

# Padrões de Mobilidade de Vizinhança em Redes de Contato Intermitente

Tiphaine Phe-Neau<sup>1</sup>, Miguel Elias M. Campista<sup>1,2</sup>,  
Marcelo Dias de Amorim<sup>1</sup> e Vania Conan<sup>3</sup>

<sup>1</sup> UPMC Sorbonne Universités, Paris – França

<sup>2</sup> Universidade Federal do Rio de Janeiro, RJ – Brasil

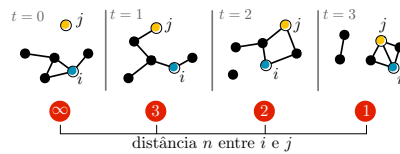
<sup>3</sup> Thales Communications, Paris – França

**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 vizinhança 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 vizinhança. Finalmente, três principais tipos de movimento (nascimento, morte e sequencial) são identificados assim como os seus padrões predominantes.*

**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.*

## 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. 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 [Conan et al. 2007, Gonzalez et al. 2008, Passarella and Conti 2011]. 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.



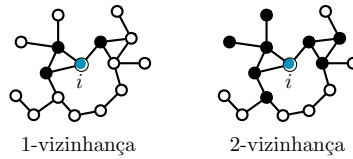
**Figura 1.** Em  $t = 0$ , o nó  $j$  está fora da vizinhança de  $i$ , embora esteja se aproximando. Em  $t = 1$ ,  $j$  surge na vizinhança de  $i$  com uma distância de três saltos. Em  $t = 2$ ,  $j$  se aproxima ainda mais, chegando a uma distância de dois saltos. O nó  $j$  entra em contato com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

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  $\kappa$  saltos, sendo o conjunto desses nós referido como  $\kappa$ -vizinhança [Phe-Neau et al. 2012]. 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  $\kappa$ . O limiar  $\kappa$  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 [Calegari et al. 2007]. 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, 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  $\kappa$ -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  $\kappa$ , enquanto as curtas possuem vizinhanças de até dois saltos (conforme os resultados obtidos).



**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  $\kappa$ -vizinhança.

- **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.

A metodologia proposta neste trabalho tem como objetivo servir de base para o desenvolvimento de geradores de conectividade, que poderão ser usados na criação de traços realistas com um número qualquer de nós. Este artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 introduz as informação necessária 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 padrão de vizinhança. Finalmente, a Seção 7 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. $\kappa$ -vizinhança

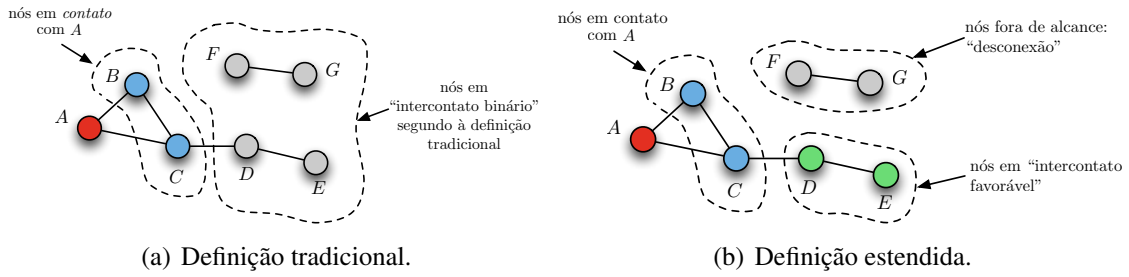
O conceito de  $\kappa$ -vizinhança, definido em um artigo precedente [Phe-Neau et al. 2012], é fundamental já que ele define a extensão na qual a análise se aplica. Logo, discrimina-se a vizinhança de  $i$  conforme o número de saltos entre  $i$  e os seus vizinhos.

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

A partir da Definição 1, conclui-se que  $\mathcal{V}_{\kappa-1}^i \subseteq \mathcal{V}_{\kappa}^i$ . A Figura 2 ilustra a 1-vizinhança e a 2-vizinhança do nó  $i$ . Neste trabalho, as análises propostas focam em movimentos na  $\kappa$ -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 [Phe-Neau et al. 2011a]. Um par de



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

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  $\kappa$ -vizinhança de um dado nó.

### 3. Mobilidade da Vizinhança: Metodologia

A mobilidade da vizinhança considera todos os movimentos dentro da  $\kappa$ -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  $\langle n, i, j, t_{\text{início}}, t_{\text{fim}} \rangle$ . Isso significa que entre  $t_{\text{início}}$  e  $t_{\text{fim}}$ , os nós  $i$  e  $j$  estiveram a uma distância de  $n$  saltos.

---

**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  $LT_{(i,j)}$ ;
```

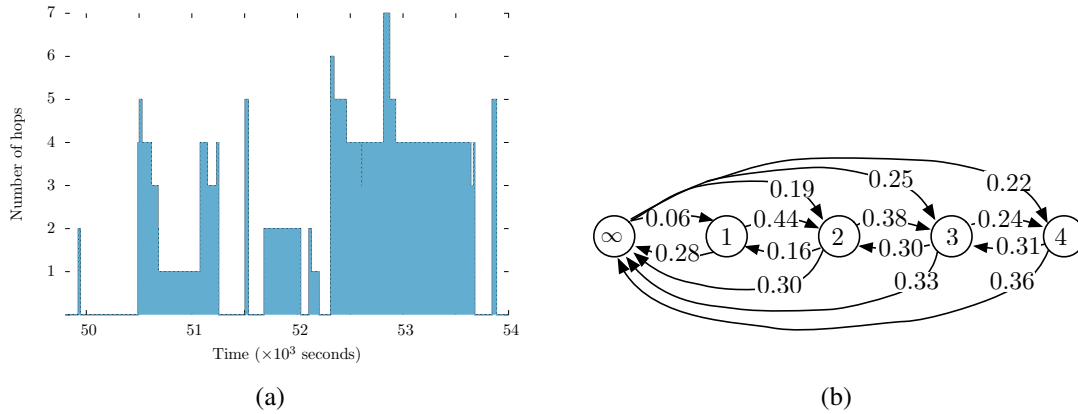
---

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 mobilidade 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.

**Estados.** Os estados do CTMP dependem da escolha de  $\kappa$ , isto é, do tamanho da vizinhança que se queira monitorar. O número de estados é  $\kappa + 1$ ; o primeiro estado,



**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  $\kappa$ -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%.

representado por ‘ $\infty$ ’, 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.

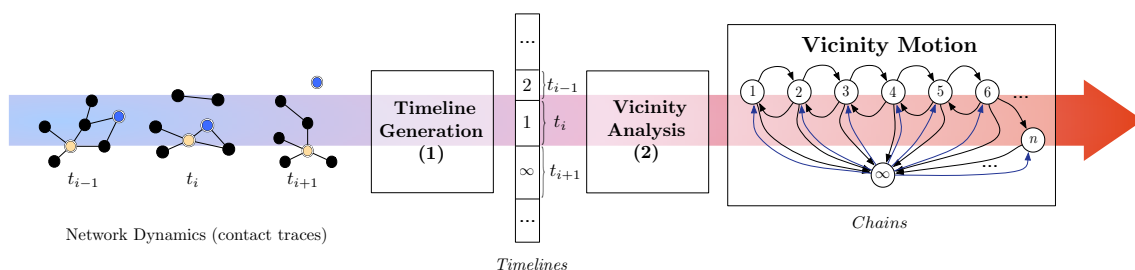
**Probabilidades de transição.** A compreensão da mobilidade da vizinhança requer foco nas taxas de transição CTMP entre estados, isto é, a probabilidade de dois nós estarem a uma distância  $m$  no passo  $s$  sabendo que eles estavam a uma distância  $n$  no passo precedente:  $\mathbb{P}(X_{i,j}^s = m \mid X_{i,j}^{s-1} = n)$ ,  $m \neq n$ . Para a caracterização 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 ( $\infty$ ), 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 [Chaintreau et al. 2007], onde 41 participantes carregaram iMotes para



**Figura 5.** O fluxo de trabalho para a geração da movimentação da vizinhança. 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 vizinhança, examina essas seqüências para calcular as probabilidade de transição e as *cadeias* correspondentes da movimentação da vizinhança.

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 [Tournoux et al. 2011]. 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 [Gaito et al. 2009]. Foram envolvidos 48 pessoas com dispositivos especiais que enviavam uma sonda por segundo para a vizinhança. Esse traço representa um cenário escolar e de trabalho.
- **StanfordHigh.** Conta com 789 pessoas em uma escola nos EUA carregando motes TelosB para detectar contatos até 3m de alcance [Salathé et al. 2010]. 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 [Parris et al. 2010]. 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* [Pal Chaudhuri et al. 2005]. Foram amostrados o comportamento de vinte nós seguindo esse modelo em uma superfície de  $50 \times 60 \text{m}^2$  utilizando 10m de alcance com velocidades entre 0 e 7m/s.
- **Community.** É um modelo de mobilidade baseado em comportamento social [Musolesi and Mascolo 2007]. 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  $1.500 \times 2.500 \text{m}^2$  durante 9 horas.

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

Traço	Estado								
	$\infty$	1	2	3	4	5	6	7	$\geq 8$
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

#### 4. Cenário vs. $\kappa$

Um requisito importante antes de abordar a movimentação da vizinhança é entender as características gerais da rede para saber qual o valor mais apropriado de  $\kappa$ . 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, deseje-se encontrar um  $\kappa$  específico que sirva bem no cenário e que tenha uma boa relação entre sobrecarga e conhecimento da vizinhança.

A primeira análise tem como objetivo encontrar um valor de  $\kappa$  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 máximo, 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  $\kappa$  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



**Tabela 2. Distribuição estacionária em porcentagem.**

Traço	Estado								
	$\infty$	1	2	3	4	5	6	7	$\geq 8$
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

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  $\kappa$ -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*.

**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

### 6.1. Nascimento na $\kappa$ -vizinhança

O fenômeno de nascimento é caracterizado pelo surgimento de um nó na  $\kappa$ -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  $\kappa$ -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 “acumulado” representa a probabilidade de nascimento acumulada em qualquer distância dentro da  $\kappa$ -vizinhança para  $\kappa =$  “estado” (isto é, para qualquer valor entre 1 e “estado”). Nota-se que o estado com maior probabilidade 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 [Phe-Neau et al. 2011b].

### 6.2. Morte na $\kappa$ -vizinhança

Em oposição ao nascimento para padrões de chegada, define-se a morte como o fenômeno de saída dos nós da  $\kappa$ -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  $\infty$ ).

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.

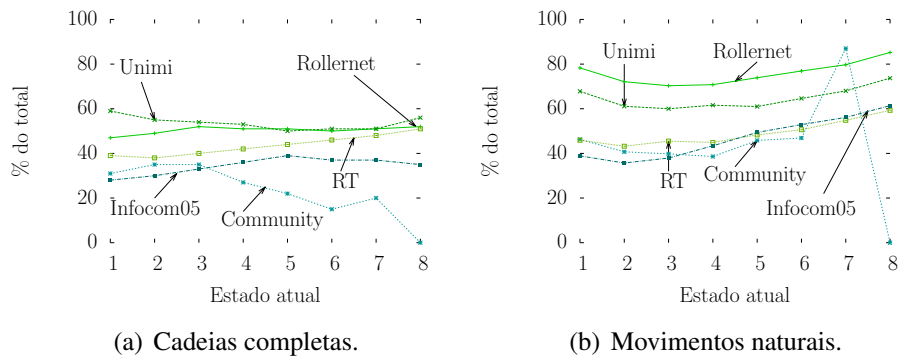


Figura 6. Proporção de mortes.

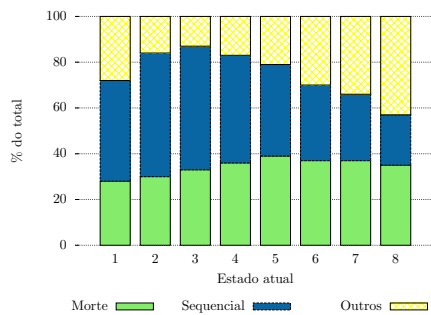


Figura 7. A movimentação da vizinhança (morte, sequencial e errático) para o traço *Infocom05*.

### 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  $\kappa$ -vizinhança, os movimentos sequenciais representam entre 50 e 80%

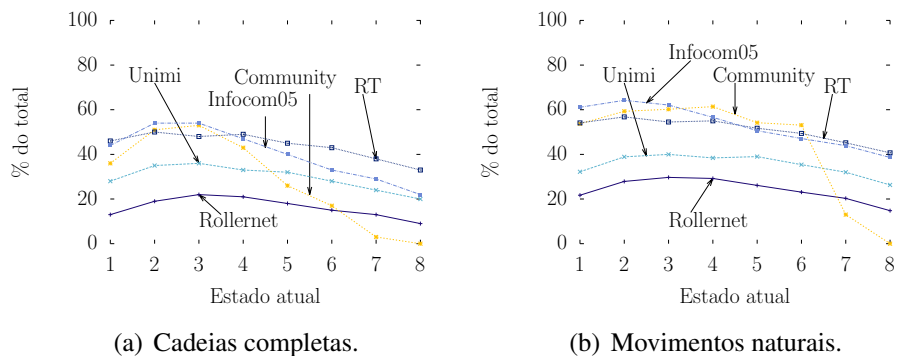


Figura 8. Proporção de movimentos sequenciais.

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.

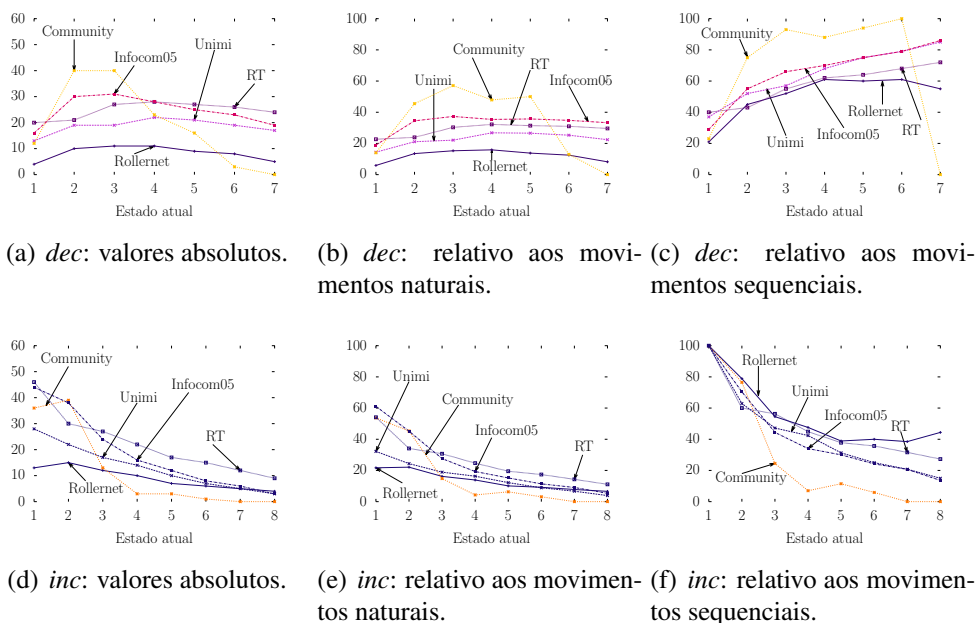
A análise em maiores detalhes dos movimentos sequenciais permite ainda dividi-los em mais duas subclasses: movimentos *incrementais* (*inc*) e *decrementais* (*dec*). Enquanto os movimentos *inc* consistem em movimentos onde as distâncias aumentam para o estado imediatamente mais alto, os *dec* consistem 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 padrões 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



**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.**

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 o seu comportamento original.

## 7. Conclusão

Este trabalho modela a vizinhança de um nó usando a noção de  $\kappa$ -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 pode ser útil na previsão dos próximos movimentos dos nós assim como pode levar a um novo tipo de geração realística de conectividade.

Como trabalho futuro, planeja-se aproveitar o modelo proposto para desenvolver um gerador de conectividade. O gerador vai integrar as análises de padrões de vizinhança propostas e permitir múltiplos tipos de geração de traços de contato. Tal gerador também permitirá a análise de vizinhança de traços gerados por usuários, seguido pela geração de

traços com características similares de vários tamanhos.

## Referências

- Calegari, R., Musolesi, M., Raimondi, F., and Mascolo, C. (2007). 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.
- Chaintreau, A., Hui, P., Crowcroft, J., Diot, C., Gass, R., and Scott, J. (2007). Impact of human mobility on opportunistic forwarding algorithms. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 6(6):606–620.
- Conan, V., Leguay, J., and Friedman, T. (2007). Characterizing Pairwise Inter-contact Patterns in Delay Tolerant Networks. In *International Conference on Autonomic Computing and Communication Systems*, Rome, Italy.
- Gaito, S., Pagani, E., and Rossi, G. P. (2009). Fine-Grained Tracking of Human Mobility in Dense Scenarios. In *IEEE Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks*, Rome, Italy.
- Gonzalez, M. C., Hidalgo, C. A., and Barabasi, A.-L. (2008). Understanding individual human mobility patterns. *Nature*, 453(7196):779–782.
- Musolesi, M. and Mascolo, C. (2007). Designing mobility models based on social network theory. *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, 11:59–70.
- Pal Chaudhuri, S., Le Boudec, J.-Y., and Vojnovic, M. (2005). Perfect Simulations for Random Trip Mobility Models. In *IEEE Infocom*, Miami, Florida, USA.
- Parris, I., Bigwood, G., and Henderson, T. (2010). Privacy-enhanced social network routing in opportunistic networks. In *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, Mannheim, Germany.
- Passarella, A. and Conti, M. (2011). Characterising aggregate inter-contact times in heterogeneous opportunistic networks. In *IFIP Networking*, Valencia, Spain.
- Phe-Neau, T., Dias de Amorim, M., and Conan, V. (2011a). Fine-Grained Intercontact Characterization in Disruption-Tolerant Networks. In *IEEE Symposium on Computers and Communication*, Kerkyra, Greece.
- Phe-Neau, T., Dias de Amorim, M., and Conan, V. (2011b). Using neighborhood beyond one hop in disruption-tolerant networks. <http://arxiv.org/abs/1111.0882v1>.
- Phe-Neau, T., Dias de Amorim, M., and Conan, V. (2012). Vicinity-based DTN Characterization. In *ACM MobiOpp*, Zurich, Switzerland.
- Salathé, M., Kazandjieva, M., Lee, J. W., Levis, P., Feldman, M. W., and Jones, J. H. (2010). A high-resolution human contact network for infectious disease transmission. *PNAS*, 107(50):pp. 22020–22025.
- Tournoux, P.-U., Leguay, J., Benbadis, F., Whitbeck, J., Conan, V., and de Amorim, M. D. (2011). Density-aware routing in highly dynamic DTNs: The rollernet case. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 10:1755–1768.