

# Uma proposta de técnica para o ajuste de modelos de mobilidade em redes ad hoc e questionamentos sobre a adequação dos parâmetros envolvidos com base em dados reais\*

Rafael L. Bezerra, Carlos A. V. Campos e Luís F. M. de Moraes†

<sup>1</sup>RAVEL - Laboratório de Redes de Alta Velocidade  
Programa de Engenharia de Sistemas e Computação – COPPE  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) - Rio de Janeiro, Brasil

{bezerra,beto,moraes}@ravel.ufrj.br

**Abstract.** *Mobility models are the major components in simulations for evaluating mobile ad hoc networks. However, in the last few years these models have been questioned for two reasons: the way these models have been used and the fact that they are non realistic. In this context, we present a technique based on mean square error for adjusting the components of the mobility model according to real mobility data. Moreover, we adjust the parameters of different mobility models according to human mobility pattern, captured from a real trace. We show several results highlighting the importance of adjusting mobility parameters in order to build more accurate and reliable simulations.*

**Resumo.** *Os modelos de mobilidade são um dos principais componentes das simulações para a avaliação das redes móveis ad hoc. Entretanto, nos últimos anos, esses modelos vêm sendo questionados por dois motivos: a forma como têm sido utilizados e pela existência de características não realistas nos mesmos. Dentro desse contexto, é apresentada uma técnica de ajuste de modelos de mobilidade à dados de movimentação real, baseada no método do erro quadrático médio. Para isso, é proposto um algoritmo que ajusta as componentes do movimento dos modelos de mobilidade, com as componentes do movimento real. Além disso, os parâmetros de diferentes modelos de mobilidade foram ajustados em relação a mobilidade humana, capturada em um cenário real. Diversos resultados são apresentados evidenciando a importância desse ajuste para a realização, de maneira mais precisa e confiável, de simulações da mobilidade.*

## 1. Introdução e motivação

A mobilidade dos usuários é um dos principais aspectos a serem considerados na avaliação de desempenho das redes móveis ad hoc (MANETs), como pode ser visto em [1, 2, 3, 4]. Assim, uma grande quantidade de modelos sintéticos de mobilidade foram propostos na literatura com o objetivo de representar essa mobilidade dos usuários na simulação das MANETs. Dentro desse contexto, a classe de modelos aleatórios é a mais utilizada, principalmente, o modelo *random waypoint*. Entretanto, vários problemas ou características indesejáveis, como a ocorrência de *paradas abruptas* no movimento e *mudanças bruscas de direção* [1]; o *efeito das regras de borda* no movimento [1], o

---

\*Este trabalho foi financiado parcialmente pela CAPES, CNPq e FAPERJ.

†Autores por ordem alfabética de sobrenomes.

*comportamento zigue-zague* da direção do movimento [3], o *decaimento na velocidade média* quando analisada a fase transiente da simulação [5, 6] e a *distribuição espacial não uniforme* dos nós, descrito em [6], foram identificados nesses modelos. Portanto, se esses problemas não forem levados em consideração, a precisão dos resultados das simulações pode ser prejudicada.

Além disso, alguns problemas, erros e/ou fraquezas foram encontradas na avaliação de desempenho das MANETs realizada através da técnica de simulação. Estes problemas são causados por incoerências, omissões ou negligências dos pesquisadores no uso desta técnica. Em [7, 8, 9, 10], soluções para esses problemas são apresentadas, como a *remoção da fase transiente* das simulações, o uso da técnica de *simulação perfeita*, o uso de *frameworks* para a realização de simulações mais rigorosas e permitir a *repetibilidade dos experimentos* e, finalmente, a aplicação de uma *análise estatística robusta* sobre os dados obtidos. No entanto, muitos desses problemas continuam sem solução.

Assim, avaliar o desempenho das MANETs através de registros (*traces*) obtidos em medições reais é cada vez mais necessário. Nos últimos anos, experimentos reais e *testbeds*, para a avaliação das redes sem fio em geral, têm sido realizados buscando-se obter resultados mais precisos e representativos em comparação aos resultados encontrados via simulação ou modelagem analítica. Entretanto, esses estudos têm sido conduzidos sem o objetivo de capturar o movimento real dos usuários em uma rede sem infraestrutura (como as MANETs). Isso permitiria investigar precisamente as componentes do movimento dos usuários em um cenário real, validar o nível de realismo dos modelos sintéticos de mobilidade e responder as seguintes perguntas.

1. Como é o comportamento detalhado da mobilidade dos usuários sem fio em um cenário real?
2. Existem características específicas no comportamento desse movimento? Como são estas características?
3. Qual o nível de proximidade dos modelos sintéticos de mobilidade e a mobilidade (humana) capturada em cenários reais?

Estes questionamentos têm sido feitos pela comunidade científica e uma intensa discussão a respeito está ocorrendo recentemente, como pode ser verificado nos projetos CRAWDAD<sup>1</sup> e Hagggle<sup>2</sup>. Entretanto, vários desses problemas ainda estão em aberto.

O presente trabalho busca investigar o comportamento da mobilidade humana, capturada em um cenário real, e comparar esse comportamento com vários modelos sintéticos de mobilidade, de modo a realizar uma validação dos mesmos quanto ao nível de proximidade desses com a mobilidade real capturada e assim, buscar respostas para os questionamentos apresentados acima. Para isso, será proposta uma técnica de ajuste dos parâmetros de configuração de cada modelo de mobilidade com as características de cada componente da mobilidade humana. Este ajuste dos parâmetros será baseado na escolha de uma instância, dentre um conjunto de rodadas de simulação, de um modelo com o menor erro quadrático médio para cada componente do movimento gerado, em comparação

---

<sup>1</sup>CRAWDAD é um projeto da Universidade de Dartmouth que armazena dados de experimentos diversos da comunidade de redes sem fio. Detalhes sobre este projeto podem ser encontrados em <http://crawdada.cs.dartmouth.edu/>.

<sup>2</sup>Hagggle é um projeto que propõe uma nova arquitetura de rede para comunicações oportunísticas. Detalhes podem ser encontrados em <http://www.hagggleproject.org>.

com as componentes da mobilidade humana investigada. Assim, resultados comparando as componentes velocidade, aceleração, ângulo de direção, tempo de pausa e medidas como autocorrelação das componentes serão apresentados.

O restante do texto está organizado da seguinte forma. Na Seção 2, os trabalhos relacionados com o problema da representação da mobilidade são descritos e discutidos. Na Seção 3 é apresentada uma proposta de ajuste dos modelos sintéticos de mobilidade, bem como o algoritmo para esse ajuste. Um estudo de caso da proposta é descrito na Seção 4, onde diferentes modelos sintéticos são ajustados a um conjunto de dados de mobilidade humana, capturada em um cenário de lazer. Assim, várias medidas são apresentadas para evidenciar a existência ou não da proximidade de um modelo, em relação a mobilidade real. Por fim, as conclusões e os trabalhos futuros são descritos na Seção 5.

## 2. Trabalhos relacionados

Após a identificação de problemas nas características dos modelos de mobilidade aleatória, principalmente o *random waypoint* (RWP), a área de modelos de mobilidade vem sendo investigada exaustivamente. Diversos modelos foram propostos visando resolver alguns dos problemas descritos na seção anterior. Em [1] é apresentado o modelo *Smooth* que é baseado em processos estocásticos. Um modelo Markoviano foi proposto em [4]. Recentemente, duas variações do modelo *Levy-walk*, que é baseado na distribuição de *Levy*, foram propostas em [11, 12]. Adicionalmente, alguns modelos baseados em obstáculos foram propostos em [13, 14]. Nos últimos anos, modelos mais realistas têm sido propostos. Por exemplo, em [15] é extraído um modelo de mobilidade a partir de registros (*traces*) dos usuários de redes locais sem fio (WLAN). Este modelo estima a posição física dos clientes Wi-Fi a partir dos *traces* da associação desses clientes aos pontos de acesso de uma WLAN. Também em [16], um modelo de mobilidade realista é proposto combinando os dados da associação de clientes Wi-Fi às suas WLANs com um mapa do ambiente monitorado.

Entretanto, foi descoberto em [17], que o uso do movimento extraído da associação dos clientes Wi-Fi aos pontos de acesso de WLANs, pode apresentar características indesejáveis devido ao efeito *pingue-pongue* (associações e reassociações em diferentes pontos de acesso em intervalos de tempo muito pequenos), a *falhas* na localização dos pontos de acesso (ausência de informações de localização de um ponto de acesso em um determinado instante), a *micro-variações* nos sinais transmitidos pela camada física (que atrapalham a obtenção de informações da posição dos dispositivos em relação a um referencial) e a *erros na reprodutibilidade* dos experimentos (o que dificulta a validação de novas pesquisas). Além disso, dependendo da densidade do número de pontos de acesso no ambiente, a precisão das coordenadas do movimento obtido pode ser muito afetada. Desse modo, a obtenção de dados de mobilidade real tem sido o foco de alguns trabalhos, como pode ser visto em [11, 12, 18, 19, 20].

Em [18], o movimento é extraído da comunicação entre dispositivos sem fio (*iMotes*) em um cenário real e importantes resultados foram obtidos como a análise do tempo de contato e do tempo entre contatos dos dispositivos sem fio. Em [11, 12], o movimento foi obtido através do uso de equipamentos de GPS portado por pessoas em cenários reais. Nesses trabalhos, importantes resultados sobre características do movimento humano foram obtidos. Entretanto, os dados coletados não possuem uma granularidade muito

fina, ou seja, o intervalo entre coleta de dados não é muito pequeno para o movimento humano. Já em [19], é proposta uma metodologia de caracterização das componentes do movimento de dispositivos móveis baseada numa análise espaço-temporal dessa mobilidade. Essa metodologia permite a extração de dados das componentes do movimento possibilitando a obtenção de informações mais detalhadas sobre a mobilidade investigada. Recentemente, uma análise da mobilidade humana extraída das ligações telefônicas dos celulares de pessoas movimentando-se por uma região metropolitana, é apresentada em [20]. Nesse trabalho foi observado que as pessoas andam pelos mesmos lugares em diferentes períodos de tempo e com uma alta regularidade espacial, e tanto os modelos aleatórios quanto o modelo *Levy-walk* não possuem essas características. No entanto, pouco se sabe sobre a relação de proximidade desses movimentos reais com os modelos de mobilidade devidamente ajustados para esse contexto, possibilitando os seguintes questionamentos.

1. Qual modelo sintético é mais adequado para representar a mobilidade humana em um cenário específico?
2. Como podemos saber se um determinado valor para um parâmetro de um modelo de mobilidade é adequado para representar um cenário real?
3. Qual a justificativa de se usar determinados valores para os parâmetros de um modelo sintético de mobilidade em uma simulação?
4. Ou será que todas essas perguntas são desprezíveis?

Para buscar respostas aos questionamentos acima, na próxima seção será apresentada uma técnica de ajuste dos parâmetros dos modelos de mobilidade. Dentro do limite do nosso conhecimento, esse é o primeiro trabalho que investiga o nível de proximidade de modelos sintéticos com mobilidade real.

### 3. A técnica de ajuste dos parâmetros dos modelos de mobilidade

Como mencionado anteriormente, pouco tem sido feito no sentido de se utilizar os modelos de mobilidade de maneira adequada para um determinado cenário de representação de movimento. Assim, nesta seção será proposta uma técnica de ajuste dos modelos de mobilidade que compara o comportamento de cada componente (velocidade, aceleração e ângulo de mudança de direção) do movimento, gerado pelos modelos, com as componentes do movimento real. Para isso, os dados de cada componente do movimento real são obtidos através da metodologia apresentada em [19] e suas medidas, tais como, a distribuição empírica da frequência relativa, ou a distribuição cumulativa empírica ou a cumulativa complementar, de cada componente, serão computadas. Depois de executado um conjunto grande de simulações alterando-se estes parâmetros, é aplicado aos dados obtidos, em cada “rodada” de simulação, o método do erro quadrático médio (*mean square error - MSE*) entre os dados reais e sintéticos. Assim, o algoritmo computará a “rodada” de menor MSE para cada componente. A escolha entre as 3 “rodadas”, uma com menor MSE para cada componente, foi baseada em uma análise visual. Desta forma, a “rodada” que apresentar a melhor aproximação em relação aos dados reais, seus parâmetros serão os escolhidos no uso daquele modelo de mobilidade para o cenário investigado.

O MSE estima a média dos erros quadráticos de uma função  $f'(x)$  em relação a função  $f(x)$ . Assim,

$$MSE(f'(x)) = \frac{\sum_1^N \|f'(x) - f(x)\|^2}{N}, \quad (1)$$

onde  $N$  é o número de amostras comparadas.

A escolha do método MSE como o estimador dos parâmetros de cada modelo de mobilidade foi feita com base em [7]. Entretanto, outros métodos de comparação de dados podem ser utilizados. Para isso, basta alterar os passos 6 e 7 do algoritmo de ajuste.

### 3.1. O algoritmo de ajuste

Para o uso da técnica proposta será apresentado um algoritmo contendo sete passos que busca descrever as rotinas, de maneira bastante genérica, para a obtenção dos parâmetros que possuirão o menor MSE entre as rodadas de simulação de um modelo de mobilidade em relação aos dados reais. Assim, esses passos serão descritos a seguir.

**Passo 1:** Calcular a distribuição empírica<sup>3</sup> das componentes do movimento sobre os dados reais.

**Passo 2:** Identificar os limitantes inferior e superior a serem utilizados em cada parâmetro no modelo de mobilidade analisado.

**Passo 3:** Escolher um valor para o incremento utilizado na variação dos parâmetros dos modelos de mobilidade avaliados desde o seu limitante inferior até o limitante superior.

**Passo 4:** Simular esses modelos a serem ajustados para cada combinação de parâmetros para o conjunto de variações definido no passo anterior.

**Passo 5:** Calcular a distribuição das componentes do movimento gerado pelo modelo de mobilidade, para todas as combinações possíveis dos valores de todos os seus parâmetros.

**Passo 6:** Calcular o MSE das distribuições obtidas no passo anterior em relação a distribuição dos dados reais.

**Passo 7:** Obter o MSE mínimo entre todos os MSEs obtidos no passo anterior, para cada componente investigada.

Para a implementação desse algoritmo, cuidados devem ser tomados na escolha dos valores limitantes de cada parâmetro de configuração de um modelo de mobilidade, bem como na escolha do incremento de variação do valor desses parâmetros, para permitir a execução de várias rodadas de simulação com o objetivo de encontrar os parâmetros mais adequados de um modelo. Além disso, esse algoritmo deve ser aplicado aos modelos sintéticos seguindo a metodologia de caracterização da mobilidade proposta em [19].

## 4. Validação de vários modelos de mobilidade em relação a dados de mobilidade real

Como estudo de caso da técnica proposta na seção anterior, investigaremos o ajuste das componentes do movimento gerado por diversos tipos de modelos de mobilidade com as componentes da mobilidade humana capturada em um cenário real. Assim,

<sup>3</sup>Esta distribuição pode ser da frequência relativa, bem como a distribuição cumulativa ou a cumulativa complementar das componentes do movimento. Neste artigo, será usada a distribuição cumulativa.

verificaremos se os modelos analisados se adequam ao comportamento da mobilidade real. Nas seções abaixo, será descrito como essa mobilidade humana foi obtida, os modelos de mobilidade investigados e os resultados obtidos.

#### 4.1. Mobilidade humana

Com o objetivo de analisar a mobilidade humana através de dados reais foi realizado, no parque Quinta da Boa Vista na cidade do Rio de Janeiro, um conjunto de experimentos de coleta da mobilidade de pessoas, através do uso de equipamentos de GPS (*Global Positioning System*) da Trimble, modelo Geo XM. Este cenário foi escolhido porque o GPS funcionou adequadamente no parque e porque o movimento de pessoas, capturado em cenários *outdoor*, pode ser utilizado nos simuladores de redes sem fio. Estes experimentos foram realizados durante os meses de Janeiro a Maio de 2008, onde foram coletados o movimento de 120 pessoas, que estavam andando pelo parque e aceitaram participar como voluntários da pesquisa. Assim, os voluntários portando o GPS andaram, de maneira independente pelo parque, por um período de até 20 minutos. Desses 120 experimentos, neste artigo foram analisados os dados de apenas 100 pessoas, cujo tempo de duração do movimento foi de pelo menos 10 minutos. Para uniformizar a análise dos dados, o tempo remanescente de alguns experimentos, superior aos 10 minutos, não foi levado em consideração.

Após a coleta do movimento no parque, os dados foram levados para laboratório, onde foram submetidos a técnica de correção diferencial suportada pelo software do fabricante do GPS. Depois deste processamento, os dados foram processados e analisados conforme será descrito na Seção 4.3.

#### 4.2. Modelos de mobilidade avaliados

Para a aplicação da técnica de ajuste, foram escolhidos cinco modelos de mobilidade: o Browniano e o RWP, que são modelos aleatórios, o modelo *Smooth* que é baseado em processo estocástico, o modelo MMIG que é um modelo Markoviano e o *Levy-walk* que é considerado um modelo realista. A seguir, o funcionamento desses modelos será descrito em detalhes.

No modelo de mobilidade Browniano, um dispositivo móvel posicionado em um determinado local movimenta-se para uma nova posição na área de simulação escolhendo novos valores para sua direção e sua velocidade, onde esses valores são distribuídos uniformemente entre  $[0 \text{ e } 2\pi]$  e  $[v_{min} \text{ e } v_{max}]$ , respectivamente. Por causa dessas escolhas serem aleatórias, o modelo gera movimentos não realistas, como mudanças bruscas de velocidade e direção.

Um nó regido pelo modelo RWP escolhe aleatoriamente uma nova posição, dentro da área de simulação, e se desloca por uma linha reta até esta posição, com uma velocidade constante escolhida aleatoriamente dentro de um intervalo  $[v_{min} \text{ e } v_{max}]$ . Quando o nó chega nesta nova posição ele para o movimento e fica parado nesta posição por um intervalo de tempo escolhido entre  $[t_{min} \text{ e } t_{max}]$  que é conhecido por tempo de pausa. Feito isso, o nó reinicia o processo de movimentação.

O modelo de mobilidade *Smooth* considera a dependência temporal da velocidade sob vários intervalos de tempo. Após um evento de mudança na velocidade, uma nova

velocidade alvo é escolhida a partir de um conjunto de velocidades preferenciais da função de distribuição de probabilidade que rege a velocidade e, em seguida, a velocidade dos dispositivos é mudada gradativamente a partir da velocidade atual até a nova velocidade. O valor da aceleração influencia o valor final da velocidade. Se a aceleração é um valor muito pequeno, então a velocidade é alterada lentamente e assim, espera-se que o nível da correlação temporal seja alto. Caso contrário, a velocidade pode ser alterada de forma rápida e, assim, a sua correlação temporal será pequena. Outro parâmetro que influencia a distribuição da velocidade é a probabilidade da mudança de velocidade. Se configurarmos esta probabilidade com um valor pequeno, a velocidade não mudará frequentemente.

O deslocamento dos nós seguindo o modelo MMIG é regido por um processo Markoviano, onde uma cadeia de Markov com parâmetro discreto governa a coordenada  $x$  do nó e uma outra cadeia governa a sua coordenada  $y$ . Cada estado da cadeia representa um incremento na posição do nó em cada coordenada. O parâmetro  $m$  representa a intensidade de mudança de direção, onde, com probabilidade  $m$ , o nó muda para estados a sua direita, o mesmo  $m$  para estados à esquerda e com  $1 - 2m$ , o nó permanece no estado atual da cadeia de Markov. O parâmetro  $b$  é a base do número que representa a velocidade do nó. Essa velocidade é dada por  $b^i$ , onde  $i$  varia de 1 até o número máximo de estados definido como  $e$ , que é o estado mais a direita ou a esquerda do estado zero. Como esse número é calculado utilizando a relação de  $b$  com a velocidade máxima a ser representada, logo, a escolha desses valores deve ser feita no sentido de ter uma variação suave na velocidade do nó.

O modelo *Levy-walk* [11], é baseado na função de distribuição *Levy*. Esse modelo são utilizadas várias variáveis, tais como: tamanho do vôo (*flight length* -  $l$ ), direção ( $\theta$ ), tempo do vôo (*flight time* -  $\Delta t_f$ ) e tempo de pausa ( $\Delta t_p$ ). O restante das variáveis são de ajuste fino e a descrição das mesmas pode ser encontrado em [11]. O modelo seleciona  $l$  e ( $\Delta t_p$ ) aleatoriamente a partir de suas distribuições  $p(l)$  e  $\psi(\Delta t_p)$ , que são distribuições *Levy* com os coeficientes  $\alpha$  e  $\beta$ , respectivamente. Este modelo pode emular características do movimento por meio do ajuste dos seus parâmetros e este modelo tem sido utilizado por físicos e biólogos na representação do movimento de partículas, animais e seres humanos.

### 4.3. Componentes do movimento e medidas investigadas

Para a obtenção das componentes de um movimento real ou sintético, alguns termos serão definidos.

Seja  $\vec{P}_i(t_j)$  o vetor que representa a posição do  $i$ -ésimo dispositivo, no instante  $t_j$ , para  $j = 1, 2, 3, \dots, T - 1, T$ ; e  $t_{j+1} = t_j + \delta$ ; onde  $\delta = 1$  segundo. Definindo por  $x_i(t_j)$  e  $y_i(t_j)$  as componentes de  $\vec{P}_i(t_j)$  nas direções  $\vec{x}$  e  $\vec{y}$ , respectivamente, no instante  $t_j$ , pode-se escrever  $\vec{P}_i(t_j) = (x_i(t_j), y_i(t_j))$ , onde  $x_i(t_j)$  e  $y_i(t_j)$  são números reais e a unidade de medida de  $\vec{P}_i(t_j)$  e de suas componentes é dada em metros ( $m$ ). Para análise de um movimento com três dimensões, pode-se usar uma terceira direção  $\vec{z}$ .

**Velocidade do dispositivo -  $V_i(t_j)$ :** é a velocidade escalar do  $i$ -ésimo dispositivo no instante de tempo ( $t_j$ ) e é calculada por  $V_i(t_j) = \frac{\sqrt{(P_{ix}(t_j) - P_{ix}(t_{j-1}))^2 + (P_{iy}(t_j) - P_{iy}(t_{j-1}))^2}}{t_j - t_{j-1}}$ , onde a unidade de medida de  $V_i(t_j)$  é dada em metros por segundo ( $m/s$ ).

**Aceleração -  $A_i(t_j)$ :** é a taxa de variação da velocidade e pode ser definida como sendo a mudança no valor da velocidade escalar do  $i$ -ésimo dispositivo no instante  $t_j$  em relação ao instante anterior  $t_{j-1}$ . Assim,  $A_i(t_j) = \frac{\Delta V_i(t_j)}{\Delta t_j} = \frac{V_i(t_j) - V_i(t_{j-1})}{t_j - t_{j-1}}$ .

**Ângulo de mudança de direção -  $\alpha_i(t_j)$ :** é definido como sendo o ângulo de mudança de direção da movimentação do  $i$ -ésimo dispositivo no instante de tempo ( $t_j$ ), dado que no instante ( $t_{j-1}$ ), o dispositivo estava na posição  $\vec{P}_i(t_{j-1})$ . Esse ângulo é calculado pela aplicação da *Lei dos Cossenos*, e essa aplicação pode ser verificada através da relação entre as componentes geométricas ilustradas na Figura 1. Nessa figura, as variáveis  $a$ ,  $b$  e  $c$  assumem o valor do módulo do vetor diferença das posições do  $i$ -ésimo dispositivo no tempo. Dessa maneira,  $a = |\vec{P}_i(t_{j+1}) - \vec{P}_i(t_{j-1})|$ ,  $b = |\vec{P}_i(t_j) - \vec{P}_i(t_{j-1})|$  e  $c = |\vec{P}_i(t_{j+1}) - \vec{P}_i(t_j)|$ , respectivamente.

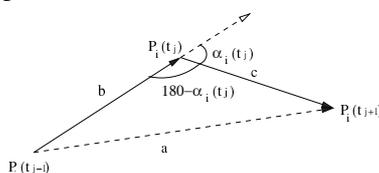


Figura 1. Componentes geométricas de um movimento qualquer

Assim,  $\alpha_i(t_j) = \arccos\left(\frac{-a^2 + b^2 + c^2}{2bc}\right)$ , onde a unidade de  $\alpha_i(t_j)$  é em graus ( $^\circ$ ).

**Tempo de pausa -  $Tp_i(t_j)$ :** é dado pelo intervalo de instantes consecutivos de tempo em que o  $i$ -ésimo dispositivo permanece parado a partir do instante  $t_j$  até o instante  $t_k$ , ou seja, a posição  $P_i(t_j)$  é igual a  $P_i(t_k)$ , onde  $j < k \leq T$ . Logo,  $Tp_i(t_j) = t_k - t_j$ , se  $P_i(t_j) = P_i(t_k)$  e  $P_i(t_k) \neq P_i(t_{k+1})$ .

**Autocorrelação:** é a medida que indica o quanto o valor da instância de uma variável aleatória (componente do movimento) é capaz de influenciar suas instâncias vizinhas no tempo. Supondo que uma variável aleatória  $X(t)$ , dependente do tempo  $t$ , com média  $\mu$ , sua autocorrelação  $R(k) = \frac{E[(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu)]}{\sigma^2}$ , onde  $E[\ ]$  é o valor médio,  $k$  é o deslocamento no tempo e  $\sigma$  é a variância da variável  $X(t)$ .

#### 4.4. Características das simulações e do método de ajuste

Para a simulação de todos os modelos, com exceção do modelo *Levy-walk*, foi utilizada a ferramenta ScenGen<sup>4</sup>. Para a simulação do *Levy-walk*, foi utilizado o *software* MATLAB. O tempo de simulação foi de aproximadamente 1.610 seg., onde os primeiros 1.000 seg. foram excluídos com o objetivo de eliminar a fase transiente das simulações, como discutido na Seção 1. O tamanho da área de simulação foi de  $800 \times 600$  metros.

O algoritmo de ajuste foi implementado também no *software* MATLAB. Os valores para os limitantes inferior e superior de cada parâmetro, para cada modelo, foram baseados nos valores mínimo e máximo das componentes velocidade e ângulo de direção dos dados reais. Entretanto, a tarefa de escolher esses valores limitantes para alguns parâmetros dos modelos *Levy-walk*, MMIG e *Smooth* está diretamente relacionada ao conhecimento do pesquisador em relação ao funcionamento desses modelos. É importante dizer que foi extremamente difícil descobrir esses valores para o modelo *Levy-walk*, que

<sup>4</sup>Detalhes sobre a ferramenta ScenGen podem ser encontrados na URL: <http://isis.poly.edu/~qiming/scengen/index.html>.

possui 15 parâmetros de configuração e a maioria desses não têm um significado intuitivo. Por exemplo, como limitar inferiormente e superiormente, em relação aos dados reais, os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ , que são os coeficientes de ajuste das distribuições *Levy* utilizadas no modelo?

Podemos dizer que quanto mais complexo for o modelo de mobilidade, mesmo que este tenha características mais realistas, mais difícil será estimar os valores limitantes dos seus parâmetros para possibilitar um ajuste deste modelo em relação a um conjunto de dados reais. Para isso, seria necessário o desenvolvimento de uma ferramenta que automatizasse o processo da escolha dos intervalos de cada parâmetro de um modelo de mobilidade específico, visto que na proposta apresentada neste artigo, a escolha desses valores limitantes ainda depende do conhecimento do pesquisador em relação ao modelo investigado. Esta ferramenta será um dos desdobramentos futuros dessa pesquisa.

Como mencionado anteriormente, cada modelo de mobilidade foi simulado diversas vezes variando os valores de seus parâmetros. Por exemplo, o modelo RWP foi simulado 9.601 vezes, o modelo MMIG 13.883 vezes, o modelo *Levy-walk* 7.832 vezes e o modelo *Smooth* 2.597 vezes. A Tabela 1, mostra o valor dos parâmetros de cada modelo que apresentou o menor MSE quando comparado a distribuição empírica da velocidade, aceleração e ângulo de direção.

**Tabela 1. Parâmetros dos modelos de mobilidade ajustados pelo algoritmo proposto**

Modelo Browniano					
<i>vel_min</i>	<i>vel_max</i>	<i>angulo</i>			
0 m/s	2,29 m/s	[0, 2 $\Pi$ ]			
Modelo MMIG					
<i>m</i>	<i>vel_max</i>	<i>base</i>			
0,4	1,9 m/s	1,028			
Modelo Levy-walk					
$\alpha$	$\beta$	<i>mu</i>	<i>num_step</i>	<i>max_x</i>	<i>max_y</i>
0,61	1,94	0	10000	800	600
<i>f_min</i>	<i>f_max</i>	<i>s_min</i>	<i>s_max</i>	<i>fl_scale</i>	<i>pt_scale</i>
5	50	0	1	10	1
<i>duration</i>	<i>time_size</i>	<i>b_c</i>			
1,610	1	2			
Modelo RWP					
<i>vel_min</i>	<i>vel_max</i>	tempo de pausa			
1,52 m/s	1,58 m/s	0 sec			
Modelo Smooth					
<i>vel_pref1</i>	<i>vel_pref2</i>	<i>vel_pref3</i>	<i>p_vel_pref1</i>		
1,1 m/s	1,6 m/s	0,1 m/s	0,6		
<i>p_vel_pref2</i>	<i>p_vel_pref3</i>	<i>prob_mud_vel</i>	<i>prob_mud_dir</i>		
0,1	0,3	0,1	0,6 m/s <sup>2</sup>		

#### 4.5. Resultados obtidos

O valor das componentes velocidade, aceleração, ângulo de mudança de direção e o tempo de pausa foram extraídos dos experimentos reais com base na metodologia apresentada no trabalho [19]. Já os modelos de mobilidade foram extraídos através do método de ajuste apresentado na Seção 3. A partir desses valores foram computados as seguintes medidas de cada componente: média, variância, desvio padrão, coeficiente de variação, valor mínimo, valor máximo e a quantidade de amostras. Esses valores são mostrados na Tabela 2.

Como mencionado em [9, 10], é importante investigar as características das funções de distribuições das componentes da mobilidade. Deste modo, as funções distribuições cumulativas empíricas (FDCE) para cada componente dos dados reais e dos modelos foram obtidas e serão mostradas a seguir.

Na Figura 2(a), é mostrado a FDCE da velocidade dos dados reais e dos modelos Browniano, *Levy-walk*, MMIG, RWP e *Smooth*. Através de uma análise visual, desta

figura, pode-se observar que os modelos que mais se aproximaram dos dados reais foram o Browniano, MMIG e o *Smooth*. Entretanto, como a velocidade do Browniano seguiu uma distribuição uniforme, pode-se dizer que ele não é adequado. Já o comportamento da FDCE da aceleração dos dados reais e sintéticos são apresentados na Figura 2(b) e pode-se dizer que o modelo MMIG foi o que mais se aproximou dos dados reais. Além disso, é importante frisar que o modelo *Levy-walk* que é considerado um modelo realista não apresentou evidências fortes desse realismo. Logo, os resultados obtidos para esta componente reforça a afirmação feita em [20] em que o modelo *Levy-walk* não representa adequadamente a mobilidade humana.

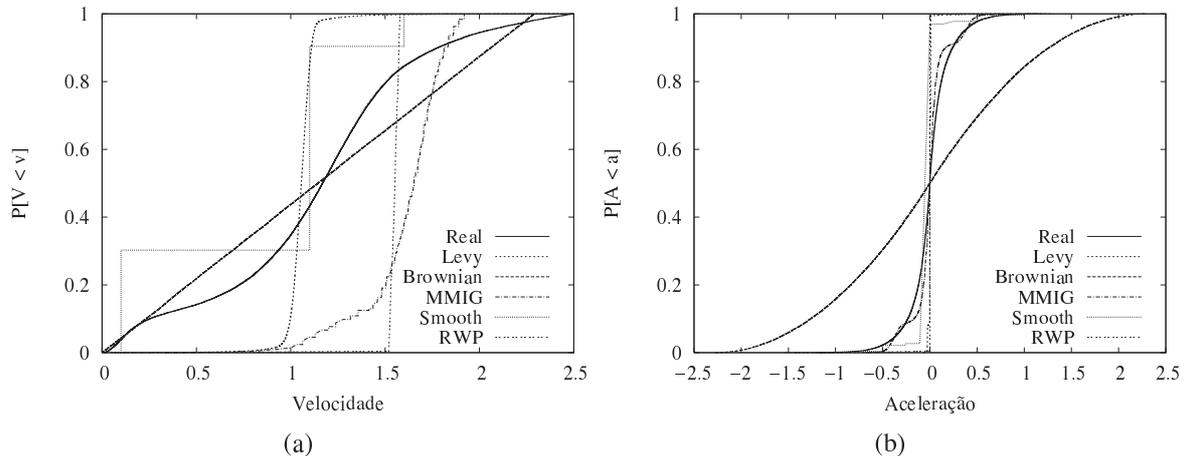
**Tabela 2. Medidas para cada componente do movimento real e dos modelos**

Dados Reais				
Medidas	Vel. (m/s)	Acel. (m/s <sup>2</sup> )	Ângulo de dir. (°)	Tempo de pausa (s)
Média	1,127	0,0004	34,3313	3,6227
Variância	0,2835	0,0473	1.854,5554	37,0564
Desvio Padrão	0,5324	0,2175	43,0645	6,0874
Coef. de Variação	0,4724	576,0821	1,2544	1,6803
V. Mínimo	0,007	-1,19796	0,000089	1
V. Máximo	2,499921	1,185976	179,9868	106
Qtde. de Amostras	39.617	39.617	39.617	1.092
Modelo Smooth				
Medidas	Vel. (m/s)	Acel. (m/s <sup>2</sup> )	Ângulo de dir. (°)	Tempo de pausa (s)
Média	0,8453	0,0014	55,2986	13,1414
Variância	0,2618	0,017	3.505,1762	1792935
Desvio Padrão	0,5116	0,1303	59,2045	13,3901
Coef. de Variação	0,6053	95,5681	1,0706	1,0189
V. Mínimo	0,099998	-1,542270	0,000001	1
V. Máximo	1,600036	1,000010	179,3349	86
Qtde. de Amostras	58.604	58.604	58.604	1,344
Modelo Browniano				
Medidas	Vel. (m/s)	Acel. (m/s <sup>2</sup> )	Ângulo de dir. (°)	Tempo de pausa (s)
Média	1,1449	0,0001	89,8472	1,1485
Variância	0,4360	0,8694	2.704,9382	0,1736
Desvio Padrão	0,6603	0,9324	52,009	0,4166
Coef. de Variação	0,5767	7,521,2638	0,5789	0,3627
V. Mínimo	0,000001	-2,279758	0,000001	1
V. Máximo	2,289885	2,79717	179,9995	5
Qtde. de Amostras	58.604	58.604	58.604	6,585
Modelo Random Waypoint				
Medidas	Vel. (m/s)	Acel. (m/s <sup>2</sup> )	Ângulo de dir. (°)	Tempo de pausa (s)
Média	1,2206	0,0002	109,7572	1,1912
Variância	0,3391	0,0006	2.570,2610	0,1868
Desvio Padrão	0,5823	0,0244	50,6977	0,4322
Coef. de Variação	0,4771	114,6670	0,4619	0,3628
V. Mínimo	0,200056	-1,024398	0,070285	1
V. Máximo	2,199518	0,066243	180	3
Qtde. de Amostras	1.863	1.863	1.863	68
Modelo MMIG				
Medidas	Vel. (m/s)	Acel. (m/s <sup>2</sup> )	Ângulo de dir. (°)	Tempo de pausa (s)
Média	1,5448	0,0011	11,5109	1,0123
Variância	0,0418	0,0386	388,5941	0,0123
Desvio Padrão	0,2044	0,1964	19,7128	0,1111
Coef. de Variação	0,1323	173,1358	1,7125	0,1098
V. Mínimo	0,333333	-0,565144	0,000001	1
V. Máximo	1,813231	1,121587	180	2
Qtde. de Amostras	59.800	59.800	59.800	81
Modelo Levy-walk				
Medidas	Vel. (m/s)	Acel. (m/s <sup>2</sup> )	Ângulo de dir. (°)	Tempo de pausa (s)
Média	1,0555	0,00001	29,8557	1,0881
Variância	0,0065	0,0002	192,9430	0,2127
Desvio Padrão	0,0807	0,0143	13,8904	0,4612
Coef. de Variação	0,0764	538,8026	0,4653	0,4239
V. Mínimo	0,0475	-0,06632	0,000001	1
V. Máximo	2,6530	0,7996	171,8024	12
Qtde. de Amostras	55.292	55.292	55.292	4,096

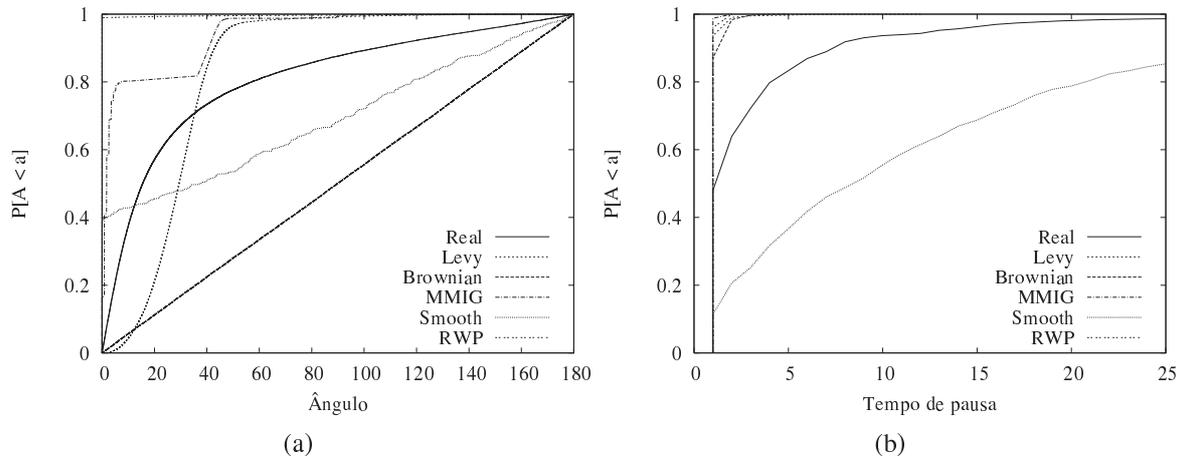
O ângulo de mudança de direção é importante ser investigado, visto que este indica o comportamento da direção do movimento. Diferentemente do comportamento zig-zague da direção dos modelos aleatórios, o ângulo de direção dos dados reais apresentou uma variação suave. Isto pode ser identificado através de sua FDCE, apresentada na Figura 3(a) e pode-se observar que a maioria dos valores para essa medida ficou entre 10° e 40°. Além disso, entre os modelos analisados também nesta medida, o *Levy-walk* e o MMIG foram os que se aproximaram mais dos dados reais.

O tempo de pausa é uma outra medida de interesse a ser analisada do compor-

tamento de movimentação de usuários sem fio, visto que ela afeta o desempenho dos protocolos de roteamento das MANETs, como pode ser visto em [11, 15]. Assim, na Figura 3(b) é apresentada a FDCE do tempo de pausa da mobilidade humana e dos modelos de mobilidade ajustados pelo algoritmo proposto na Seção 3. Através desta figura, pode-se observar que nenhum dos modelos apresentou um comportamento próximo dos dados reais.



**Figura 2. Distribuição cumulativa empírica da velocidade e aceleração dos dados reais e dos modelos Browniano, GIMM, Levy-walk, RWP e Smooth.**



**Figura 3. Distribuição cumulativa empírica do ângulo de direção e do tempo de pausa dos dados reais e dos modelos Browniano, GIMM, Levy-walk, RWP e Smooth.**

Com o objetivo de investigar a ocorrência de dependências temporais nas componentes do movimento real e dos modelos de mobilidade, nas Figuras 4 e 5 são apresentadas as autocorrelações dessas componentes. Na Figura 4(a), é mostrada a autocorrelação da velocidade e pode-se observar uma alta correlação nos intervalos de até 10 segundos desta medida. Deste modo, podemos dizer que a componente velocidade possui uma alta dependência temporal. Isso também ocorreu nos modelos MMIG, Smooth e Levy-walk, sendo mais forte neste último, mostrando assim, que esses modelos apresentaram um comportamento próximo dos dados reais neste quesito. Já a aceleração apresentou uma autocorrelação próximo de zero, tanto para os dados reais quanto para os modelos, como pode ser visto na Figura 4(b).

A autocorrelação do ângulo de mudança de direção dos dados reais, ilustrada na Figura 5(a), apresentou um valor moderado. Isso indica que as mudanças de direção das

peças no cenário avaliado foi suave, diferentemente das mudanças bruscas que ocorrem nos modelos aleatórios. Entre os modelos avaliados, o *Levy-walk* e o MMIG foram os que também mostraram esse comportamento. Na Figura 5(b), a autocorrelação do tempo de pausa é apresentada e pode-se dizer que ela foi fraca e aproximou-se de zero rapidamente, tanto nos dados reais quanto nos modelos sintéticos. Isso indica a ausência de dependências temporais na medida tempo de pausa do movimento investigado.

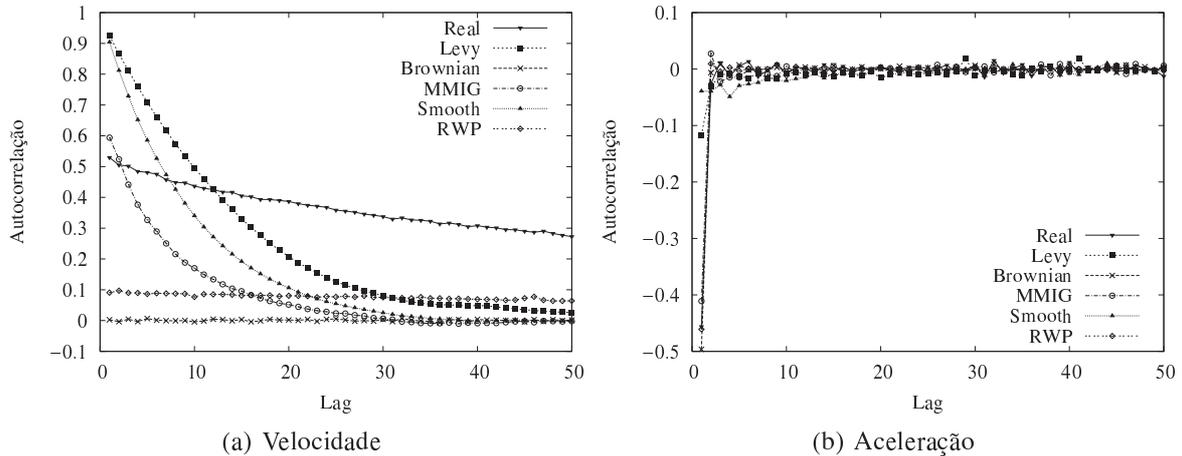


Figura 4. Autocorrelação das componentes da mobilidade real e sintética

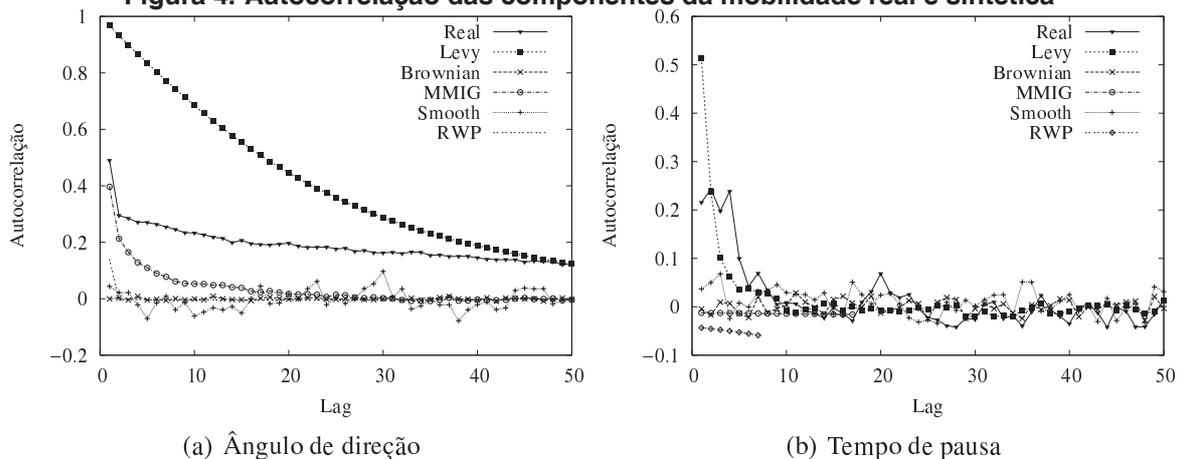
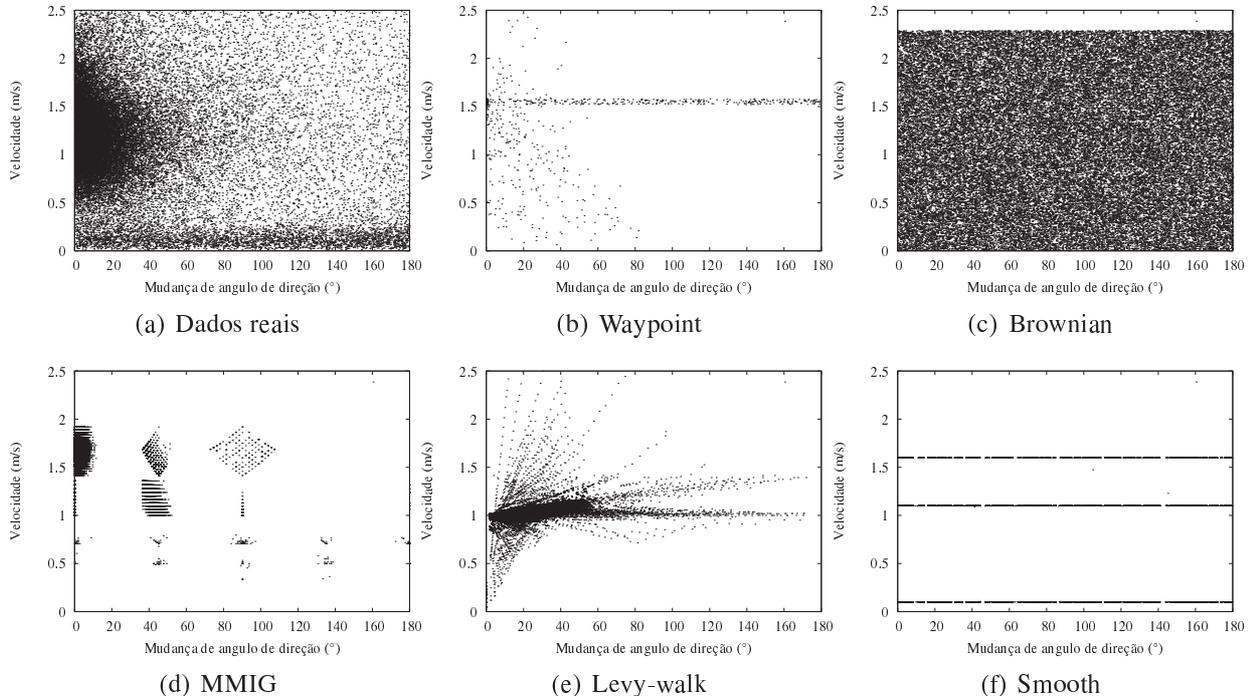


Figura 5. Autocorrelação de medidas da mobilidade real e sintética

Uma outra investigação realizada neste artigo, é a verificação da existência de alguma relação entre as componentes velocidade e ângulo de direção do movimento de uma pessoa em um instante de tempo, ou seja, será que existe alguma relação entre essas componentes? Para buscar respostas a este questionamento é apresentado na Figura 6, o gráfico da dispersão de pontos que indicam a relação entre o ângulo de direção e a velocidade do movimento, para cada conjunto de experimentos reais e simulados pelos modelos sintéticos. A novidade deste resultado é a identificação de dependência entre velocidades (0,75 a 1,75 m/s) e ângulos de até  $40^\circ$  na mobilidade humana (ver Figura 6(a)). Assim, podemos dizer que houve uma concentração de ocorrências neste conjunto de valores. Isso pode ser observado, de maneira mais acentuada, nos modelos *Levy-walk* (ver Figura 6(e)) e MMIG (ver Figura 6(d)). Já os outros modelos não apresentaram este tipo de concentração, como pode ser visto nas Figuras 6(b), (c) e (f).

Com o objetivo de responder as perguntas apresentadas na Seção 2, pode-se dizer que o modelo que mais se adequou ao cenário avaliado não foi um único modelo, e sim,

dois modelos: o *Levy-walk* e o MMIG, dependendo da componente ou medida analisada. Além disso, é importante ser mencionado que o ajuste dos modelos à um cenário real depende do valor limitante dos parâmetros de cada modelo e que os resultados obtidos são específicos para cada cenário, não podendo ser usado de maneira geral.



**Figura 6.** Gráfico da dispersão de pontos que indicam a relação entre o ângulo de direção  $\alpha$  e a velocidade  $v$  de um nó capturados no instante  $t \in [0, 600]$  segundos para cada conjunto de experimentos reais e simulados pelos modelos sintéticos.

## 5. Conclusões e trabalhos futuros

Neste artigo foi proposta uma técnica de ajuste dos modelos de mobilidade em relação a dados de movimentação real com o objetivo de gerar simulações de movimento mais adequadas que as que vem sendo realizadas pela comunidade científica. Para isso, foi apresentado um algoritmo que identifica os melhores valores para os parâmetros de um modelo de mobilidade, através da minimização do erro quadrático médio das componentes desse modelo em comparação com as componentes de um movimento real. Além disso, diferentes modelos de mobilidade foram investigados em relação a uma mobilidade humana capturada em um cenário real e dados da velocidade, aceleração, ângulo de direção, tempo de pausa foram apresentados. Importantes resultados sobre a autocorrelação das componentes do movimento e sobre a relação entre a velocidade e o ângulo de mudança de direção foram obtidos. Através desses resultados pode ser verificado que os modelos que mais se aproximaram dos dados reais foram o *Levy-walk* e, principalmente, o MMIG mostrando assim, a capacidade de ajuste deste modelo Markoviano na representação da mobilidade humana para o cenário investigado.

Como trabalhos futuros pretende-se avaliar modelos de mobilidade baseados em obstáculos, visto que o cenário real possui também obstáculos. Além disso, busca-se desenvolver uma ferramenta que automatize o processo de escolha dos intervalos de cada parâmetro de um modelo de mobilidade. Por fim, pretende-se avaliar os protocolos de roteamento das MANETs sob o impacto da mobilidade real e os modelos ajustados.

## Referências

- [1] C. Bettstetter, “Mobility Modeling in Wireless Networks: Categorization, Smooth Movement, and Border Effects,” *ACM M2CR*, vol. 5, no. 3, pp. 55–66, 2001.
- [2] T. Camp, J. Boleng, and V. Davies, “A Survey of Mobility Models for Ad Hoc Network Research,” *Wireless Com. and Mobile Computing*, vol. 2, no. 5, pp. 483–502, 2002.
- [3] F. Bai, N. Sadagopan, and A. Helmy, “The IMPORTANT framework for analyzing the Impact of Mobility on Performance Of Routing protocols for Ad hoc Networks,” *Ad Hoc Networks*, vol. 1, 2003.
- [4] C. A. V. Campos and L. F. M. de Moraes, “A Markovian Model Representation of Individual Mobility Scenarios in Ad Hoc Networks and Its Evaluation,” *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2007, 2007, 14 pages.
- [5] M. L. J. Yoon and B. Noble, “Random Waypoint Considered Harmful,” in *Proc. of the IEEE INFOCOM’03*, San Francisco, USA, apr 2003, pp. 1312–1321.
- [6] W. Navidi and T. Camp, “Stationary Distributions for the Random Waypoint Mobility Model,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 99–108, 2004.
- [7] R. Jain, *The Art of Computer Systems Performance Analysis*. New York, USA: John Wiley & Sons, 1991.
- [8] S. Kurkowski, T. Camp, and M. Colagrosso, “MANET Simulation Studies: the Incredibles,” *ACM M2CR*, vol. 9, no. 4, pp. 50–61, 2005.
- [9] J.-Y. Le Boudec and M. Vojnovic, “Perfect Simulation and Stationarity of a Class of Mobility Models,” in *Proc. of the INFOCOM’05*, Miami, USA, 2005, pp. 72–79.
- [10] J. Yoon, M. Liu, and B. Noble, “A General Framework to Construct Stationary Mobility Models for the Simulation of Mobile Networks,” *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 5, no. 7, pp. 860–871, jul 2006.
- [11] I. Rhee, M. Shin, S. Hong, K. Lee, and S. Chong, “On the Levy-walk Nature Human Mobility,” in *IEEE Infocom’08*, Phoenix, USA, 2008, pp. 1597–1605.
- [12] C.-H. Lee, S. Kim, and D. Y. Eun, “Super-diffusive behavior of mobile nodes from mobility traces,” North Carolina State University, Raleigh, USA, Tech. Rep., July 2007.
- [13] A. Jardosh, E. M. Belding-Royer, K. C. Almeroth, and S. Suri, “Towards Realistic Mobility Models for Mobile Ad hoc Networks,” in *Proc. of the ACM MobiCom’03*, San Diego, USA, 2003, pp. 217–229.
- [14] D. Lelescu, U. C. Kozat, R. Jain, and M. Balakrishnan, “Model T++: an empirical joint space-time registration model,” in *ACM MobiHoc*, Florence, Italy, 2006, pp. 61–72.
- [15] M. Kim, D. Kotz, and S. Kim, “Extracting a Mobility Model from Real User Traces,” in *Proc. of the IEEE INFOCOM’06*, Barcelona, Spain, April 2006, pp. 1–13.
- [16] J. Yoon, B. D. Noble, M. Liu, and M. Kim, “Building realistic mobility models from coarse-grained traces,” in *ACM MobiSys’06*, Uppsala, Sweden, 2006, pp. 177–190.
- [17] M. Boc, A. Fladenmuller, and M. D. de Amorim, “Otiy: Locators Tracking Nodes,” in *Proc. of the ACM CoNext’07*, New York, NY, USA, December, 2007.
- [18] A. Chaintreau, P. Hui, J. Crowcroft, C. Diot, R. Gass, and J. Scott, “Impact of Human Mobility on the Design of Opportunistic Forwarding Algorithms,” in *Proc. of the IEEE INFOCOM’06*, Barcelona, Spain, April 2006, pp. 606–620.
- [19] C. A. V. Campos and L. F. M. de Moraes, “Uma proposta de caracterização da mobilidade de usuários sem fio através de medição real,” in *Anais do XXV SBrT2007*, Recife, Brasil, 2007.
- [20] M. C. Gonzalez, C. A. Hidalgo, and A. L. Barabasi, “Understanding individual human mobility patterns,” *Nature*, vol. 453, pp. 779–782, 2008.