolos como o BubbleRap usavam períodos de contato entre pares de nós para prever os encontros futuros [6]. Neste trabalho, ao invés de focar em contatos apenas, o conhecimento é estendido para a κ -vizinhança de um nó. O uso da vizinhança permite maior conhecimento da rede e, portanto, multiplica as possibilidades de encontros com outros nós. Como os padrões de contato entre nós podem ser extraídos das linhas de tempo, a geração dessas linhas pode ser útil inclusive para testes de protocolos oportunísticos. A partir das linhas de tempo, pode-se prever, por exemplo, a distância que um dado nó vai aparecer de outro.

7.2. PROCESSO DE GERAÇÃO

Para gerar um comportamento entre pares de nós, o Tiger se baseia nas probabilidades de transição para um

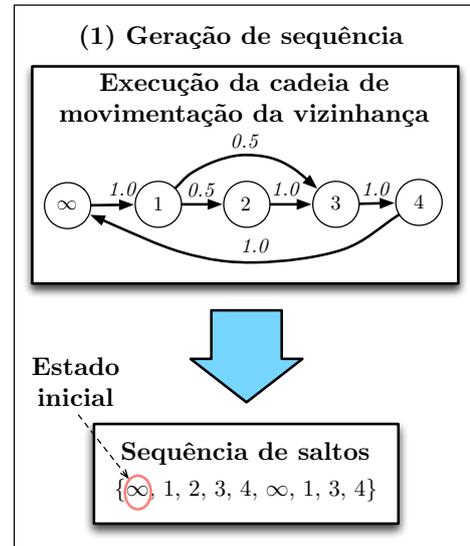


Figura 10. Exemplo de geração de sequência de saltos obtida com o Tiger. De uma dada probabilidade de transição de movimentação de vizinhança, o Tiger produz uma possível sequência de saltos, ou sequência de estados, s . A sequência s tem probabilidade de transição similar à probabilidade de transição inicial de movimentação de vizinhança.

dado valor de κ e para uma dada distribuição de durações de contatos. Baseado nas probabilidades de transição da movimentação da vizinhança, uma sequência de distâncias mais curtas entre pares de nós é gerada. Um primeiro passo é sempre gerar uma sequência de distâncias que corresponda à probabilidade de transição da movimentação da vizinhança dada. O desafio é então encontrar as correspondências dessas distâncias geradas com os intervalos de duração corretos e com um número plausível de intervalos de distâncias. Para cada uma das distâncias máximas obtidas, são observados os seguintes passos:

7.2.1. Geração de sequência de saltos: Esse passo gera uma sequência compatível de saltos (uma lista de distâncias ao qual a transição da movimentação da vizinhança é similar à transição oferecida) de uma dada movimentação de vizinhança. Uma distância máxima D é assumida e as transições de movimentação de vizinhança são processadas como se segue:

- **Estado inicial.** É necessário iniciar o gerador de linhas de tempo com uma primeira distância (um estado inicial para a movimentação da vizinhança oferecida). Foi escolhido começar com uma distância aleatória denotada por d_0 entre todos os estados existentes $\{\infty, 1, \dots, D\}$. Por exemplo, $d_0 = \infty$.
- **Execução da cadeia de movimentação da vizinhança.** A cadeia correspondente de movimentação

ção da vizinhança é então executada do estado inicial $d_0 = \infty$. É escolhida a probabilidade de saída mais alta de ∞ e é decrementada as taxas de transição assumidas de um dado valor Δ . No Tiger, o Δ é ajustado para ser o maior fator comum entre todas as taxas de transição. Ao recair em um nó sorvedouro, no qual todas as transições de saída são nulas, outro estado de saída é aleatoriamente escolhido. A geração de distância é parada quando todas as taxas de transição são esgotadas.

Os mesmos passos são repetidos para todos os valores máximos de distância em $[1:D]$. Considerando a distribuição de distância máxima, pode-se gerar várias linhas de tempo sintéticas de acordo com a movimentação da vizinhança limitada a essa distância máxima. A única precaução a ser tomada é o de normalizar as probabilidades de transição de movimentação da vizinhança correspondentes, antes de executar a cadeia de movimentação da vizinhança normalizada.

O exemplo da Figura 10 é mostrado em detalhes. Para uma distância max-min igual a 4, assume-se as seguintes taxas de transição: $\{(\infty \rightarrow 1 = 1, 0), (1 \rightarrow 2 = 1, 0), (2 \rightarrow 3 = 0, 5), (2 \rightarrow 4 = 0, 5), (3 \rightarrow 4 = 1, 0) \text{ e } (4 \rightarrow \infty = 1, 0)\}$. Todas as outras probabilidades de transição são consideradas nulas. Inicialmente, $d_0 = \infty$. Assim, o $\Delta = 0,5$ é determinado (porque ele é o maior fator comum entre $\{1,0, 0,5\}$). Da movimentação da vizinhança da Figura 10, é obtida a transição $\infty \rightarrow 1$. A movimentação da vizinhança resultante é a mesma que antes, exceto pelo valor da transição $\infty \rightarrow 1$, que é agora $1,0-0,5 = 0,5$. Esse valor é normalizado pela probabilidade total de saída e $\infty \rightarrow 1$ se torna $1,0$. Até agora, o estado é o 1, onde se pode decidir em ir ou para o estado 2 ou 3 porque eles têm a mesma probabilidade $0,5$. O estado 2 é aleatoriamente escolhido e o $1 \rightarrow 2$ é decrementado para $0,0$ e normalizado $1 \rightarrow 3$ para $1,0$. Logo, após o estado 2, tem-se o estado 3 e assim por diante, até que todas as probabilidade de transição sejam $\leq 0,0$. Na proposta deste trabalho, a sequência de saltos s correspondente seria $s = \{\infty, 1, 2, 3, 4, \infty, 1, 3, 4\}$.

Agora que se tem s , é necessário encontrar a correspondência entre essa sequência de estados/distâncias e intervalos de duração acurados.

7.2.2. Correspondência do Tempo: Usando a sequência de saltos s , encontra-se a correspondência de todas as distâncias com um intervalo plausível de duração. Dependendo na necessidade do usuário, o Tiger oferece dois modos. O primeiro, Modo I, produz linhas de tempo com intervalos de duração como os da vida real; enquanto o segundo, Modo II, gera linhas de tempo com mais transições compatíveis com a movimentação da vizinhança. Esse passo requer que

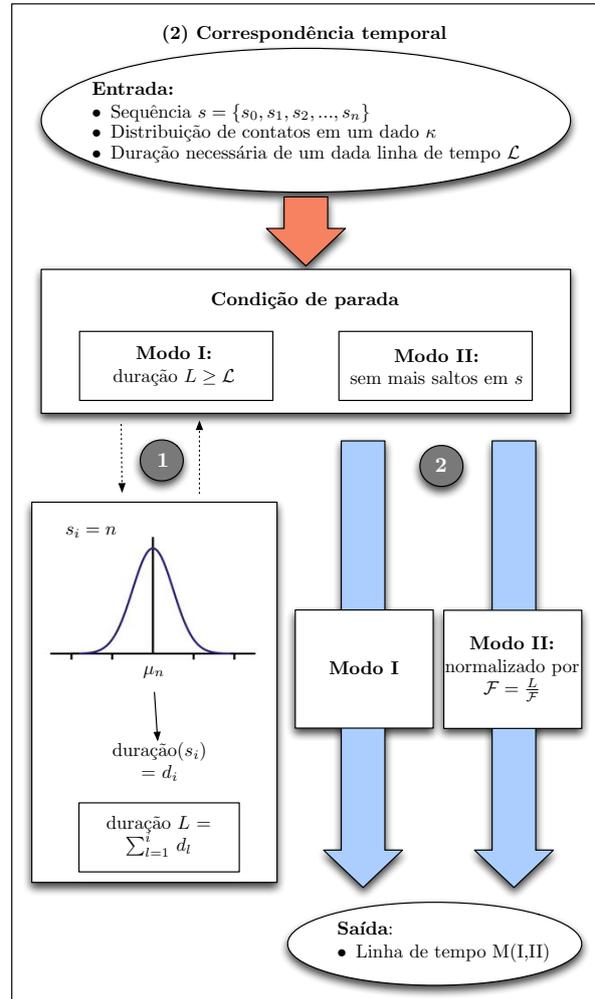


Figura 11. Processo de correspondência de tempo do Tiger.

o usuário entre com o tamanho da linha de tempo \mathcal{L} desejado. Chama-se a linha de tempo gerada pelo Modo I de MI-linha-de-tempo e as geradas pelo Modo II de MII-linhas-de-tempo. O funcionamento de ambos os modos é detalhado a seguir.

- O Modo I reflete intervalos de duração plausíveis.** A primeira opção disponível significa refletir mais acuradamente as durações de um κ -intervalo. Para cada distância de s , é usada a distribuição de durações de contatos para um dado κ obtido a partir do módulo de movimentação da vizinhança. Assumindo que $s = n$, então uma distribuição Gaussiana é usada baseada na distribuição de durações de contatos n (duração média, primeiro e terceiro quartil) para extrair um valor plausível de intervalo. Logo, é gravada a soma das durações obtidas até que a duração total dos intervalos exceda \mathcal{L} . As linhas de

tempo MI podem perder algum passo de s para respeitar a duração necessária \mathcal{L} e as durações de intervalos plausíveis.

- **O Modo II foca nas probabilidades de transição.** Na segunda opção disponível, o foco é dado nas probabilidades de transição de movimentação da vizinhança. O processo do Modo I é mantido sem a limitação da correspondência do tempo em relação à duração necessária. Manteve-se a geração de durações plausíveis de κ -intervalos durante todo o passo s . Logo, até o final da sequência foi usado um fator de adaptação (*fitting*) \mathcal{F} , onde L é a duração total da sequência s e \mathcal{F} é o tamanho necessário. Assim,

$$\mathcal{F} = \frac{\mathcal{L}}{L}.$$

Se $\mathcal{F} < 1$, significa que a duração da sequência gerada é maior que a duração necessária e que toda a duração da sequência gerada é multiplicada por \mathcal{F} . Caso contrário, se $\mathcal{F} > 1$, significa que a duração da sequência gerada é menor que a duração necessária e, portanto, é necessário ou repetir a sequência do passo ou alongar as durações multiplicando-as por um fator \mathcal{F} .

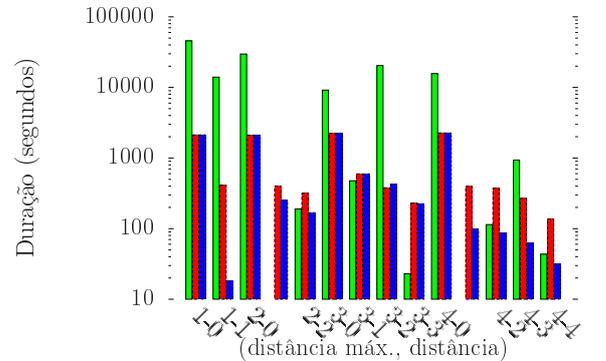
Uma revisão do estágio “Correspondência do Tempo” é vista na Figura 11.

7.3. AVALIAÇÃO

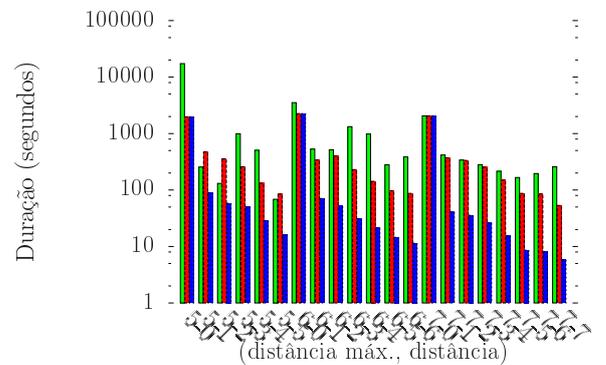
Para avaliar a correção da abordagem proposta, são comparadas as características das linhas de tempo M(I,II) com as linhas de tempo originais. A acurácia das taxas de transição das linhas de tempo M(I,II) e a precisão das durações dos κ -intervalos são analisadas.

7.3.1. Metodologia: Uma vez que os pares de nós têm comportamentos específicos e as suas distâncias max-min variam de um par para outro, para cada uma dessas distâncias max-min e cada um dos traços são geradas linhas de tempo M(I,II) correspondentes. Assim, linhas de tempo para distâncias max-min de 1 à 7 são obtidas. Por exemplo, a linha de tempo MI-7 replica o comportamento da vizinhança entre pares de uma distância max-min de 7 no Modo I. São geradas linhas de tempo MI e MII de aproximadamente 50.000 segundos.

Este trabalho compara pares de nós com distância max-min D com linhas de tempo MI- D e MII- D . Para cada linha de tempo, são analisadas a média das durações dos κ -contatos em comparação às linhas de tempo originais escolhidas. São também comparadas as transições de movimentação da vizinhança em linhas de tempo sintéticas M(I,II). As análises são realizadas com valores médios dos traços e linhas de tempo específicas entre pares de nós.



(a) Distância max-min dos estados $\{1, \dots, 4\}$.



(b) Distância max-min dos estados $\{5, 6, 7\}$.

Figura 12. Duração média para κ -intervalo das linhas de tempo médias e das linhas de tempo M(I,II) geradas. Note que é usada uma escala logarítmica no eixo y .

7.3.2. Distribuição da duração do κ -intervalo: Os valores médios da duração do κ -intervalo para as linhas de tempo MI e MII foram calculados para todos os traços e para cada distância max-min em [1:7]. Os resultados para os traços *Infocom05* são apresentados, mas as observações podem ser aplicadas da mesma forma para os outros traços.

A Figura 12 apresenta a duração média do contato κ para o traço *Infocom05*. A primeira barra mostra o valor da movimentação média; a segunda barra indica o valor para as linhas de tempo MI; e a terceira mostra o valor para a linha de tempo MII. No eixo x , é observado o “valor D da distância max-min – a distância κ ”. Isso significa que D é a distância max-min necessária ($D \in [1:7]$) e κ é o valor considerado para a duração κ ($\kappa \leq D$). A Figura 12(a) apresenta as durações médias para $D \in [1:4]$, enquanto a Figura 12(b) mostra a duração média para $D \in [5:7]$. Note que o eixo y está em escala logarítmica.

Como esperado ao propor o Tiger, o Modo I foca em

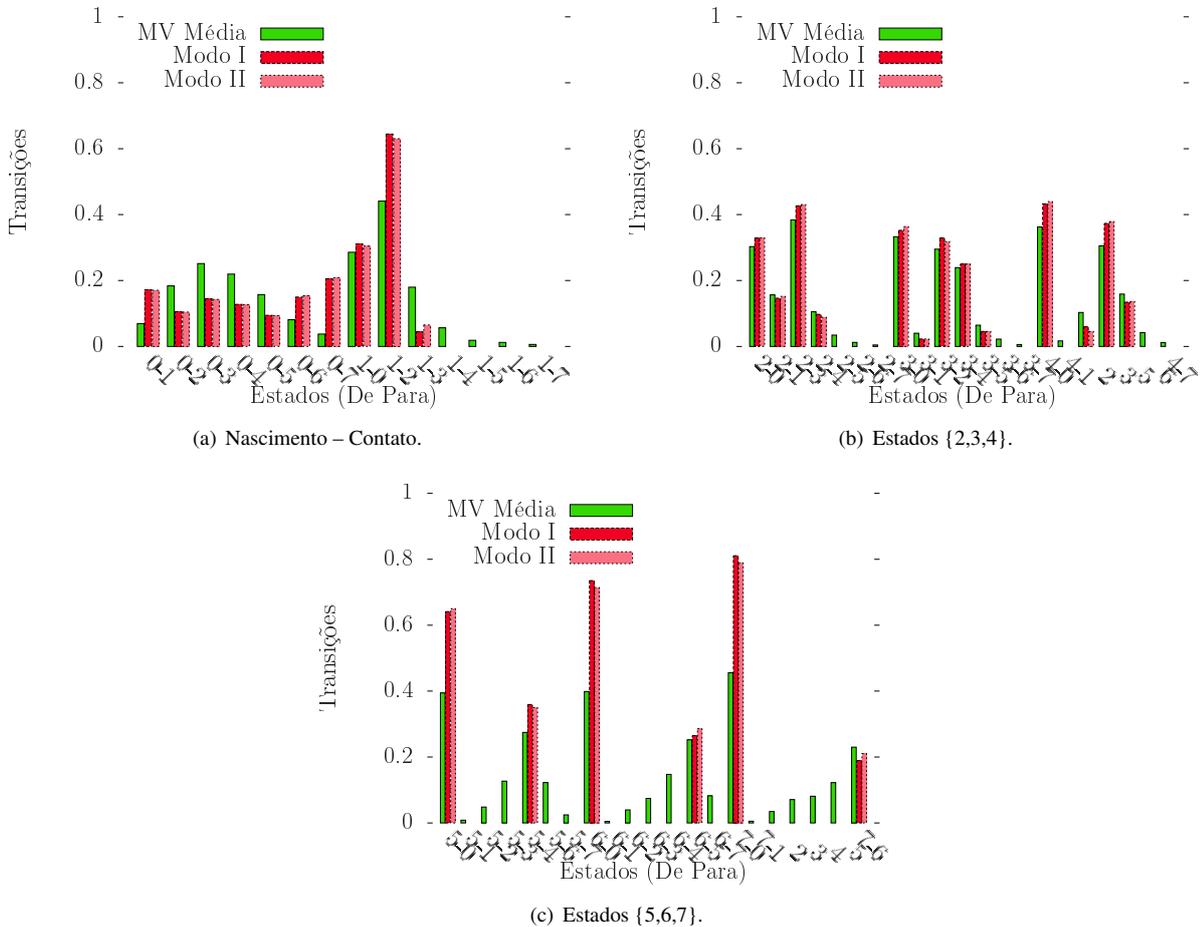


Figura 13. Transições da movimentação da vizinhança para as linhas de tempo médias do *Infocom05* e as linhas de tempo M(I,II).

refletir durações plausíveis de contato κ . Logo, a maioria das linhas de tempo MI observadas possui durações médias mais alinhadas com a duração da movimentação da vizinhança que as linhas de tempo MII. Para menores distâncias $D \in [1:3]$, há a presença das maiores diferenças entre a movimentação da vizinhança média e as linhas de tempo geradas. Essa diferença pode ir até um fator de 52 para 3-2 ($D = 3$ e $\kappa = 2$). Para valores maiores de $D \in [4:7]$, essa diferença diminui em média com um fator de 2,7. Percebe-se que as diferenças variam entre 0,30 e 8,7. As diferenças para valores D menores podem ser explicadas pelos parâmetros de geração do Tiger. Com linhas de tempo MI de duração máxima de 50.000 segundos, não se tem a mesma duração obtida com os traços originais onde alguns nós mal se vêem. As linhas de tempo MI tendem a coincidir com o comportamento médio da duração da movimentação da vizinhança. As linhas de tempo MII também coincidem em menor grau já que elas são basicamente linhas de tempo MI divididas pelo fator de adaptação \mathcal{F} .

7.3.3. Taxas de transição: Outro aspecto que deve ser cuidado ao replicar o comportamento entre pares vizinhos são as probabilidades de transição de um estado para outro. A Figura 13 mostra a análise das transições da movimentação da vizinhança para o comportamento médio do traço *Infocom05* para as linhas de tempo MI e MII. No eixo x , tem-se os estados “de-para”. Por exemplo, 1-2 indica a transição de uma distância de um salto (contato) para uma distância de dois saltos. Já no eixo y , o valor da probabilidade de transição é exibido. Na Figura 13(a), o valor da transição 1-2 é 0,45 para a movimentação da vizinhança média e por volta de 0,63 para as linhas de tempo MI e MII. As transições geradas pelos Modos I e II são ligeiramente diferentes entre si. Essas transições estão de acordo com a aparência geral da linha de tempo da movimentação da vizinhança. Para estados abaixo de 4, as transições tendem a estar de acordo com as linhas de tempo médias. Para estados acima de 5, o Tiger gera um número menor de transições não-nulas. Entretanto, deve-se compreender que a linhas de tempo média representa um comportamento agregado e que movimentos na

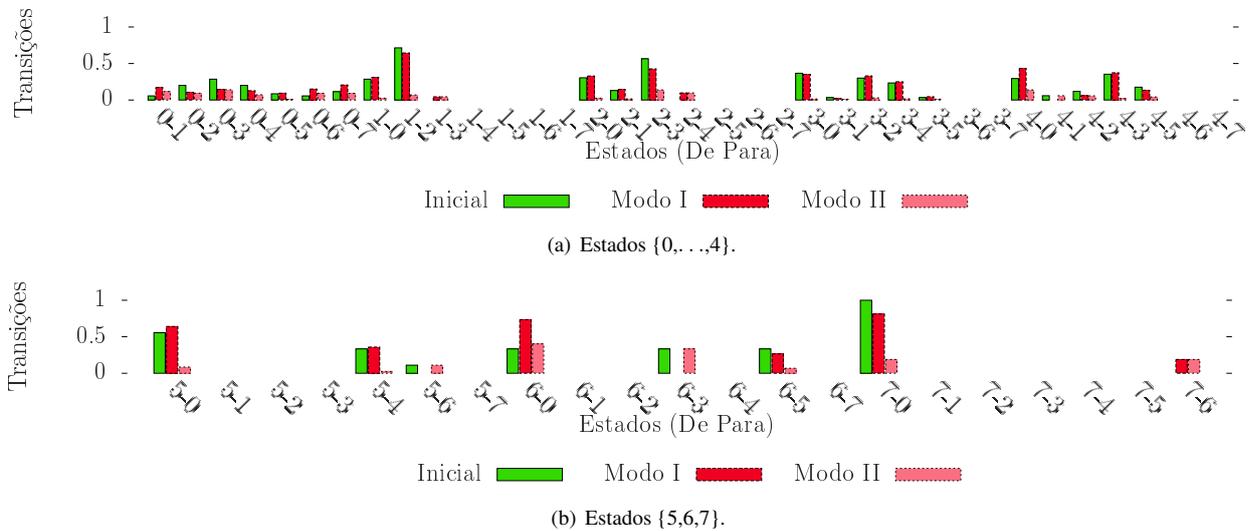


Figura 14. Valores de transição para a linha de tempo (30,36) e para a linha de tempo M(I,II) do traço *Infocom05*.

vizinhança entre 5 e 7 saltos são, de fato, bem reduzidos.

Para verificar esse fenômeno na vizinhança entre 5 e 7 saltos e observar como as linhas de tempo M(I,II) se comportam em comparação às linhas de tempo originais, foram observados o par (30, 36) do traço *Infocom05*. Na Figura 14, as transições da movimentação da vizinhança desse par, assim como as linhas de tempo MI e MII, são representadas. Para os estados abaixo de 4 na Figura 14(a), considerando tanto os valores das transições quanto as suas presenças, as linhas de tempo M(I,II) e a linha de tempo inicial (30,36) têm um comportamento muito similar. Na Figura 14(b), para estados maiores que 5, percebe-se que a linha de tempo (30,36) não tem muitas transições na zona de vizinhança entre 5 e 7 saltos. Há apenas movimentos do tipo $7 \rightarrow \infty$, $6 \rightarrow (\infty, 2, 5)$ e $5 \rightarrow (\infty, 3, 4)$. Para esses movimentos, nota-se que as linhas de tempo MI e MII têm valores próximos. Nesse caso, observa-se claramente como as linhas de tempo M(I,II) estão de acordo com a linha de tempo (30,36) original. Isso mostra o quanto o Tiger pode gerar linhas de tempo realistas.

8. CONCLUSÃO

Este trabalho modela a vizinhança de um nó usando a noção de κ -vizinhança assim como propõe um fluxo de trabalho para compreensão do seu comportamento. Esse fluxo de trabalho gera informações como a *linha de tempo* e as *probabilidades de transição*. As linhas de tempo permitem a análise da dinâmica das distâncias entre os pares de nós enquanto as probabilidades de transição detalham como os nós se movimentam uns em relação aos outros. Este estudo apresentou dois tipos principais de cadeias de

vizinhança: estendidas e curtas. Cada tipo foi discriminado de acordo com os estados alcançáveis. Além das cadeias identificadas, a predominância de apenas poucos tipos de movimentos na rede foi identificada. Esses movimentos, chamados de nascimento, morte e sequencial cobrem até 87% de todos os padrões analisados. Os padrões de movimentação de vizinhança ajudam a entender como é o comportamento da vizinhança, que é fundamental em redes oportunistas. Adicionalmente, os padrões de movimentação ainda apresentam um padrão de linha de tempo que foi usado neste trabalho para a criação de um gerador de vizinhança. O gerador proposto integra a análise de padrões de vizinhança propostas para fundamentar a geração de múltiplos tipos de traços de contato com características similares de vários tamanhos.

Referências

- [1] Roberta Calegari, Mirco Musolesi, Franco Raimondi, and Cecilia Mascolo. CTG: A Connectivity Trace Generator for Testing the Performance of Opportunistic Mobile Systems. In *ACM SIGSOFT Symposium on the Foundations of Software Engineering*, Dubrovnik, Croatia, September 2007.
- [2] Augustin Chaintreau, Pan Hui, Jon Crowcroft, Christophe Diot, Richard Gass, and James Scott. Impact of human mobility on opportunistic forwarding algorithms. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 6(6):606–620, 2007.
- [3] Vania Conan, Jérémie Leguay, and Timur Friedman. Characterizing Pairwise Inter-contact Patterns in Delay Tolerant Networks. In *International Con-*

- ference on Autonomic Computing and Communication Systems*, Rome, Italy, October 2007.
- [4] Sabrina Gaito, Elena Pagani, and Gian P. Rossi. Fine-Grained Tracking of Human Mobility in Dense Scenarios. In *IEEE Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks*, Rome, Italy, June 2009.
- [5] Marta C. Gonzalez, Cesar A. Hidalgo, and Albert-Laszlo Barabasi. Understanding individual human mobility patterns. *Nature*, 453(7196):779–782, June 2008.
- [6] Pan Hui, Jon Crowcroft, and Eiko Yoneki. BUBBLE Rap: Social-Based Forwarding in Delay-Tolerant Networks. In *ACM Mobihoc*, New York, NY, USA, November 2008.
- [7] Mirco Musolesi and Cecilia Mascolo. Designing mobility models based on social network theory. *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, 11:59–70, July 2007.
- [8] Carina T. Oliveira, Marcelo D. D. Moreira, Marcelo G. Rubinstein, Luís Henrique M. K. Costa, and Otto Carlos M. B. Duarte. *Redes Tolerantes a Atrasos e Desconexões*, chapter 5, pages 203–256. Minicursos do Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores. Sociedade Brasileira de Computação, Belém, PA, Brazil, May 2007.
- [9] Santashil Pal Chaudhuri, Jean-Yves Le Boudec, and Milan Vojnovic. Perfect Simulations for Random Trip Mobility Models. In *IEEE Infocom*, Miami, Florida, USA, August 2005.
- [10] Iain Parris, Greg Bigwood, and Tristan Henderson. Privacy-enhanced social network routing in opportunistic networks. In *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, Mannheim, Germany, March 2010.
- [11] Andrea Passarella and Marco Conti. Characterising aggregate inter-contact times in heterogeneous opportunistic networks. In *IFIP Networking*, Valencia, Spain, May 2011.
- [12] Tiphaine Phe-Neau, Miguel Elias M. Campista, Marcelo D. de Amorim, and Vania Conan. Padrões de Mobilidade de Vizinhança em Redes de Contato Intermitente. In *Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos*, Brasília, Brazil, May 2013.
- [13] Tiphaine Phe-Neau, Marcelo Dias de Amorim, and Vania Conan. Fine-Grained Intercontact Characterization in Disruption-Tolerant Networks. In *IEEE Symposium on Computers and Communication*, Kerkyra, Greece, June 2011.
- [14] Tiphaine Phe-Neau, Marcelo Dias de Amorim, and Vania Conan. Using neighborhood beyond one hop in disruption-tolerant networks, 2011. <http://arxiv.org/abs/1111.0882v1>.
- [15] Tiphaine Phe-Neau, Marcelo Dias de Amorim, and Vania Conan. Vicinity-based DTN Characterization. In *ACM MobiOpp*, Zurich, Switzerland, March 2012.
- [16] Marcel Salathé, Maria Kazandjieva, Jung Woo Lee, Philip Levis, Marcus W. Feldman, and James H. Jones. A high-resolution human contact network for infectious disease transmission. *PNAS*, 107(50):pp. 22020–22025, 2010.
- [17] Pierre-Ugo Tournoux, Jeremie Leguay, Farid Benbadis, John Whitbeck, Vania Conan, and Marcelo Dias de Amorim. Density-aware routing in highly dynamic DTNs: The rollernet case. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 10:1755–1768, 2011.