

A Mobility Model of The Internet of Things

Talita E. A. Alves*
Departamento de Ciência da
Computação
Universidade Federal da Bahia
Salvador, Brasil
talita.alves@ufba.br

Paulo H. L. Rettore
Communication Systems Department
Fraunhofer FKIE
Bonn, Germany
paulo.lopes.rettore@fkie.fraunhofer.de

Bruno P. Santos*
Universidade Federal da Bahia
Departamento de Ciência da
Computação
Salvador, Brasil
bruno.ps@ufba.br

ABSTRACT

This study introduces a novel mobility model designed for the Internet of Things (IoT). While the study of movement patterns is crucial for designing and evaluating mobile solutions in the IoT, there is a lack of focus on the mobility of IoT objects. In this work, Small World In Motion (SWIM), a model that mimetic human mobility patterns, was extended to reproduce the mobility of IoT objects. We establish a relationship between objects and their locomotion characteristics based on two key premises. Firstly, certain IoT devices exhibit movement patterns similar to humans (e.g., smartphones). Secondly, some devices are predominantly stationary (e.g., smart TVs). Our model is open-source code, enabling further research and development. We conduct a comprehensive analyze the output mobility model trace, considering spatial, temporal, and social aspects. Additionally, we propose adjustments to the existing literature taxonomy to suitably accommodate the proposed model.

CCS CONCEPTS

• **Human-centered computing** → **Ubiquitous and mobile computing systems and tools**; **Mobile computing**; **Ubiquitous and mobile computing design and evaluation methods**.

KEYWORDS

Mobility Model, IoT, Social Internet of Things, Mobility, Datasets

ACM Reference Format:

Talita E. A. Alves, Paulo H. L. Rettore, and Bruno P. Santos. 2023. A Mobility Model of The Internet of Things. In *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia '23), October 23–27, 2023, Ribeirão Preto, Brazil*. ACM, New York, NY, USA, 9 pages. <https://doi.org/10.1145/3617023.3617054>

1 INTRODUÇÃO

A Internet das Coisas (IoT) já está presente em nosso cotidiano, onde objetos oferecem e utilizam serviços, expandindo a Internet [28]. A mobilidade desempenha um papel fundamental nesse ambiente conectado, tornando nossas vidas mais dinâmicas e os sistemas computacionais mais flexíveis e onipresentes. No entanto, ainda estamos nos estágios iniciais do desenvolvimento de soluções que

levam em conta a mobilidade na IoT [27]. A partir da fusão entre IoT e mobilidade, surgem novos paradigmas, como *Internet das coisas móveis (IoT)* e *Internet das coisas sociais (IoT)*, que consideram, respectivamente, a mobilidade dos dispositivos e a capacidade de estabelecer interações sociais semelhantes às dos seres humanos.

O estudo dos padrões de movimento é uma variável importante no projeto de soluções móveis para IoT. Uma vez que a mobilidade dos dispositivos pode impactar em diferentes partes dos sistemas computacionais como, por exemplo, na comunicação, nas aplicações e até na forma ou tamanho dos dispositivos [25]. Na IoT, o estudo dos padrões de movimento pode ser útil na confecção e avaliação de protocolos, conectividade, predição de laços sociais, ou estudo das interações espaço-temporais. Embora o estudo dos padrões de movimento na IoT tenha esse destaque, existem poucos trabalhos que tenham enfoque na mobilidade dos objetos e muitos abordam protocolos e aplicações [25, 27].

Os seres humanos sempre estiveram intrinsecamente ligados ao movimento como parte fundamental de sua existência. Fazemos migrações por diversos motivos, desde o clima até fatores socioeconômicos [6]. Neste sentido, cientistas por todo o globo buscam rastrear padrões de deslocamentos não só humanos, como também de animais, objetos, e entidades genéricas a fim de caracterizá-los e modelá-los para entender as minúcias da mobilidade. É neste contexto que surgem modelos de mobilidade genéricos e, em especial, humanos. O SWIM é um desses modelos que visa replica a mobilidade humana de forma verossímil [19]. O SWIM incorpora propriedades estatísticas dos movimentos humanos e oferece uma configuração de parâmetros fácil e flexível. Devido a essas características, o SWIM é amplamente utilizado para estudar e avaliar soluções que levam em consideração a mobilidade humana, como, por exemplo, a avaliação e previsão de protocolos de roteamento e o compartilhamento de informações em redes móveis.

É intuitivo que a mobilidade de dispositivos IoT tenha relação com a humana em algum grau. Embora o SWIM seja amplamente aceito, o SWIM ainda não contempla especificidades da IoT, como a associação de dispositivos a pessoas e a forma que esses objetos se mexem de acordo com sua categoria. Neste trabalho, estendemos o SWIM para também reproduzir uma possível mobilidade de objetos da IoT. Utilizando o modelo SWIM, estabelecemos uma relação entre os objetos que os humanos possuem e suas características de locomoção, com o objetivo de reproduzir os padrões de movimento de objetos da IoT. No melhor de nossos conhecimentos, não há rastros de mobilidade reais (ex.: rastros de GPS) de objetos da IoT ou modelos sintéticos disponíveis abertamente para comunidade. A extensão proposta é OpenSource. Analisamos rastros produzidos em três aspectos: temporal, espacial e social.

As principais contribuições deste trabalho são:

*Ambos os autores contribuíram igualmente para esta pesquisa.

Publication rights licensed to ACM. ACM acknowledges that this contribution was authored or co-authored by an employee, contractor or affiliate of a national government. As such, the Government retains a nonexclusive, royalty-free right to publish or reproduce this article, or to allow others to do so, for Government purposes only.

WebMedia '23, October 23–27, 2023, Ribeirão Preto, Brazil

© 2023 Copyright held by the owner/author(s). Publication rights licensed to ACM.
ACM ISBN 979-8-4007-0908-1/23/10...\$15.00
<https://doi.org/10.1145/3617023.3617054>

- Implementação OpenSource de um modelo de mobilidade para IoT¹.
- Proposição de uma extensão taxonômica para acomodar adequadamente o modelo de mobilidade proposto.
- Resultados experimentais quantificando dados obtidos do modelo de mobilidade.

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os trabalhos que compõem a gênese desse artigo. A Seção 3 apresenta o modelo de mobilidade para IoT, assim como sua implementação. Na Seção 4, os resultados obtidos são apresentados, levando em conta métricas espaciais, temporais e sociais. Por fim, na Seção 5 são apresentadas considerações finais.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Na Figura 1, é apresentada uma proposta de taxonomia para modelos sintéticos de mobilidade. Esses modelos visam simular o comportamento de movimento de nós², que são considerados aqui como entidades móveis, utilizando funções matemáticas, algoritmos e princípios da física do movimento [6]. Embora sejam representações simplificadas dos movimentos reais dos nós, esses modelos podem ser facilmente adaptados para diferentes avaliações de cenários e aplicações de IoT [9, 10, 16, 25].

Safaei et al. [25] apontam que os modelos sintéticos de mobilidade podem ser genericamente classificados em duas subclasses: i) *Modelos de mobilidade baseados em entidades individuais*; ii) *Modelos de mobilidade de baseados em entidades individuais*. Na primeira categoria, o movimento de um nó é afetado pelo movimento dos demais, isto faz com que os nós se movam em grupos. Já na segunda categoria, cada nó determina seu próprio comportamento de movimento e, este movimento, não é influenciado por outros nós existentes.

Existem duas categorias principais de modelos de mobilidade baseados em entidades independentes: i) *modelos de mobilidade baseados em seres humanos*; ii) *modelos de mobilidade baseados em objetos*. Neste trabalho, propomos uma terceira categoria: os modelos de mobilidade híbridos. Nesta classe, os modelos de mobilidade simulam movimentos baseados tanto em seres humanos como em objetos simultaneamente.

Já os modelos baseados em objetos são divididos entre: *Não-Intencionais e Intencionais*. Nos modelos não-intencionais, não há restrições para o movimento dos nós, isto é, os nós se movem livremente no espaço de simulação e tipicamente seus movimentos são aleatórios. Já nos modelos de mobilidade intencionais, os movimentos são decididos com base em fatores temporais, espaciais e/ou geográficos previamente definidos.

Nos modelos de mobilidade não intencionais, podemos citar o Truncated Levy Walk Model (tlwM) [24], onde o tempo de pausa e distância entre as viagens seguem uma distribuição baseada no conceito de caminhada de Lévy, caracterizado por ter caudas longas, possibilitando a existência de viagens de longa distância e duração, mas o limite superior dessa distribuição é representado pelas viagens mais curtas. Random Waypoint Model (RWP) [15] onde os nós escolhem direções e velocidades aleatórias durante a simulação, sem

restrições. Random Direction Model (RDM) [22] segue um princípio parecido, mas busca gerar um rastro mais uniforme, forçando os nós a se moverem na direção das bordas do espaço. No Random Walk Model (RWM) [8], o nó muda de direção a cada passo, mas essa direção pode ser determinada por parâmetros como um ângulo ou de forma aleatória.

Por fim, apresentamos o modelo de mobilidade para IoT que é, no melhor de nossos conhecimentos, o único modelo até o momento em que os nós se movem de acordo com os padrões de movimento dos seres humanos, levando também em consideração a capacidade de locomoção de objetos IoT, o que o classifica como modelo de mobilidade baseado em entidades híbrido.

A seguir, serão apresentados, de modo não exaustivo, modelos de mobilidade presentes em cada uma das classes.

2.1 Modelos de mobilidade baseados grupos de entidades

Em modelos de mobilidade baseados em grupos de nós, cada nó está inserido em um grupo onde o movimento dos outros membros tem um impacto direto no seu próprio movimento. A relação se estende para todos os outros integrantes desse grupo, de forma que eles tendem a se movimentar em conjunto. A seguir, destacamos modelos nesta classe.

Nomadic Model (NM) [26] é um modelo que simula os movimentos de um grupo de nós durante uma viagem nômade, isto é o grupo segue um ente de referência. O Column Model (CM) [26], consiste em um grupo de nós que se movem dentro de uma coluna que também se move pelo espaço. O movimento é fisicamente limitado pela coluna. Cada nó possui seu ponto de referência na coluna e pode mover-se seguindo algum padrão ou de forma aleatória dentro de um raio fixo. No Pursue Model (PM) [26] e no Reference Point Group Model (RPGM) [14], existe um nó considerado como referência que irá influenciar o movimento dos outros nós. O Tactical Indoor Model (TIM) [1] simula movimento de nós, que possuem um objetivo em comum, em uma área urbana, onde existem obstáculos que limitam o movimento desses nós, forçando-os a seguirem certos padrões ao se movimentar.

2.2 Modelos baseados em objetos

Os modelos de mobilidade baseados em objetos foram agrupados em duas subclasses: i) Não-intencionais; ii) intencionais. Considera-se os modelos Não intencionais, aqueles modelos onde o movimento de um nó não é influenciado ou restringido por fatores externos, possibilitando que esse nó se mova livremente pelo espaço. Por outro lado, nos modelos classificados como Intencionais, o movimento de um nó depende de fatores temporais, espaciais e geográficos.

O tempo pode ser a condição que determina a forma que uma entidade se move, sendo a dependência temporal entre os movimentos a característica mais marcante desses modelos. No Gauss-Markov Model (GMM) [18], a cada intervalo de tempo são definidas velocidade e direção que o nó irá seguir durante o próximo intervalo de tempo, sendo esses parâmetros dependentes dos escolhidos anteriormente. Quando o espaço também é o agente limitante, como no Boundless Area Model (BAM) [13], o espaço de simulação possui as extremidades conectadas, pois o ambiente tem o formato de um toroide, ou seja, se o nó tentar sair do espaço de simulação por um

¹Link: <https://github.com/talitaester/SIOT-MM-implementations.git>

²Aqui, utilizaremos nós ou entidades para representar entes genéricos (humanos, objetos, ou outros).

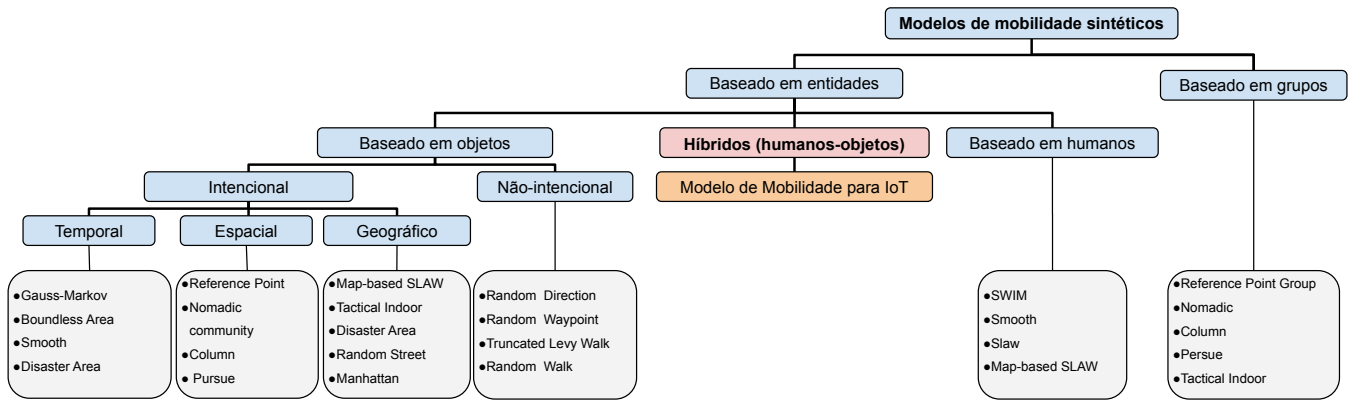


Figura 1: Taxonomia para modelos de mobilidade sintéticos

dos lados, ele é levado ao lado oposto e permanece com a mesma velocidade e direção que possuía no momento anterior. No Disaster Area Model (DAM) [2], os nós se movem de forma a simular os movimentos de entidades numa área próxima a um desastre. Os parâmetros velocidade e direção são determinadas pela distância que o nó se encontra da área afetada. Informações sobre outros modelos de mobilidade dessa categoria podem ser encontradas em [25].

Quando o fator limitante é o espaço, os modelos PM, RPGM, CM, NM e Community Model (CMM) são exemplos mais citados [14, 26]. Considerando a forma que as entidades estão dispostas no espaço, uma delas não pode se mover livremente sem respeitar a existência das outras entidades no ambiente, geralmente, se movem a uma distância específica de outros nós, de forma aleatória ou não.

As restrições geográficas estão em outra subclasse de modelos de mobilidade para objetos. Embora a ideia remeta a limitações espaciais, as limitações geográficas influenciam de forma diferente o movimento dos nós. O que é levado em consideração nesse caso são os limites físicos do espaço, como as fronteiras de um mapa ou as ruas de uma cidade, assim como possíveis obstáculos que podem estar no caminho de um nó enquanto ele se move. Os modelos de mobilidade que se destacam nessa categoria são: TIM [1] e o Manhattan Mobility Model (MMM) [5] que é especialmente feito para moldar os movimentos de um nó dentro dos limites de uma cidade, respeitando a existência de ruas, por exemplo; Outros modelos de mobilidade como Random Street [3]; Disaster Area [2]; Map-based SLAW [11] são discutidos mais profundamente em [20, 25].

2.3 Modelos baseados em humanos

A principal característica da mobilidade humana, está na forma em que nos movemos e interagimos com o ambiente ao nosso redor. Considera-se também a forma como um humano interage com outros, ou seja, a forma como que se insere em uma sociedade. Esses fatores são imprescindíveis quando se busca criar um modelo que tentam mimetizar a forma que um ser humano se move, assim como tenta recriar suas relações sociais, uma vez que essas relações também podem influenciar nos seus movimentos.

Um exemplo de modelo nesta classe é o SWIM, o qual vale-se do princípio que humanos tendem a se deslocar para lugares próximos

(vide Seção 3) [19]. Em [23], os autores propõem o Group Regularity Mobility Model (GRM), o qual opera como SWIM, porém os nós formam grupos de encontros regulares. Em [17] é proposto o Self-similar Least Action Walk Mobility Model (SLAW), em que a distância entre dois destinos, o raio em que o nó pode se mover e a similaridade entre movimentos consecutivos são parâmetros que ditam a forma que os nós se movem nesse modelo de mobilidade. Outros modelos como tlwM, Smooth e Map-based SLAW também são considerados como modelos dessa categoria, conforme é apresentado em [11, 20, 21, 25].

Tabela 1: Propriedade de dispositivos inteligentes em 2019 [7]

Dispositivos	Phone	Laptop	TV	Tablet	Console	Watch
% de proprietários	94	69	38	37	21	13

2.4 Modelos híbridos

Este trabalho se diferencia dos demais, pois apresenta um modelo que traz à tona características de mobilidade humana e de objetos da IoT que, quando combinadas, podem ser úteis para o desenvolvimento e experimentação de novas aplicações, protocolos de comunicação e análises de mobilidade (ex.: sociais) da Internet das Coisas do Futuro. Na Figura 1 apresentamos a ramificação chamada de Modelos Híbridos (humanos-objetos). Esta ramificação acomoda adequadamente o modelo de mobilidade proposto neste artigo. Na Figura 1 ainda é possível contrastar o modelo proposto com outros modelos encontrados e utilizados na literatura.

3 MODELO DE MOBILIDADE PARA IOT

O modelo aqui proposto é baseado no Small World In Motion [19]. O SWIM simula movimentos humanos baseado em duas intuições: as localizações visitadas estão próximas da localização residencial ou são populares, mesmo que estejam distantes da localização residencial. Nos estendemos o SWIM para acomodar também as seguintes premissas:

- (1) Alguns dispositivos IoT tendem a se mover como humanos (ex.: smartphones ou notebooks).

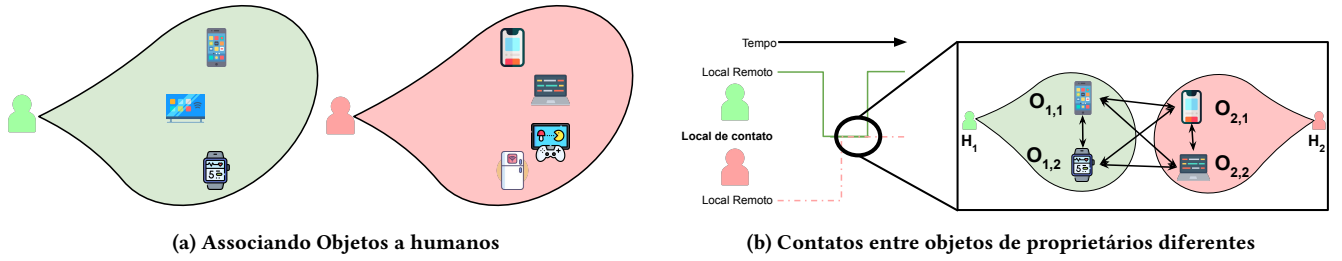


Figura 2: Associando Objetos IoT a Humanos

- (2) Alguns dispositivos IoT tendem a ser estáticos (ou semi-estáticos) tipicamente localizados em nossas casas (ex.: smart TVs ou geladeiras).

A base para caracterizar a mobilidade desses dispositivos IoT baseia-se na natureza da mobilidade humana conforme explicado abaixo.

No dia a dia, as pessoas geralmente se deslocam para lugares próximos às suas casas (ex.: local de trabalho, escola, mercados, etc.). Deslocamentos para lugares distantes são menos frequentes, a menos que sejam locais populares (ex.: um restaurante especial, um local de eventos, ou um *shopping center*). Durante esses deslocamentos é comum que as pessoas levem dispositivos IoT consigo como, por exemplo, *smartphones*, *tablets*, relógios inteligentes e *notebooks* e outros [4, 7]. Neste sentido, alguns dispositivos IoT, mesmo que esporadicamente, devem “seguir” a mobilidade similar a de um ser humano. Por outro lado, alguns outros dispositivos IoT são deixados em casa (ex.: geladeira inteligente). Por isso, alguns dispositivos IoT pertencentes a humanos serão estáticos ou raramente se moverão, muito embora apresentem comunicação dinâmica com outros dispositivos do ecossistema IoT.

3.1 Um modelo de mobilidade para IoT

Primeiramente, um SWIM-like foi implementado usando todas as propriedades apresentadas em [19]. A implementação foi feita no Sinalgo [12], um *framework* para testar e validar algoritmos de rede com suporte à mobilidade. A implementação é OpenSource acessível no repositório online¹.

Como o SWIM não possui qualquer informação sobre objetos IoT, seus tipos ou mesmo seus padrões de mobilidade, nós exploramos a característica das pessoas possuírem objetos IoT para inferir a mobilidade das “coisas”. Usamos índices mundiais de propriedade de dispositivos por humanos para associar o(s) objeto(s) qualquer humano em qualquer local da simulação.

A implementação do modelo de mobilidade para IoT emprega uma esquema de associação entre dispositivos-humanos (descrita na Seção 3.2). O fluxo de execução do modelo é dividido em duas partes: i) Fase de Configuração (Seção 3.3); ii) Fase de Movimento (Seção 3.4).

A implementação aqui apresentada é capaz de exportar, tal como o SWIM originalmente, o rastro de posição que contém tuplas na forma $\{id, pos, tempo\}$, onde id é o identificador da entidade, pos é a coordenada espacial do objeto de identificação id , no tempo. Adicionamos além disso, a possibilidade de exportar o rastro de contato que contém tuplas $\{id_1, id_2, pos_1, pos_2, tempo\}$, onde id_1 e

id_2 são identificadores das entidades, pos_1 e pos_2 são as coordenadas de cada uma das entidades no tempo. Uma tabela que associa cada dispositivo ao seu proprietário, sendo portanto, possível recuperar o rastro de mobilidade dos objetos e suas relações. A seguir serão apresentados os detalhes da implementação.

3.2 Associando Objetos IoT a Humanos

De acordo com as informações sobre a relação de pertencimento de objetos por pessoa da Global Web Index [7], os nós humanos são associados a um conjunto de dispositivos da IoT.

A Tabela 1 apresenta a distribuição de propriedades de diferentes tipos de dispositivos. Entre o total de nós humanos nas simulações, consideramos as porcentagens apresentadas na Tabela 1 como probabilidades para verificar quantos objetos de determinado tipo existirão e a quem pertencem. De forma pragmática, para atribuir um objeto a um “humano”, é realizado um sorteio seguindo uma distribuição uniforme entre $[0, 1]$. Se o resultado deste sorteio estiver dentro da porcentagem de pertencimento do dispositivo, uma entidade do tipo objeto será criada, com suas características de mobilidade como mostra a Figura 2. A Figura 2a ilustra o final desta etapa, onde cada entidade humana estará relacionada a um conjunto de objetos da IoT. Observe que cada entidade que representa um humano pode ter um subconjunto diferente de objetos IoT.

Em nossa implementação é permitido que um objeto faça contato com outros objetos (do mesmo proprietário ou não). Para tanto, é necessário que ambos objetos estejam dentro de um raio de alcance pré-estabelecido para cada tipo de objeto. Assim, objetos dentro do raio de alcance são considerados conectados, caso contrário, são considerados não conectados.

Seja H_i entidades móveis que representam humanos em que $i \in \{1, \dots, N\}$, onde N é o número de nós simulados. Cada H_i possui um grupo de objetos $O_{i,j} \in O$, onde O é um conjunto de vértices que representam objetos $j \in \{1, \dots, K\}$, onde K é o número de objetos pertencentes ao humano H_i . Alguns dos objetos $O_{i,j}$ podem ser “levados” pelos seus proprietários em seus deslocamentos. Ao se movimentarem, os objetos podem realizar contatos, desde que dentro do raio de comunicação. Desde modo, indicamos contatos através de arestas temporais $(u, v, t) \in E$, onde $u, v \in O$ e t é o tempo que o contato durou. A criação dessas arestas indicam um potencial de troca de dados, muito embora pares de dispositivos não tenham interagido efetivamente. A Figura 2b apresenta um exemplo com dois nós humanos que possuem ao menos 2 objetos cada. Ao se deslocarem de um local remoto qualquer para um local

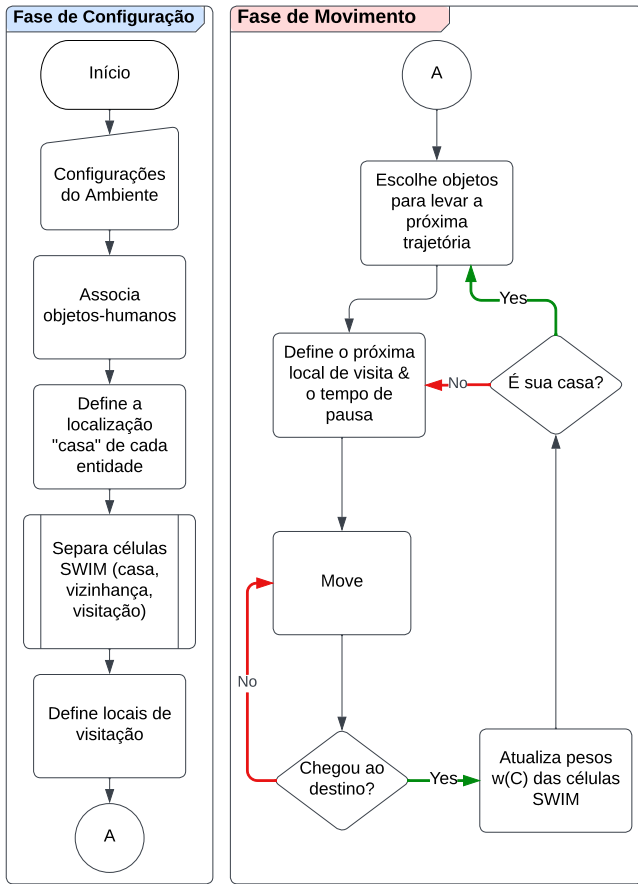


Figura 3: Implementação do modelo de mobilidade para IoT

de contato, os seus objetos estarão no raio de comunicação uns dos outros.

3.3 Fase de configuração

A fase de configuração consiste em tudo que acontece antes da fase de movimentação dos nós. A Figura 3 apresenta o fluxo de execução do algoritmo. Primeiramente, parâmetros como número de nós N , velocidade (cada nó viaja a uma velocidade constante) Vel , raio mínimo de comunicação R devem ser configurados. A lista de parâmetros do modelo está relacionada na Tabela 2. Além disso, para cada um dos N nós, realiza-se o processo de associação humanos-objetos descrito na Seção 3.2.

No modelo aqui proposto, os nós se movem em um espaço 2D que possui lados dim_x e dim_y que serão iguais neste trabalho sem perda de generalidade. A área em que os nós se movem é, logicamente, dividida em uma grade quadrada de $C \times C$ células.

As células dessa grade são utilizadas para definir 3 (três) tipos de locais: i) *Célula Casa*; ii) *Células de Vizinhança*; iii) *Células de Visitaçao*. Cada nó que representa um humano possui uma visão do ambiente, pois cada nó tem uma célula que apresenta sua “casa”. Adicionalmente, existem as células de vizinhança que estão a uma distância máxima de Viz_{lim} (medido em número de células) da

Tabela 2: Tabela de Parâmetros do Modelo de Mobilidade

Parâmetro	Valor
N (quantidade de nós)	200
Duração	3 dias
Velocidade	0.5 m/s to 1.41 m/s
dim_x e dim_y	4000 m
Número de células por lado (C)	100
Viz_{lim}	15
α	0.8
Loc	20
Duração da visita	1 s to 300 s
Raio de Comunicação	100 m
Probabilidade de retorno a casa	70 %

célula casa do nó. As demais células são consideradas distantes e, por isso, serão aqui nomeadas de células de visitaçao.

Quando um nó humano é criado, uma célula aleatória e um ponto também aleatório são escolhidos para representar a sua “casa”, isto é, um local para o qual o nó eventualmente retornará e onde poderá coletar ou deixar objetos IoT que não levará consigo durante a fase de movimentação.

$$peso_i(C) = \alpha \cdot \delta(Casa_i, P) + (1 - \alpha) \cdot pop_i(C) \quad (1)$$

Cada nó i , na simulação, possui sua própria visão do espaço. E utiliza a Equação 1 para atribuir peso às células do espaço simulado.

- $\delta(casa, P)$ é a distância Euclidiana entre a posição da “casa” do nó e um ponto (dentro de uma célula) no espaço simulado.
- $pop_i(C)$ se refere a popularidade da célula C para o nó i . Este valor indica o número de nós encontrados (aqueles que estiveram no raio de comunicação) quando i visitou a célula C . Esse valor é atualizado cada vez que o nó em questão vai à célula C .
- α é uma constante entre $[0, 1]$. O valor de α afeta a escolha do próximo destino. Um α grande favorece destinos próximos à “casa” do nó, enquanto um α pequeno favorece destinos populares distantes da “casa” do nó.

Para finalizar a fase de configuração, o nó deve escolher uma quantidade Loc de localidades no espaço simulado, que serão as localidades que o nó poderá visitar durante a simulação.

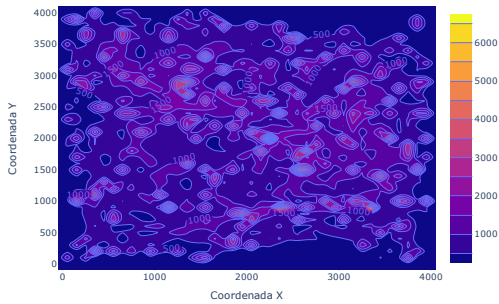
3.4 Fase de movimento

Após a fase inicial de configuração do ambiente é dado início à fase de movimento. Na etapa inicial, é necessário selecionar os objetos que serão “transportados” juntamente com o nó que representa o ser humano e os que não serão. A cada vez que o nó humano retorna à sua casa, essa decisão é tomada novamente. Existe um parâmetro que governa a probabilidade de retorno do nó a sua casa (vide Tabela 2). Esse procedimento de tomada de decisões segue as premissas indicadas na Seção 3, onde alguns objetos IoT seguem o movimento humano e outros não em suas trajetórias.

Definimos três grupos de mobilidade dos objetos: i) *Baixa*; ii) *Moderada*; iii) *Alta*. Para cada grupo, associamos os objetos e probabilidades de mobilidade. A intuição é que existem objetos que pouco se movem junto aos humanos (ex.: geladeira, fogão), outros objetos se movem moderadamente (ex.: notebook, tablet), enquanto que

Tabela 3: Grupos de Mobilidade

Dispositivos	Mobilidade	Prob. Mobilidade
Smart-Phone/Watch	Alta	95%
Tablet/Laptop	Moderada	50%
SmartTV/Console	Baixa	1%

**Figura 4: Análise espacial: Densidade**

outros quase sempre se movem com os humanos (ex.: smartphone, smartwatch). A Tabela 3 apresenta os objetos, seu grupo e a probabilidade associada a mobilidade do grupo usadas neste trabalho. Para efeitos de decisão de “levar” ou “não-levar” consigo um objeto, nosso algoritmo sorteia um número (segundo uma distribuição uniforme $(0,1)$) e verifica-se o valor com a probabilidade de mobilidade dos objetos, levando-os ou deixando-os de acordo.

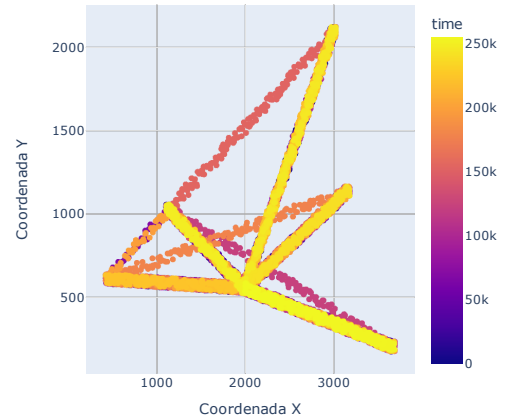
Para cada nó, escolhe-se um conjunto de células de interesse que, potencialmente, podem ser visitadas (células de destino). Estas células são limitadas pelo parâmetro *Loc*. Dentro de cada célula escolhida, o nó pode escolher um ponto aleatório a ser visitado. Não há limite de retornos às células já visitadas. A seleção do próximo ponto de destino para cada nó é realizada com base no peso atribuído a cada célula, conforme descrito na Equação 1. Adicionalmente, é definida a duração da visita (Tabela 2).

Nesta implementação, os nós se deslocam em linha reta de um local para outro a uma velocidade constante, que é selecionada dentro de um intervalo predefinido (consulte a Tabela 2). Ao chegar ao seu destino, há uma pausa na movimentação durante o período aleatório em intervalo pré-definido. Ao chegar no destino, a presença de outras entidades nesse local é contabilizada e o peso da célula é ajustado conforme Equação 1, dado que quanto mais entidades vistas, maior a popularidade de uma célula.

Há outros critérios considerados durante a simulação que, combinados com os parâmetros citados anteriormente, determinam a forma que a entidade se moverá pelo ambiente e fará conexões com outras. Os detalhes, comentários e parâmetros podem ser encontrados no repositório¹.

4 AVALIAÇÃO

Avaliamos o modelo de mobilidade proposto em três aspectos: espacial, temporal e social. No aspecto espacial avaliamos a densidade

**Figura 5: Análise espacial: deslocamento de um nó do tipo Smartphone.**

dos rastros dos nós no ambiente durante todo o período de simulação e a trajetória de um nó específico dentro da simulação. A densidade dos rastros mostra em quais partes do espaço simulado receberam mais visitas. A trajetória de um nó mostra individualmente os destinos de um único objeto. No aspecto temporal, avaliamos o tempo de visita, isto é, o tempo que um nó fica parado ao chegar em seu destino antes de escolher uma nova localidade para se deslocar. Finalmente, avaliamos o aspecto social através do tempo de duração dos contatos entre objetos IoT, o intervalo entre esses contatos e o número de contatos por tipo de dispositivo. Essas métricas foram escolhidas por abranger aspectos tipicamente avaliados em modelos de mobilidade, como em [29], [30] e [19].

Nas simulações, os objetos são capazes de fazer contatos com outros objetos que estão dentro do seu raio de alcance, como explicado na Sessão 3.2. Uma aresta é criada para indicar tais contatos, sendo desfeita apenas quando esses nós se movem para outra localidade e saem do raio de alcance do outro. O tempo de duração de um contato refere-se ao tempo de duração da aresta a partir de sua criação e o tempo entre contatos considera o período entre dois contatos consecutivos de uma dupla de objetos, ou seja, uma vez que a aresta foi removida, verifica-se o intervalo de tempo até a criação de outra aresta de contato entre os mesmos dois nós. O número de contatos por dispositivo analisa as arestas formadas e identifica os tipos de objetos envolvidos no contato, somando cada ocorrência de uma aresta ao número de contatos dos tipos dos dispositivos do contato em questão.

4.1 Análise Espacial

A Figura 4 apresenta a densidade espacial do experimento realizado. Considerando que os nós tendem a visitar localidades longe de sua “casa” apenas se são referência de popularidade, é natural que algumas células recebam muitas visitas. Isto comunga com a configuração realizada, isto é, com $\alpha = 0.8$, os nós têm maior

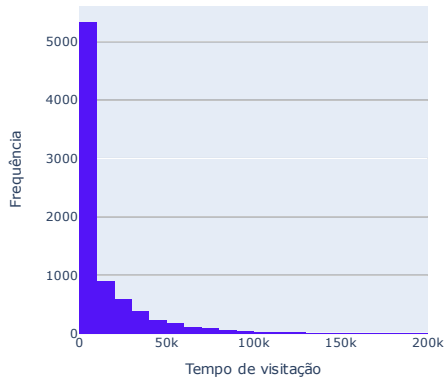


Figura 6: Tempo de visita (segundos)

probabilidade de visitarem células próximas de “casa”, visitando essas células mais distantes somente quanto são realmente populares. Na simulação feita com 200 nós e com os parâmetros da Tabela 2, a parte inferior do gráfico apresenta uma maior concentração de nós durante a simulação, o que significa que as células que abrangem essa região são consideradas células de maior peso e mais prováveis de serem escolhidas como destino.

Na Figura 5, é apresentado o padrão de movimento de um dos nós da simulação. Na imagem, as linhas representam o movimento do objeto e as cores representam o tempo de simulação. Para gerar o gráfico adicionamos um jitter que evita a sobreposição dos traços em momentos diferentes da simulação. O objeto em questão é um smartphone, que faz parte do grupo de objetos com alta mobilidade, ou seja, tem maiores chances de ser carregado com o nó humano em locais além de sua “casa” e provavelmente foi levado pelo seu nó humano na maior parte das vezes em que ele visitou alguma localidade. O smartphone é um dos objetos na simulação que reflete de melhor forma o padrão de movimento de um nó humano. Nota-se que o objeto não visitou todas as possíveis 20 células que um nó potencialmente pode visitar, isto pode ser explicado pelo α escolhido, o rastro do nó se mostra concentrado majoritariamente próximo a sua “casa”.

4.2 Análise Temporal

No âmbito temporal, o tempo de visita compreende o tempo de estadia de um nó em certa localidade. A Figura 6 ilustra a distribuição do tempo de visita, que segue uma tendência de decrescimento exponencial. Quando o nó chega a um destino escolhido, um tempo de espera é selecionado dentro de um intervalo 1 s a 300 s. Os nós costumam passar menos tempo em uma localidade de visita, mas se considerarmos a sua “casa”, existem nós que podem passar a longos períodos se moverem. Portanto, existem tempos de visita que abrangem praticamente toda a duração da simulação. Como existem tempos de estadia muito curtos e outros muito longos, o

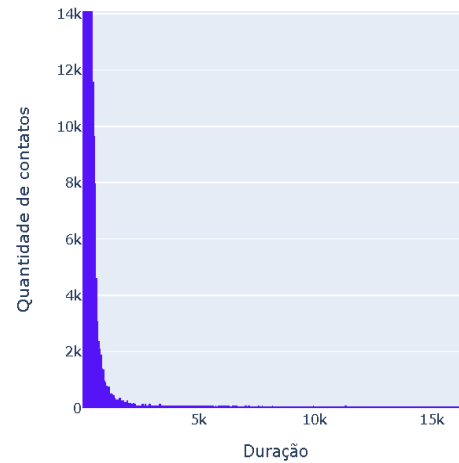


Figura 7: Duração dos contatos (segundos)

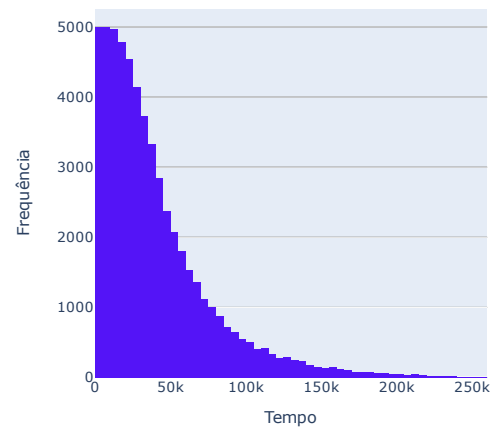


Figura 8: Tempo inter-contatos (segundos)

gráfico da função se assemelha a uma distribuição *power law* (lei de potência).

4.3 Análise Social

A duração dos contatos entre os nós da simulação é representada na Figura 7. É possível observar que contatos de menor duração são muito mais frequentes em comparação aos contatos de maior duração. Definimos como contatos aqueles encontros entre dois objetos que têm mais de 1 s de duração, essa duração foi escolhida de forma arbitrária, levando em conta que esse período é adequado para se ter comunicação entre dispositivos. Dessa forma, eliminamos eventuais encontros entre dois nós em que a aresta é criada e se desfaz rapidamente, de forma que não é viável levar esses

contatos em consideração nesta análise. Como indicado na Seção 4.2, tempos de visita curtos são mais frequentes, então dois nós que se encontram em um local, tendem a se separar em pouco tempo. No entanto, há arestas de duração muito longa que se referem aos objetos que possuem mobilidade baixa e pertencem a uma mesma vizinhança.

Ao contrário da duração dos contatos, o tempo entre os contatos mede o tempo de ausência de uma aresta. A Figura 8 apresenta a distribuição do tempo inter-contatos. O tempo entre contatos tem relação com a frequência de encontro de dois nós e não tem ligação direta com a duração de contato, porque um contato de longa duração não implica que esse contato ocorra novamente em pouco tempo. Objetos que possuem menor tempo médio entre os contatos, provavelmente pertencem a uma mesma vizinhança. A maioria dos nós não se encontram com frequência, principalmente se suas “casas” ficam fora do raio de vizinhança uma da outra, o que exige que esses nós viagem, simultaneamente, até uma localidade mais distante para criarem uma nova aresta de contato.

Na Figura 9 são apresentados os tipos de dispositivos que fizeram parte da simulação e a quantidade de contatos referente a cada categoria. Cada aresta é analisada separadamente e a sua ocorrência é registrada nas categorias dos nós responsáveis pela formação da aresta. Conforme previsto, objetos que apresentam um maior número de contatos são aqueles que pertencem a grupos de mobilidade alta ou moderada, pois esses visitam outras células onde encontrarão outros objetos. Este é o caso dos smartphones e tablets. No entanto, alguns objetos como o smartwatch, que faz parte do grupo de alta mobilidade, não registra muitos contatos, porque sua porcentagem de pertencimento é relativamente baixa. Quando um objeto apresenta baixa probabilidade de pertencimento e baixa mobilidade, então esse objeto fará poucos contatos, como é o caso do game console. Outros dispositivos se encontram em um meio termo entre as duas situações anteriores, é o caso das smartTVs e do laptop.

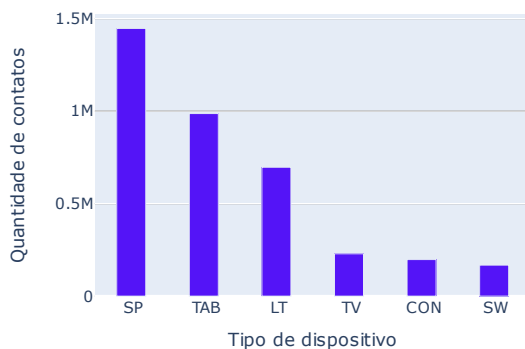


Figura 9: Número de contatos por dispositivo.

SP = Smartphone, TAB = Tablet, LT = Laptop, SW = Smartwatch, CON = Console.

5 CONCLUSÃO

Nesse artigo, apresentamos um modelo de mobilidade para objetos da IoT que, no melhor de nossos conhecimentos, é o único modelo híbrido de mobilidade. Esta classe para modelos, busca simular o padrão de movimento de seres humanos e replica esses padrões para objetos considerando seu grupo de mobilidade e sua forma de interação com o ambiente e com outras entidades ao seu redor. A nossa implementação do modelo de mobilidade para IoT é Open-Source¹ e visa reproduzir de forma acurada o modelo de mobilidade de objetos da IoT.

Avaiamos o modelo proposto frente a três aspectos: análises sociais, temporais e social. No cenário avaliado, os nós simulados apresentaram uma distribuição similar a lei de potência para o tempo inter-contatos e a duração dos contatos. Este é um resultado esperado e concorda com os indicados na literatura. Nos aspectos temporal e espacial, o comportamento foi coerente com a configuração do experimento, em que os nós tenderam a transitar mais próximos de sua casa durante a maior parte da simulação.

Como trabalhos futuros visamos enriquecer e otimizar a associação entre humanos e objetos, estressar o modelo proposto com diferentes parâmetros para produzir cenários móveis IoT diferentes e validar sua aplicabilidade.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos o apoio da CAPES, CNPq, FAPESB e PROPG/UFBA 007/2022–JOVEMPESQ e CAPES – Código de Financiamento 001.

REFERENCES

- [1] Nils Aschenbruck, Raphael Ernst, and Peter Martini. 2010. Indoor mobility modelling. In *2010 IEEE Globecom Workshops*. IEEE, 1264–1269.
- [2] Nils Aschenbruck, Elmar Gerhards-Padilla, Michael Gerharz, Matthias Frank, and Peter Martini. 2007. Modelling mobility in disaster area scenarios. In *Proceedings of the 10th ACM Symposium on Modeling, analysis, and simulation of wireless and mobile systems*. 4–12.
- [3] Nils Aschenbruck and Matthias Schwamborn. 2010. Synthetic map-based mobility traces for the performance evaluation in opportunistic networks. In *Proceedings of the Second International Workshop on Mobile Opportunistic Networking*. 143–146.
- [4] Hamid Zargari Asl, Antonio Iera, Luigi Atzori, and Giacomo Morabito. 2013. How often social objects meet each other?. In *Analysis of the properties of a social network of IoT devices based on real data Proceedings of the IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM'13) December 2013 Atlanta, Ga, USA 2804-2809*.
- [5] F. Bai, Narayanan Sadagopan, and A. Helmy. 2003. IMPORTANT: a framework to systematically analyze the Impact of Mobility on Performance of Routing Protocols for Adhoc Networks. 2 (2003), 825–835 vol.2. <https://doi.org/10.1109/INFCOM.2003.1208920>
- [6] Hugo Barbosa, Marc Barthelemy, Gourab Ghoshal, Charlotte R James, Maxime Lenormand, Thomas Louail, Ronaldo Menezes, José J Ramasco, Filippo Simini, and Marcello Tomasini. 2018. Human mobility: Models and applications. *Physics Reports* 734 (2018), 1–74.
- [7] N Bayindir and EW Paisley. 2018. Device: GlobalWebIndex’s flagship report on device ownership & usage’.
- [8] Tracy Camp, Jeff Boleng, and Vanessa Davies. 2002. A survey of mobility models for ad hoc network research. *Wireless communications and mobile computing* 2, 5 (2002), 483–502.
- [9] Ekler P de Mattos, Augusto CSA Domingues, Bruno P Santos, Heitor S Ramos, and Antonio AF Loureiro. 2022. The impact of mobility on location privacy: A perspective on smart mobility. *IEEE Systems Journal* 16, 4 (2022), 5509–5520.
- [10] Gabriel Augusto R dos Reis, Bruno P Santos, and Luiz FM Vieira. 2021. MobETX: uma métrica de roteamento ciente da mobilidade para Internet das Coisas. In *Anais do XXXIX Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos*. SBC, 364–377.
- [11] A. Ganesh, L. Massoulie, and D. Towsley. 2005. The effect of network topology on the spread of epidemics. In *Proceedings IEEE 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies.*, Vol. 2. 1455–1466 vol. 2. <https://doi.org/10.1109/INFCOM.2005.1498374>
- [12] Distributed Computing Group Group. [n. d.]. Simulator for network algorithms. <https://sinalgo.github.io/index.html>

- [13] Zygmunt J Haas. 1997. A new routing protocol for the reconfigurable wireless networks. In *Proceedings of ICUPC 97-6th International Conference on Universal Personal Communications*, Vol. 2. IEEE, 562–566.
- [14] Xiaoyan Hong, Mario Gerla, Guangyu Pei, and Chih-Chieh Chiang. 1999. A group mobility model for ad hoc wireless networks. In *Proceedings of the 2nd ACM International Workshop on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems*. ACM, 53–60.
- [15] David B Johnson and David A Maltz. 1996. Dynamic source routing in ad hoc wireless networks. *Mobile computing* (1996), 153–181.
- [16] Jamisson J. Júnior, Thiago Figueiredo, Ramon Lopes, Luiz Torres, and Bruno Santos. 2022. Utilizando aprendizado por representação para a classificação de laços sociais da IoT. In *Anais do VI Workshop de Computação Urbana* (Fortaleza). SBC, Porto Alegre, RS, Brasil, 112–125. <https://doi.org/10.5753/courb.2022.223493>
- [17] Kyunghan Lee, Seongik Hong, Seong Joon Kim, Injong Rhee, and Song Chong. 2011. SLAW: Self-similar least-action human walk. *IEEE/ACM Transactions On Networking* 20, 2 (2011), 515–529.
- [18] Ben Liang and Zygmunt J Haas. 1999. Predictive distance-based mobility management for PCS networks. In *IEEE INFOCOM'99. Conference on Computer Communications. Proceedings. Eighteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. The Future is Now (Cat. No. 99CH36320)*, Vol. 3. IEEE, 1377–1384.
- [19] Alessandro Mei and Julinda Stefa. 2009. SWIM: A simple model to generate small mobile worlds. In *IEEE INFOCOM 2009*. IEEE, 2106–2113.
- [20] Vinicius FS Mota, Felipe D Cunha, Daniel F Macedo, José MS Nogueira, and Antonio AF Loureiro. 2014. Protocols, mobility models and tools in opportunistic networks: A survey. *Computer Communications* 48 (2014), 5–19.
- [21] Aarti Munjal, Tracy Camp, and William C Navidi. 2011. Smooth: a simple way to model human mobility. In *Proceedings of the 14th ACM international conference on Modeling, analysis and simulation of wireless and mobile systems*. 351–360.
- [22] Philippe Nain, Don Towsley, Benyuan Liu, and Zhen Liu. 2005. Properties of random direction models. In *Proceedings IEEE 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies.*, Vol. 3. IEEE, 1897–1907.
- [23] Ivan O Nunes, Clayson Celes, Michael D Silva, Pedro OS Vaz de Melo, and Antonio AF Loureiro. 2017. GRM: Group Regularity Mobility Model. In *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Modelling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems*. 85–89.
- [24] Injong Rhee, Minsu Shin, Seongik Hong, Kyunghan Lee, Seong Joon Kim, and Song Chong. 2011. On the levy-walk nature of human mobility. *IEEE/ACM transactions on networking* 19, 3 (2011), 630–643.
- [25] Bardia Safaei, Aliasghar Mohammadsalehi, Kimia Talaei Khoosani, Saba Zarbaf, Amir Mahdi Hosseini Monazzah, Farzad Samie, Lars Bauer, Jörg Henkel, and Alireza Ejlali. 2020. Impacts of mobility models on RPL-based mobile IoT infrastructures: An evaluative comparison and survey. *IEEE access* 8 (2020), 167779–167829.
- [26] Miguel Sánchez and Pietro Manzoni. 2001. ANEJOS: a Java based simulator for ad hoc networks. *Future generation computer systems* 17, 5 (2001), 573–583.
- [27] Bruno P Santos, Olga Goussevskaia, Luiz FM Vieira, Marcos AM Vieira, and Antonio AF Loureiro. 2018. Mobile matrix: routing under mobility in IoT, IoMT, and social IoT. *Ad Hoc Networks* 78 (2018), 84–98.
- [28] Bruno P Santos, Lucas A Silva, CSFS Celes, João B Borges, Bruna S Peres Neto, Marcos Augusto M Vieira, Luiz Filipe M Vieira, Olga N Goussevskaia, and A Loureiro. 2016. Internet das coisas: da teoria à prática. *Minicursos SBRC-Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos* 31 (2016), 16.
- [29] Lucas N. Silva, Paulo H.L. Rettore, Vinicius F.S. Mota, and Bruno P. Santos. 2022. MobVis: A Framework for Analysis and Visualization of Mobility Traces. In *2022 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISCC55528.2022.9912988>
- [30] Fabrício R. Souza, Augusto Domingues, Pedro Melo, and Antonio Loureiro. 2018. MOCHA: Um framework para caracterização e comparação de traces de mobilidade. In *Anais do XXXVI Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos* (Campos do Jordão). SBC, Porto Alegre, RS, Brasil, 894–906. <https://doi.org/10.5753/sbrc.2018.2466>