AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO E MODELAGEM DE REDES LORAWAN EM AMBIENTES DE FLORESTA TROPICAL: UMA ABORDAGEM BASEADA EM SIMULAÇÃO E VALIDAÇÃO EMPÍRICA

Fábio Oliveira Silva

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Instrumentação e Óptica Aplicada, do Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET/RJ, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de doutor.

Orientador(a): Professor D.Sc. Felipe da Rocha Henriques (CEFET/RJ)
Coorientador(a): Professora D.Sc. Laura Silva de Assis (CEFET/RJ)

Rio de Janeiro,
Dezembro 2025

AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO E MODELAGEM DE REDES LORAWAN EM AMBIENTES DE FLORESTA TROPICAL: UMA ABORDAGEM BASEADA EM SIMULAÇÃO E VALIDAÇÃO EMPÍRICA

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Instrumentação e Óptica Aplicada, do Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET/RJ, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de doutor.

Fábio Oliveira Silva

Banca Examinadora:

Presidente, Professor D.Sc. Felipe da Rocha Henriques (CEFET/RJ) (Orientador(a))

Professora D.Sc. Laura Silva de Assis (CEFET/RJ) (Coorientador(a))

Professora D.Sc. Ana Lucia Ferreira de Barros (CEFET/RJ)

Professor D.Sc. Diego Barreto Haddad (CEFET/RJ)

Professor D.Sc. Michel Pompeu Tcheou (UERJ)

Professor D.Sc. Tadeu Nagashima Ferreira (UFF)

Rio de Janeiro,

Dezembro 2025

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central do CEFET/RJ

S168 Salles, Rebecca Pontes
Avaliação de agregação temporal na previsão da temperatura de superfície do mar do Oceano Atlântico / Rebecca Pontes Salles.—2016.
xiii, 58f. : il. (algumas color.) , grafs. , tabs. ; enc.

Projeto Final (Graduação) Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca , 2016.
Bibliografia : f. 51-58
Orientador : Eduardo Soares Ogasawara

1. Computação. 2. Precipitação (Meteorologia) – Previsão. 3. Análise de séries temporais. 4. Temperatura atmosférica. 5. Atlântico, Oceano, I. Ogasawara, Eduardo Soares (Orient.). II. Título.

CDD 004

DEDICATÓRIA

À Ada, Júlia e Artur, razões do meu esforço e alegria.

À memória de minha querida mãe, Jáciara.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, **Professor D.Sc. Felipe da Rocha**, pela orientação segura, pela compreensão nos momentos de transição e pelo exemplo de retidão. Agradeço por ter sido um mestre não apenas na academia, mas também na vida, oferecendo o suporte necessário para que este trabalho se concretizasse.

Aos professores do **PPGIO/CEFET-RJ/UFF**, pelos ensinamentos valiosos. Deixo um agradecimento especial à coordenadora do curso, **Professora D.Sc. Ana Lucia**, e ao **Professor D.Sc. Diego Barreto Haddad**, pelas contribuições valiosas e pelo incentivo ao longo desta caminhada.

Ao **Instituto Federal da Bahia (IFBA)** e aos meus colegas de trabalho, pelo suporte e pelas condições institucionais que permitiram a realização deste doutorado.

Aos meus colegas e amigos **Carlos** e **Fábio Marujo**, pelo companheirismo indispensável. As trocas de ideias, os bons momentos e o apoio mútuo tornaram a jornada do doutorado mais leve e significativa. Levo comigo a gratidão pela amizade construída entre as salas de aula e os laboratórios.

À minha família, o alicerce de todas as minhas conquistas. À minha esposa, **Ada**, pelo amor, paciência e por ser o suporte inabalável em todas as fases deste projeto. Aos meus filhos, **Júlia** e **Artur**, que são minha maior fonte de inspiração e alegria.

Ao meu pai, **Edvaldo**, e à minha irmã, **Kelle**, por estarem sempre ao meu lado. Às minhas sobrinhas, **Joana** e **Clara**, que trazem renovação e leveza aos nossos dias.

Em especial, dedico minha eterna gratidão à minha mãe, **Jáciara** (*em memória*). Embora não possa celebrar fisicamente este momento comigo, sua presença é sentida em cada valor que carrego e em cada passo que dou. Este título é, acima de tudo, um reflexo do amor e da educação que ela me proporcionou.

RESUMO

Avaliação de Desempenho e Modelagem de Redes LoRaWAN em Ambientes de Floresta Tropical: Uma Abordagem Baseada em Simulação e Validação Empírica

Este trabalho apresenta uma metodologia abrangente para modelagem, validação e simulação de redes LoRaWAN em ambientes de floresta tropical densa. Com base em extensas medições de campo realizadas no Parque Nacional da Serra dos Órgãos, Brasil, foram derivados modelos empíricos de propagação para cenários estáticos e móveis utilizando uma Regressão de Distância Ortogonal híbrida com restrição de referência Close-In (ODR+CI). Essa abordagem assegura a consistência física enquanto captura com precisão a severa atenuação e os efeitos de sombreamento impostos pela vegetação densa. Os parâmetros extraídos foram integrados ao framework de simulação FLoRaExt, permitindo a reprodução fiel do comportamento de propagação do mundo real. O modelo proposto foi validado estatisticamente por meio da análise de RMSE, demonstrando que os erros de simulação permanecem dentro da variabilidade ambiental intrínseca observada em campo. Além da validação do modelo, o estudo explora uma implantação LoRaWAN de larga escala e alta densidade para monitoramento geotécnico de encostas, destacando o papel crítico do adensamento da rede e de estratégias robustas de Taxa de Dados Adaptativa (ADR) sob condições extremas de propagação. Os resultados confirmam que a modelagem empírica realista é essencial para o dimensionamento confiável da rede e para a avaliação de desempenho em ambientes desafiadores, estabelecendo uma base sólida para o projeto avançado de sistemas LoRaWAN baseado em simulação.

Palavras-chave: Redes de Sensores Sem Fio; LoRa; Simulação; Floresta Tropical; IoT.

ABSTRACT

Performance Evaluation and Modeling of LoRaWAN Networks in Tropical Rainforest Environments: An Approach Based on Simulation and Empirical Validation

This work presents a comprehensive methodology for modeling, validating, and simulating LoRaWAN networks in dense tropical forest environments. Based on extensive field measurements conducted in the Serra dos Órgãos National Park, Brazil, empirical propagation models were derived for both static and mobile scenarios using a hybrid Orthogonal Distance Regression with Close-In reference constraint (ODR+CI). This approach ensures physical consistency while accurately capturing the severe attenuation and shadowing effects imposed by dense vegetation. The extracted parameters were integrated into the FLoRaExt simulation framework, enabling faithful reproduction of real-world propagation behavior. The proposed model was statistically validated through RMSE analysis, demonstrating that simulation errors remain within the intrinsic environmental variability observed in the field. Beyond model validation, the study explores a large-scale, high-density LoRaWAN deployment for geotechnical slope monitoring, highlighting the critical role of network densification and robust Adaptive Data Rate strategies under extreme propagation conditions. The results confirm that realistic empirical modeling is essential for reliable network dimensioning and performance assessment in challenging environments, establishing a solid foundation for advanced simulation-based design of LoRaWAN systems.

Keywords: Wireless Sensor Network; LoRa; Simulation; Tropical Forest; IoT.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Localização do experimento e protótipos: (a) passarela suspensa, (b) nós montados em postes e (c) nó montado em árvore. Adaptado de Ferreira *et al.* (2020). 27

Figura 2 – Representação do cenário estático. 27

Figura 3 – Representação do cenário móvel. 28

Figura 4 – RSSI e SNR para o cenário estático. 30

Figura 5 – RSSI e SNR para o cenário móvel. 31

Figura 6 – Perda de percurso para o cenário estático. 38

Figura 7 – Perda de percurso para o cenário móvel. 39

Figura 8 – Arquitetura simplificada dos módulos do FloRa/FloRaExt. 43

Figura 9 – Estados de operação de um radio LoRa e sua relação com o consumo de energia ao longo do tempo. 46

Figura 10 – Perda de percurso simulada para o cenário estático. 52

Figura 11 – Perda de percurso simulada para o cenário móvel. 53

Figura 12 – Mapas de calor de cobertura na área de 300×300 m. 59

Figura 13 – Impacto da Topologia de Rede e ADR na Confiabilidade: A linha de base de 4 *Gateways* falha além de 60m, enquanto a topologia otimizada de 9 *Gateways* mantém alta confiabilidade devido à redução de colisões. 60

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação entre trabalhos relacionados em redes LoRa. 23

Tabela 2 – Componentes de hardware utilizados nos nós protótipos LoRa. Adaptado de Ferreira *et al.* (2020). 28

Tabela 3 – Parâmetros de configuração LoRa. Adaptado de Ferreira *et al.* (2020). 29

Tabela 4 – Extração de Parâmetros de Canal: Comparação de Estratégias de Ajuste 35

Tabela 5 – Resultados do coeficiente de regressão (Parâmetros Selecionados: ODR + CI). 37

Tabela 6 – Sensibilidade de recepção do transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014) para diferentes Larguras de Banda (BW). Adaptado de Hope Microelectronics (2014). 48

Tabela 7 – Parâmetros de consumo de corrente do transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014). Adaptado de Hope Microelectronics (2014). 48

Tabela 8 – Consumo de corrente estimado para níveis de potência de transmissão (interpolado). Adaptado de Ferreira *et al.* (2020). 49

Tabela 9 – Especificações de *Hardware*. 57

Tabela 10 – Configuração de Rede e Transmissão. 58

Tabela 11 – Análise de Eficiência Operacional e Tempo de Vida. 61

Tabela 12 – Resultados de Convergência ADR: Adaptação Agressiva de Canal. 61

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 – Estratégia ADR Robusta (Min-SNR) Slabicki, Premsankar e Di Francesco (2018) 56

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADR	*Adaptive Data Rate* – Taxa de Dados Adaptativa
BW	*Bandwidth* – Largura de Banda
CI	*Close-in Reference Distance* – Distância de Referência *Close-in*
EPL	*Expected Path Loss* – Perda de Percurso Esperada
FLoRa	*Framework for LoRa* – Framework para LoRa
GW	*Gateway* – Estação Base (Gateway)
INET	*INET Framework* – Framework INET
LoRa	*Long Range* – Longo Alcance
LoRaWAN	*Long Range Wide Area Network* – Rede de Área Ampla de Longo Alcance
LoS	*Line-of-Sight* – Visada Direta
MAC	*Media Access Control* – Controle de Acesso ao Meio
NLOS	*Non-Line-of-Sight* – Sem Visada Direta
ODR	*Orthogonal Distance Regression* – Regressão de Distância Ortogonal
OLS	*Ordinary Least Squares* – Mínimos Quadrados Ordinários
OMNeT++	*Objective Modular Network Testbed in C++* – Ambiente Modular de Testes de Rede em C++
PDR	*Packet Delivery Ratio* – Taxa de Entrega de Pacotes
PL	*Path Loss* – Perda de Percurso
RF	*Radio Frequency* – Radiofrequência
RMSE	*Root Mean Square Error* – Raiz do Erro Quadrático Médio
RSSI	*Received Signal Strength Indicator* – Indicador de Força do Sinal Recebido
SF	*Spreading Factor* – Fator de Espalhamento
SNR	*Signal-to-Noise Ratio* – Relação Sinal-Ruído
ToA	*Time-on-Air* – Tempo de Transmissão (Tempo no Ar)

SUMÁRIO

Introdução **13**

1 Trabalhos Relacionados **19**

1.1 Estudos de propagação em redes LoRa 19

1.2 Ferramentas de simulação para redes LoRaWAN 21

1.3 Síntese dos trabalhos relacionados 22

2 Modelagem da Propagação **25**

2.1 Coleta de Dados 26

2.1.1 Cenário Experimental 26

2.1.2 Configuração Experimental 28

2.1.3 Análise de Dados 29

2.2 Modelo de Perda de Percurso 31

2.2.1 Estimação dos parâmetros do modelo 32

2.2.2 Regressão 33

2.3 Análise de Resultados 35

3 Ferramentas para Simulação **41**

3.1 Arquitetura e Módulos do FloRa/FloRaExt 42

3.1.1 Dispositivos Finais 43

3.1.2 Gateway 44

3.1.3 Servidor de Rede 44

3.1.4 Camada Física e Modelo de Propagação 44

3.1.5 Modelo de Energia 45

3.1.6 Módulo LoRaEmpiricalPathLoss 46

3.2 Parametrização do Simulador 47

3.2.1 Sensibilidade do Rádio 47

3.2.2 Consumo de Energia 48

4 Análise dos Resultados 50
4.1 Validação do Modelo de Propagação 50
4.2 Avaliação do Desempenho da Rede 54
4.2.1 Cenário de Simulação: Monitoramento de Encostas com Malha de Alta Densidade 55
4.2.2 Parâmetros de Simulação 57
4.2.3 Avaliação de Desempenho: Confiabilidade e Eficiência de Recursos 58
4.2.4 Análise de Confiabilidade e Cobertura 59
4.2.5 Eficiência Espectral e Capacidade da Rede 60
4.2.6 Estratégia de Alocação de Recursos 61
4.2.7 Consumo de Energia e Vida Útil da Rede 62

5 Conclusão e Trabalhos Futuros 63

Referências 64

Introdução

Nos últimos anos, ocorreram avanços significativos nas tecnologias de comunicação sem fio para apoiar o crescente desenvolvimento da Internet das Coisas (IoT), como a tecnologia 5G, NB-IoT, Sigfox e a expansão da internet via satélite. Mesmo com o advento dessas novas tecnologias, a relevância das redes LoRa é reforçada por pesquisas científicas recentes e pela crescente necessidade de soluções de conectividade em áreas de difícil acesso. Em Maurya *et al.* (2024), os autores destacam a capacidade do LoRa em atender aos requisitos específicos de aplicações IoT, como baixo custo, longo alcance e baixo consumo de energia, tornando-o uma opção atraente para projetos de larga escala em áreas remotas ou com infraestrutura limitada.

O trabalho apresentado por Haxhibeqiri *et al.* (2018) aprofunda-se na análise do LoRaWAN, o protocolo de comunicação do LoRa, explorando suas características técnicas e aplicações em diversos setores, como agricultura, cidades inteligentes e indústria. O estudo enfatiza a flexibilidade e escalabilidade do LoRaWAN, permitindo a criação de redes de sensores personalizadas para diferentes necessidades (Haxhibeqiri *et al.*, 2018). A eficiência dessas redes pode ser significativamente aprimorada através de estratégias avançadas de controle de topologia, como o uso de algoritmos meméticos para otimizar o consumo de energia e a área de cobertura em cenários de alta densidade (Brito *et al.*, 2022). Ferramentas de apoio ao desenvolvimento e simulação desses projetos são fundamentais.

Em Mekki *et al.* (2019), a tecnologia LoRa é comparada a outras tecnologias de redes de longa distância e baixa potência (LPWAN), como NB-IoT e Sigfox. O estudo conclui que as redes LoRa oferecem um equilíbrio ideal entre alcance, consumo de energia e custo, tornando-se uma opção atraente para projetos de IoT em larga escala, como monitoramento ambiental, rastreamento de ativos e cidades inteligentes, especialmente em áreas remotas ou de difícil acesso.

Conforme observado, a tecnologia LoRa mostra-se adequada para aplicações em ambientes desafiadores, onde a infraestrutura de comunicação tradicional pode ser inviável ou economicamente proibitiva. Ferramentas de apoio ao desenvolvimento e simulação desses projetos são fundamentais, pois permitem a avaliação prévia do

desempenho da rede sob diferentes condições e a otimização de parâmetros como o número de *gateways*, a localização dos dispositivos e a configuração dos canais de comunicação. Isso se traduz em economia de recursos, tanto na fase de projeto quanto na implantação da rede, uma vez que a simulação permite a identificação e correção de potenciais problemas antes da implementação física. Além disso, a otimização da rede por meio de simulações garante maior eficiência no consumo de energia, o que é especialmente importante em áreas remotas onde esse recurso pode ser limitado.

Neste contexto, a principal contribuição deste trabalho consiste em uma metodologia completa, compreendendo integralmente o fluxo desde a coleta e o tratamento dos dados de campo até a formulação do modelo e, por fim, a simulação e análise do comportamento da rede. Para a validação desta proposta, utiliza-se o FLoRaExt (FLORAEXT:. . . , 2025), um protótipo de *framework* de pesquisa baseado nos *frameworks* FLoRa (FLORA:. . . , 2024), INET (INET. . . , 2024) e no simulador OMNeT++ (OMNET++. . . , 2024) que atua como ferramenta de suporte para a integração e teste dos modelos desenvolvidos. Embora validada com dados empíricos coletados em uma floresta tropical densa no Parque Nacional da Serra dos Órgãos (PARNASO), esta abordagem metodológica é generalizável, podendo ser aplicada na modelagem e simulação de outros ambientes complexos. Os resultados demonstram que a integração de modelos empíricos precisos neste fluxo de trabalho eleva significativamente a confiabilidade das avaliações de desempenho da rede.

Motivação

A motivação deste estudo fundamenta-se nas dificuldades críticas associadas à simulação de redes LoRa em ambientes complexos, bem como na carência de uma metodologia robusta que integre, de forma sistemática, a coleta de dados de campo à geração de parâmetros de simulação precisos. Para endereçar essa lacuna, a proposta metodológica é atrelada a um simulador desenvolvido especificamente para atender às suas premissas técnicas, o FLoRaExt (FLORAEXT:. . . , 2025), o qual permite a transição entre os modelos empíricos derivados e a avaliação de desempenho da rede com elevado grau de confiabilidade.

Justificativa

A justificativa deste trabalho fundamenta-se na necessidade crítica de realizar simulações com elevada acurácia para o projeto de redes LoRaWAN em ambientes desafiadores, visto que a infraestrutura de comunicação tradicional nesses locais é frequentemente inviável ou proibitiva (Mekki *et al.*, 2019). Modelos de propagação simplificados mostram-se insuficientes para capturar a severa atenuação e os efeitos de sombreamento impostos pela vegetação densa, o que compromete o dimensionamento confiável da rede (Ruz-Nieto *et al.*, 2023). Nesse sentido, a proposição de uma metodologia robusta que vincule medições empíricas diretamente a um simulador desenvolvido especificamente para este fim, o FLoRaExt (FLORAEXT:. . . , 2025), torna-se essencial para elevar a precisão das predições. Tal abordagem permite a otimização de parâmetros como a localização de *gateways* e configurações de canais, resultando em economia de recursos e maior eficiência energética em projetos de monitoramento ambiental de larga escala (Haxhibeqiri *et al.*, 2018; Maurya *et al.*, 2024).

Objetivo Geral

O objetivo principal desta tese é propor e validar uma metodologia sistemática para a modelagem, simulação e análise de desempenho de redes LoRaWAN operando em ambientes complexos, representados neste estudo por florestas tropicais, buscando determinar como a integração de parâmetros empíricos derivados de medições reais eleva a confiabilidade das predições de rede em larga escala.

Objetivos Específicos

Para o alcance do objetivo geral, os seguintes objetivos específicos foram estabelecidos:

- Descrever o processo de medição em campo para a aquisição de dados reais de propagação (Ferreira *et al.*, 2020).
- Desenvolver um modelo de perda de percurso (*Path Loss*) robusto fundamentado na abordagem híbrida ODR+CI, assegurando a consistência física necessária para a validade das simulações.
- Integrar e validar os parâmetros derivados no *framework* FLoRaExt (FLORAEXT:. . . , 2025), permitindo uma transição fidedigna entre o modelo empírico e o ambiente de simulação computacional.
- Avaliar o impacto de estratégias de alocação de recursos e algoritmos de *Adaptive Data Rate* (ADR) na confiabilidade e sustentabilidade de redes LoRaWAN em cenários de monitoramento geotécnico de alta densidade (Slabicki; Premsankar; Di Francesco, 2018).

Contribuições

A maior contribuição deste trabalho é a proposta de um método de pesquisa integrado, que estabelece um *pipeline* completo de desenvolvimento. Esta abordagem percorre todas as fases críticas do projeto:

1. **Tratamento e Modelação:** Aplicação do método de Regressão de Distância Ortogonal híbrida com restrição *Close-In* (ODR+CI) para garantir a consistência física do modelo de perda de percurso (*Path Loss*).
2. **Desenvolvimento do Framework:** Implementação do simulador FLoRaExt (FLORAEXT:. . . , 2025), estendendo as capacidades do FLoRa (FLORA:. . . , 2024).
3. **Simulação e Análise Comportamental:** Avaliação da escalabilidade através da análise da Taxa de Entrega de Pacotes (PDR) e algoritmos de ADR robustos (como o *Min-SNR*) em cenários de alta densidade (Slabicki; Premsankar; Di Francesco, 2018).

Esta tese demonstra que a precisão no projeto de redes em áreas críticas depende

da adoção de um fluxo metodológico integrado, iniciando na coleta de dados empíricos e culminando na validação em ambiente de simulação.

Produções associadas a este trabalho

1. BRITO, Jorge *et al.* Memetic algorithm applied to topology control optimization of a wireless sensor network. **Wireless Networks**, v. 28, n. 7, p. 3677–3697, ago. 2022. DOI: 10.1007/s11276-022-03068-9.

   Este artigo propõe uma abordagem baseada em algoritmos meméticos para a resolução do Problema de Alocação de Sensores (SAP), focando na otimização da topologia de Redes de Sensores Sem Fio (WSN) para maximizar a cobertura e a conectividade enquanto minimiza o consumo energético dos nós. Esta fundamentação teórica em estratégias de controle de topologia e otimização multiobjetivo correlaciona-se diretamente com a presente tese, uma vez que o planejamento de redes LoRaWAN em ambientes desafiadores exige um dimensionamento preciso para superar a atenuação severa do sinal. Assim, enquanto o artigo fornece as bases para a gestão eficiente de recursos e modos de operação dos nós, esta tese aplica esses conceitos ao propor uma metodologia de simulação realista para redes de alta densidade voltadas ao monitoramento geotécnico, validando o impacto de estratégias robustas de alocação de recursos e densificação de rede em cenários reais.

Estrutura da tese

Esta tese está estruturada de forma a refletir o fluxo metodológico completo da pesquisa, sendo dividida em cinco capítulos principais após esta introdução. O Capítulo 1 aborda os trabalhos relacionados, estabelecendo uma comparação entre as ferramentas de simulação e os modelos de propagação existentes na literatura. O Capítulo 2 concentra-se na modelagem de propagação, detalhando a etapa de aquisição de dados em campo

no Parque Nacional da Serra dos Órgãos e o tratamento estatístico para a derivação do modelo empírico através da abordagem ODR+CI. No Capítulo 3, descrevem-se as ferramentas de simulação utilizadas, com foco na arquitetura do *framework* FLoRaExt e na parametrização técnica dos limiares de sensibilidade do rádio e do consumo energético. O Capítulo 4 apresenta a análise dos resultados, validando a precisão do ambiente de simulação frente aos dados empíricos e explorando a escalabilidade da rede em um cenário de alta densidade para monitoramento geotécnico de encostas. Por fim, o Capítulo 5 encerra o trabalho com as conclusões e as perspectivas para desenvolvimentos futuros.

1- Trabalhos Relacionados

Este capítulo apresenta as bases conceituais necessárias para a compreensão da propagação de sinais em redes LoRaWAN, bem como uma revisão crítica de trabalhos que utilizam ferramentas de simulação e modelos empíricos para avaliação de desempenho.

1.1- Estudos de propagação em redes LoRa

A caracterização da propagação de sinais em redes LoRa tem sido amplamente investigada na literatura devido à importância desse fenômeno para o planejamento e dimensionamento de redes LoRaWAN. A intensidade do sinal recebido, o alcance da rede e a confiabilidade da comunicação são diretamente influenciados pelas condições de propagação do ambiente, tornando essencial a obtenção de modelos que representem adequadamente o comportamento do canal.

Diversos trabalhos apresentam campanhas experimentais de medição com o objetivo de caracterizar a propagação de sinais LoRa em diferentes cenários. Em (Petajajarvi *et al.*, 2015), os autores realizaram medições em ambientes urbanos para avaliar a cobertura de redes LoRaWAN. Os resultados demonstraram que, mesmo em cenários urbanos, a tecnologia pode alcançar distâncias de vários quilômetros, dependendo da altura dos *gateways*, da presença de obstáculos e das condições de linha de visada.

Em ambientes rurais, as condições de propagação tendem a ser menos restritivas do que em áreas urbanas, porém a presença de vegetação, relevo e estruturas naturais pode influenciar significativamente a atenuação do sinal. O estudo apresentado em (Seye *et al.*, 2018) propõe um modelo empírico de perda de percurso baseado em medições realizadas em ambientes rurais, demonstrando que a densidade de vegetação e a topografia do terreno podem alterar substancialmente os parâmetros do modelo de propagação.

Outros estudos investigam a propagação de sinais LoRa em diferentes tipos de ambientes com o objetivo de comparar os parâmetros de propagação obtidos experi-

mentalmente. Em (Dieng *et al.*, 2020), os autores analisam medições realizadas em diferentes cenários ambientais e mostram que o comportamento do canal pode variar significativamente em função das características do ambiente. De maneira semelhante, o trabalho apresentado em (Masadan *et al.*, 2018) discute os efeitos da obstrução e das condições de propagação em redes LoRa, destacando a necessidade de modelos específicos para cada cenário de aplicação.

Além das medições realizadas em ambientes urbanos e rurais, alguns estudos também investigam a propagação de sinais LoRa em ambientes com vegetação densa. Em (Lima *et al.*, 2024), por exemplo, os autores analisam o impacto da vegetação na atenuação do sinal, evidenciando que ambientes com alta densidade de vegetação podem apresentar níveis elevados de perda de percurso e maior variabilidade no comportamento do canal.

Embora muitos trabalhos utilizem modelos empíricos derivados de medições experimentais, algumas abordagens buscam representar a propagação do sinal por meio de métodos determinísticos. Em (Ruz-Nieto *et al.*, 2023), os autores propõem um *framework* que combina simulação de rede com técnicas de *ray tracing* para modelar a propagação de sinais LoRa em ambientes urbanos complexos. Essa abordagem permite considerar com maior fidelidade os efeitos da geometria do ambiente, como edificações, relevo e vegetação, na intensidade do sinal recebido.

Os resultados apresentados nesses estudos demonstram que os parâmetros de propagação de redes LoRa podem variar significativamente em função do ambiente de operação. Dessa forma, a caracterização empírica do canal torna-se essencial para a obtenção de modelos de propagação representativos, capazes de fornecer parâmetros adequados para o planejamento e implantação de redes LoRaWAN.

Além do planejamento da rede, os modelos de propagação obtidos a partir dessas medições também são amplamente utilizados em ferramentas de simulação. Essas ferramentas permitem avaliar o desempenho de redes LoRaWAN em larga escala, analisando métricas como cobertura, taxa de entrega de pacotes e consumo energético antes da implantação da infraestrutura física. Nesse contexto, diversos simuladores têm sido desenvolvidos para apoiar o estudo e a avaliação de redes LoRaWAN.

1.2- Ferramentas de simulação para redes LoRaWAN

A simulação constitui uma ferramenta fundamental para projetar e avaliar redes LoRa e aplicações LoRaWAN antes de sua implantação em campo. Por meio de simuladores de rede, é possível analisar o comportamento do sistema em diferentes cenários, considerando fatores como número de dispositivos, condições de canal, interferência e mecanismos de controle de acesso ao meio.

O *framework* FLoRa, baseado no simulador OMNeT++, é apresentado em (Slabicki; Premsankar; Di Francesco, 2018). O FLoRa inclui módulos que implementam a camada física LoRa, o protocolo MAC LoRaWAN e elementos de rede como *gateways* e servidores de rede. Além disso, o simulador incorpora um modelo de consumo de energia para dispositivos finais. Utilizando essa ferramenta, os autores avaliaram o desempenho do mecanismo de Taxa de Dados Adaptativa (ADR), demonstrando que, embora o ADR seja eficaz em condições estáveis de canal, seu desempenho pode degradar em ambientes com elevada variabilidade. Como resultado, foi proposto um algoritmo aprimorado denominado ADR+, que apresentou melhor confiabilidade e eficiência energética.

O FLORASAT é apresentado em Fraire *et al.* (2022). Trata-se de um simulador orientado a eventos voltado para sistemas IoT baseados em comunicação LoRa/LoRaWAN via satélite. O simulador utiliza o *framework* OMNeT++ juntamente com a extensão INET e o simulador FLoRa como base para a implementação da pilha de protocolos. O FLORASAT foi adaptado para suportar cenários de IoT via satélite, nos quais dispositivos finais se comunicam com *gateways* embarcados em satélites de órbita baixa (LEO). O simulador oferece diversas métricas de avaliação, incluindo contagem de quadros transmitidos e recebidos, rastreamento de colisões e análise de latência ponta a ponta.

Em Ruz-Nieto *et al.* (2023), é apresentado um *framework* de simulação que integra um simulador de rede, um motor tridimensional e uma ferramenta de *ray tracing* para modelar com maior fidelidade a propagação de sinais LoRaWAN em ambientes urbanos complexos. O *framework* foi desenvolvido para superar as limitações de simuladores baseados em modelos de propagação simplificados. A validação foi realizada por meio da comparação entre resultados de simulação e dados experimentais coletados na cidade de Cartagena, Espanha, demonstrando elevada precisão na previsão da intensidade do sinal.

Outro exemplo de ferramenta de simulação é apresentado em Chen *et al.* (2023), no qual os autores propõem um algoritmo de posicionamento LoRa baseado em filtro de Kalman. O algoritmo foi implementado no simulador NS3 por meio de modificações no módulo LoRaWAN existente, permitindo extrair informações de tempo de recepção nos *gateways*. Os resultados demonstraram melhorias significativas na precisão de posicionamento tanto para nós fixos quanto móveis, evidenciando o potencial da simulação para avaliação de algoritmos de localização em redes LoRa.

O LoRaWANSim, apresentado em Marini *et al.* (2021), é um simulador desenvolvido em MATLAB que integra funcionalidades das camadas física e MAC do protocolo LoRaWAN. O simulador suporta diversos recursos, incluindo comunicações de *uplink* e *downlink*, ortogonalidade imperfeita dos fatores de espalhamento, efeito de captura, operação de *gateway full/half-duplex*, interferência entre enlaces e limitações de *duty cycle*. Além disso, permite avaliar métricas como taxa de entrega de pacotes e consumo energético, sendo validado por meio da comparação com modelos analíticos e resultados experimentais.

Neste trabalho, o foco está em ferramentas de simulação que suportam o protocolo LoRaWAN e que apresentam funcionalidades compatíveis com os requisitos desta pesquisa. Uma visão mais abrangente das ferramentas de simulação utilizadas em redes LoRa pode ser encontrada em estudos de revisão apresentados em (Almuhaya *et al.*, 2022; Idris; Karunathilake; Forster, 2022; Bouras *et al.*, 2020; Marais; Abu-Mahfouz; Hancke, 2019).

1.3- Síntese dos trabalhos relacionados

Os estudos apresentados nas seções anteriores demonstram que a literatura sobre redes LoRaWAN abrange duas linhas principais de investigação: a caracterização da propagação do sinal em diferentes ambientes e o desenvolvimento de ferramentas de simulação para análise do desempenho da rede. Enquanto os estudos de propagação buscam obter parâmetros representativos do canal por meio de medições experimentais ou modelagem determinística, os simuladores de rede permitem avaliar o comportamento do sistema em larga escala considerando diferentes configurações de rede e condições

de canal.

Entretanto, muitos simuladores utilizam modelos de propagação simplificados que nem sempre representam adequadamente ambientes complexos. Por outro lado, diversos estudos de propagação produzem modelos empíricos baseados em medições de campo, mas esses resultados nem sempre são integrados diretamente em ferramentas de simulação de rede.

Dessa forma, observa-se uma lacuna na integração entre medições experimentais, modelagem do canal e simulação de redes LoRaWAN. A Tabela 1 apresenta uma síntese comparativa de alguns trabalhos representativos da literatura relacionados à caracterização da propagação de sinais LoRa e ao desenvolvimento de ferramentas de simulação para redes LoRaWAN. Observa-se que muitos estudos concentram-se na caracterização empírica do canal ou no desenvolvimento de simuladores de rede, porém poucos trabalhos integram medições experimentais, modelagem de propagação e simulação de rede em um fluxo metodológico único.

Tabela 1 – Comparação entre trabalhos relacionados em redes LoRa.

Trabalho	**Ambiente**	**Modelo de Propagação**	**Integração com Simulação**	**Ferramenta**
Petajajarvi *et al.* (2015)	Urbano	Empírico (medições)	Não	–
Seye *et al.* (2018)	Rural	Empírico (medições)	Não	–
Dieng *et al.* (2020)	Multicênario	Empírico (comparativo)	Não	–
Masadan *et al.* (2018)	Urbano	Empírico (medições)	Não	–
Ruz-Nieto *et al.* (2023)	Urbano	Determinístico (ray tracing)	Sim	Framework próprio
Slabicki, Premsankar e Di Francesco (2018)	Geral	Simplificado	Sim	FLoRa
Marini *et al.* (2021)	Geral	Analítico	Sim	LoRaWANSim
Este trabalho	Floresta tropical	Empírico (ODR+CI)	Sim	FLoRaExt

Como pode ser observado, diversos estudos investigam a propagação de sinais LoRa em diferentes ambientes ou propõem ferramentas de simulação para avaliação do desempenho da rede. Entretanto, a integração entre medições experimentais de campo, modelagem do canal de propagação e simulação de redes LoRaWAN ainda é limitada na literatura. Nesse contexto, este trabalho propõe uma metodologia integrada que

conecta essas etapas em um fluxo de pesquisa unificado. O próximo capítulo apresenta o modelo de propagação adotado neste trabalho, bem como o processo de obtenção dos parâmetros a partir de medições realizadas em ambiente de floresta tropical.

2- Modelagem da Propagação

Este capítulo apresenta o processo de modelagem da propagação utilizado neste trabalho, com base em medições empíricas realizadas em ambiente de floresta tropical densa.

Conforme discutido no Capítulo 1, modelos de propagação simplificados frequentemente não representam adequadamente ambientes complexos, como áreas de vegetação densa. Nessas condições, fenômenos como sombreamento, múltiplos percursos e absorção pela vegetação podem alterar significativamente o comportamento do canal de rádio.

Diante desse cenário, este trabalho adota uma abordagem baseada em modelagem empírica, na qual parâmetros de propagação são extraídos diretamente de medições de campo. O objetivo é obter um modelo de perda de percurso capaz de representar com maior fidelidade as condições reais de propagação observadas no ambiente experimental.

Este capítulo descreve o processo completo de obtenção do modelo, incluindo a coleta de dados em campo, o tratamento estatístico das medições e a derivação dos parâmetros do modelo utilizando a abordagem híbrida ODR+CI.

De acordo com Veluru Sai, Nithya e Rao (2017), a perda de percurso (*path loss*) é a redução na intensidade do sinal entre o transmissor e o receptor em sistemas de comunicação sem fio. Essa atenuação é causada por diversos fatores, como absorção, refração, reflexão, difração e espalhamento do sinal. A modelagem da perda de percurso é fundamental para o projeto e a otimização de redes sem fio, permitindo a determinação do número ideal de estações base, área de cobertura e outros parâmetros relevantes.

Os modelos de propagação são divididos em empíricos, determinísticos e estatísticos. Os modelos empíricos coletam dados de diversas medições e, com base nesses dados, propõem equações que representam com precisão a propagação no ambiente observado. Modelos determinísticos utilizam mapas e leis físicas de reflexão e difração para calcular a intensidade do sinal recebido em um local específico. Já os modelos estatísticos modelam o perfil do terreno como uma série de variáveis aleatórias e realizam análises probabilísticas para prever a propagação do sinal.

Neste trabalho, optou-se por modelos de propagação empíricos devido à sua

praticidade e precisão em cenários do mundo real. Esses modelos são derivados de extensas medições de campo, tornando-os mais representativos das condições reais de propagação do que modelos puramente teóricos. Além disso, suas formulações matemáticas são frequentemente mais simples do que as de modelos determinísticos, facilitando sua implementação e integração em ferramentas de planejamento e otimização de redes.

A modelagem de propagação empírica envolve a coleta de dados em locais representativos, a medição da intensidade do sinal e a análise dos dados coletados. Com base nisso, um modelo matemático é desenvolvido para descrever a relação entre a perda de percurso e os parâmetros ambientais, seguido pela validação do modelo. Estas etapas são apresentadas a seguir.

2.1- Coleta de Dados

O cenário e os dados utilizados para construir o modelo de propagação proposto neste estudo foram publicados originalmente por Ferreira *et al.* (2020).

2.1.1 Cenário Experimental

O cenário utilizado para a coleta de dados foi o PARNASO (Parque Nacional da Serra dos Órgãos), localizado no estado do Rio de Janeiro, Brasil. Com uma área de aproximadamente 20 mil hectares, o PARNASO é uma unidade de conservação federal que abriga uma vasta área de floresta tropical.

Os dados foram coletados ao longo de passarelas suspensas de madeira, utilizando dois nós protótipos portáteis e um nó fixo montado em uma árvore. A Figura 1 ilustra o local do experimento e os protótipos utilizados.

Este trabalho aborda dois cenários descritos a seguir:

A. Cenário Estático

Neste cenário, os pontos foram determinados em intervalos de 50 m a partir do nó



(a) (b) (c)

Figura 1 – Localização do experimento e protótipos: (a) passarela suspensa, (b) nós montados em postes e (c) nó montado em árvore. Adaptado de Ferreira *et al.* (2020).

receptor, prosseguindo até que não fosse mais possível receber sinais. Este cenário é ilustrado na Figura 2. A uma distância de 50 m, já não havia linha de visada (*Line of Sight* - LoS) completa. Nos pontos subsequentes, a visibilidade foi obstruída, configurando uma situação de não-linha de visada (NLoS). Este cenário é útil para observar a degradação do sinal sob as condições impostas pela floresta.

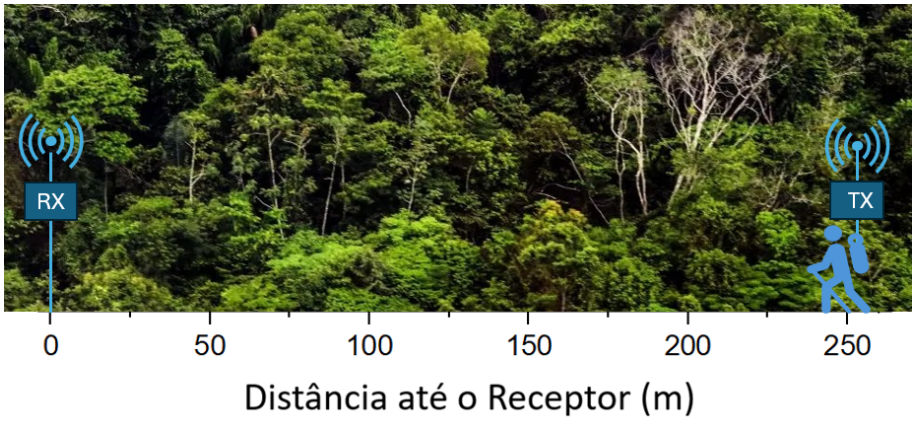


Figura 2 – Representação do cenário estático.

B. Cenário de Nó Móvel

O objetivo deste cenário é obter um número significativo de medições de RSSI e SNR

em diversos pontos da floresta densa. A Figura 3 mostra um transmissor movendo-se de uma distância de 250 m em direção ao receptor (0 m). A velocidade de deslocamento foi de 10 m/min (aprox. 0,6 km/h).

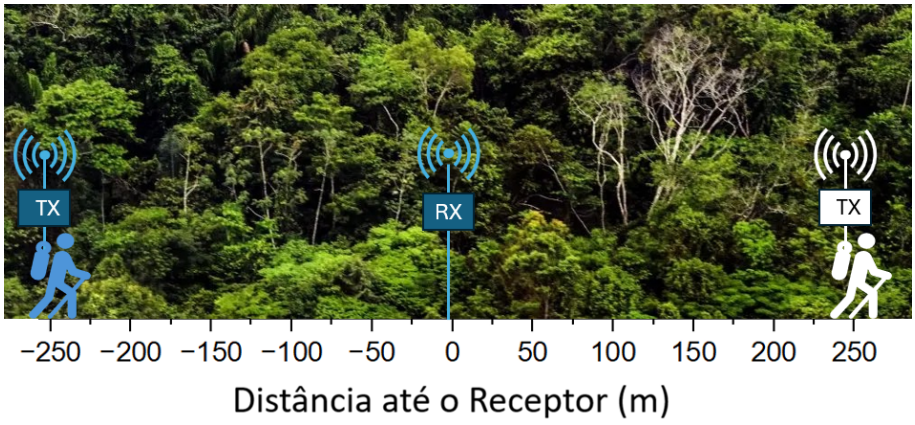


Figura 3 – Representação do cenário móvel.

2.1.2 Configuração Experimental

Para gerar e adquirir dados nos experimentos realizados nos cenários descritos, foram construídos dois protótipos. Cada um consiste em placas Arduino Uno, rádios LoRa, localizadores GPS com precisão de 2,5 m (U-blox, 2011) e sensores para coleta de dados de temperatura e umidade. A Tabela 2 resume o hardware utilizado na montagem dos protótipos.

Tabela 2 – Componentes de hardware utilizados nos nós protótipos LoRa. Adaptado de Ferreira *et al.* (2020).

Hardware	**Modelo**
Controlador	Arduino Uno R3
Interface sem fio	Dragino RF96
Antena	Monopolo 7 dBi
Receptor GPS	U-blox NEO-6M
Sensor de temperatura e umidade	DHT22

Para o canal de comunicação LoRa, utiliza-se a banda de frequência de 915 MHz, com potência de transmissão de 14 dBm. Os fatores de espalhamento (*Spreading Factors* - SF) empregados são 7, 9 e 12, em conformidade com o plano de frequência AU915-

928 adotado no Brasil. Configurações detalhadas do LoRa são fornecidas na Tabela 3. Notadamente, para o modelo de propagação neste estudo, empregou-se exclusivamente o SF 12 devido às suas capacidades de alcance estendido.

Tabela 3 – Parâmetros de configuração LoRa. Adaptado de Ferreira *et al.* (2020).

Parâmetro	**Valores**
Frequência	915 MHz
Potência de transmissão	14 dBm
Fator de espalhamento (SF)	12
Largura de banda (BW)	500 kHz
Taxa de codificação (CR)	4/5

Para o cenário estático, são realizadas 10 transmissões de uma sequência de 200 pacotes. No cenário móvel, os pacotes são enviados continuamente e o processo foi repetido 10 vezes. Em todos os cenários de recepção, cada pacote é registrado juntamente com seus dados, *timestamp* de recepção, RSSI e SNR.

2.1.3 Análise de Dados

A Figura 4 ilustra o impacto da distância e das condições de não-linha de visada (NLOS) na qualidade do sinal em um ambiente florestal. Como esperado, tanto o RSSI quanto o SNR diminuem com o aumento da distância do transmissor. A transição de LoS para NLOS aos 50 metros resulta em uma queda significativa em ambas as métricas, destacando o efeito prejudicial de obstáculos na propagação do sinal. A variabilidade na região NLOS sugere que fatores como a densidade e o tipo de vegetação influenciam diretamente a qualidade do sinal. A perda completa de sinal aos 250 metros indica o alcance máximo do transmissor sob estas condições específicas.

A Figura 5 ilustra a relação entre distância, intensidade do sinal (RSSI) e qualidade do sinal (SNR) no cenário móvel dentro da floresta densa. Os valores de RSSI apresentam altas flutuações em todas as distâncias. Isso pode ser atribuído ao ambiente de floresta densa, onde obstáculos como árvores e folhagens causam efeitos de desvanecimento multicanal (*multi-path fading*) e sombreamento (*shadowing*). Semelhante ao RSSI, o SNR também apresenta alta variabilidade, o que implica que, mesmo com um sinal

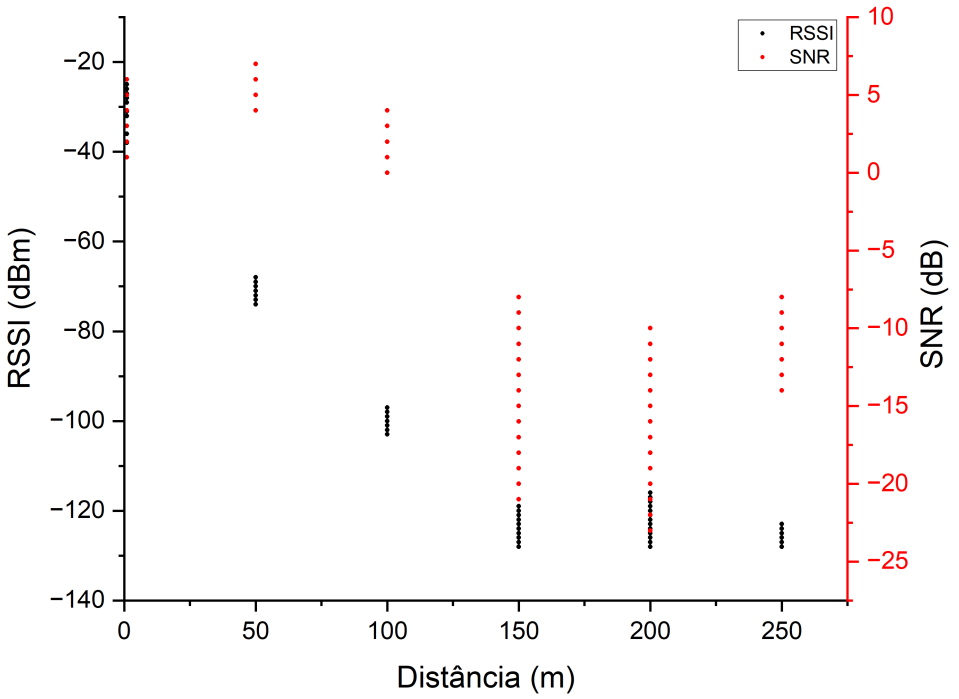


Figura 4 – RSSI e SNR para o cenário estático.

relativamente forte, a qualidade pode ser comprometida devido a fatores ambientais.

Observa-se uma tendência geral onde valores mais altos de RSSI frequentemente envolvem valores mais altos de SNR, mas a relação não é estritamente linear devido aos fatores ambientais mencionados. A dispersão dos pontos de dados sugere que, embora as redes LoRa alcancem vários quilômetros em ambientes abertos, elas não garantem longos alcances em ambientes de floresta densa, visto que, neste cenário, distâncias superiores a 100 m mal foram atingidas. À medida que o transmissor se aproxima do receptor, tanto o RSSI quanto o SNR tendem a aumentar em média, mas com flutuações consideráveis. Isso reforça a noção de que a distância desempenha um papel significativo na intensidade do sinal, mas o ambiente florestal introduz um alto grau de imprevisibilidade.

O cenário móvel fornece *insights* valiosos sobre as complexidades da comunicação sem fio em florestas densas, destacando os desafios de manter um sinal consistente e de alta qualidade em um ambiente com muitos obstáculos à propagação de sinais sem fio.

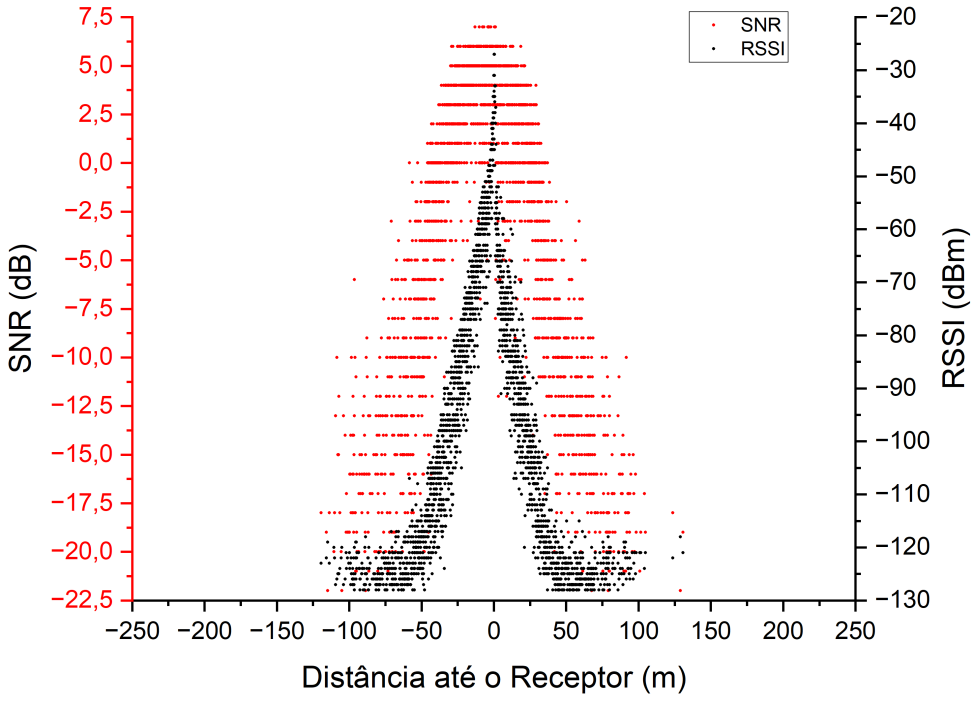


Figura 5 – RSSI e SNR para o cenário móvel.

2.2- Modelo de Perda de Percurso

Modelos de Perda de Percurso (*Path Loss* - PL) são modelos matemáticos ou empíricos utilizados para descrever a atenuação da intensidade do sinal à medida que ele se propaga através de um meio, do transmissor ao receptor. No contexto de sistemas de comunicação sem fio como LoRa, os modelos de perda de percurso são essenciais para prever a intensidade do sinal e a área de cobertura.

O modelo de perda de percurso adotado neste trabalho baseia-se na formulação logarítmica amplamente utilizada em estudos de propagação sem fio, conhecida como modelo *log-distance* (Rappaport, 2002; Goldsmith, 2005). Esse modelo, apresentado na na Equação 1, é amplamente empregado para caracterizar a atenuação média do sinal em função da distância em sistemas de comunicação sem fio.

Nesse modelo, a perda de percurso esperada é descrita como uma função logarítmica da distância entre transmissor e receptor:

$$EPL(d) = B + 10n \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (1)$$

onde B representa a perda de percurso na distância de referência d_0, n é o expoente de perda de percurso e d é a distância entre transmissor e receptor.

Para calcular a perda de percurso experimental em cada ponto, PL_{medido}, aplicou-se a equação fundamental do balanço de enlace (*link budget*), apresentada na Equação 2, que é amplamente utilizada na análise de sistemas de comunicação sem fio (Rappaport, 2002; Molisch, 2011). Essa formulação permite estimar a atenuação total do canal a partir da potência transmitida, dos ganhos das antenas e da potência efetivamente recebida.

$$PL_{\text{medido}} = P_{\text{TX}} + G_{\text{TX}} + G_{\text{RX}} - \text{RSSI} \quad (2)$$

onde P_{TX} representa a potência de transmissão efetiva, G_{TX} e G_{RX} são os ganhos das antenas do transmissor e receptor, respectivamente, e RSSI é o valor da força do sinal recebido registrado pelo rádio.

2.2.1 Estimação dos parâmetros do modelo

Com base nos trabalhos apresentados por Linka *et al.* (2018), Petajajarvi *et al.* (2015), Dieng *et al.* (2020), Masadan *et al.* (2018), Seye *et al.* (2018) e Lima *et al.* (2024), que adaptaram e analisaram diversos modelos de perda de percurso para redes LoRa, optou-se por realizar a modelagem baseada no método do Coeficiente de Regressão utilizado por Petajajarvi *et al.* (2015) e Seye *et al.* (2018), e proposto originalmente por Heino *et al.* (2010), conforme apresentado na Equação 4, visto que esta abordagem apresentou resultados precisos. No entanto, diferentemente da abordagem original apresentada em (Petajajarvi *et al.*, 2015; Seye *et al.*, 2018), que considerava a Relação Sinal-Ruído (SNR) para o cálculo de PL_{medido}, adotou-se aqui a equação fundamental do balanço de enlace para isolar a atenuação do canal, conforme mostrado na Equação 2.

Para determinar os coeficientes B e n da Equação 4, foram utilizados os dados obtidos nas medições em campo descritas na Seção 2.1. Inicialmente, para cada ponto de medição, calculou-se a perda de percurso medida (PL_{medido}) a partir da Equação 2,

utilizando os valores de potência transmitida, ganhos das antenas e o RSSI registrado pelo receptor.

Em seguida, os pares de dados formados pela distância entre transmissor e receptor (d) e pela correspondente perda de percurso medida (PL_{medido}) foram utilizados no processo de regressão para estimar os parâmetros do modelo. Nesse procedimento, a perda de percurso esperada (EPL) da Equação 4 é substituída por PL_{medido}, enquanto d representa a distância entre os nós. A distância de referência é fixada em $d_0 = 1$ m.

Substituindo a Equação 2 na Equação 1, obtém-se a relação entre os parâmetros do modelo de propagação e as medições realizadas em campo:

$$P_{\text{TX}} + G_{\text{TX}} + G_{\text{RX}} - RSSI = B + 10n \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) \tag{3}$$

Assim, o modelo utilizado para o ajuste de regressão pode ser expresso como:

$$PL_{\text{medido}} = B + 10n \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) + \sigma \tag{4}$$

Para calcular o desvio padrão (σ) do sombreamento (*shadow fading*), utiliza-se a Equação 5, que descreve o desvio entre a perda de percurso medida (PL_{medido}) e a perda de percurso esperada (EPL) prevista pelo modelo.

$$\sigma = \text{std}(PL_{\text{medido}} - EPL) \tag{5}$$

2.2.2 Regressão

A estimação dos parâmetros do modelo de perda de percurso foi realizada por meio de técnicas de regressão aplicadas aos pares de dados (d, PL_{medido}) obtidos a partir das medições descritas na Seção 2.1. O objetivo desse processo é determinar os coeficientes do modelo log-distance apresentado na Equação 4.

Inicialmente, aplicou-se o método de Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares* – OLS), amplamente utilizado em estudos de modelagem de propagação. Nesse método, o ajuste do modelo é obtido minimizando a soma dos quadrados dos resíduos verticais entre os valores observados de perda de percurso e os valores previstos

pelo modelo.

Os resultados obtidos com OLS indicaram limitações na qualidade do ajuste. No cenário estático, o método estimou um intercepto $PL(d_0) = 48,50$ dB e um expoente de perda de percurso $n = 4,20$, com desvio padrão elevado ($\sigma = 16,92$ dB) e coeficiente de determinação $R^2 = 0,894$. Esse valor de desvio padrão indica grande dispersão dos dados em relação ao modelo ajustado.

No cenário móvel, embora o desvio padrão tenha sido menor ($\sigma = 10,48$ dB), o coeficiente de determinação ($R^2 = 0,813$) indicou apenas uma correlação moderada entre os dados medidos e o modelo, reforçando as limitações do método OLS para o conjunto de dados analisado.

Diante desses resultados, investigou-se o uso da Regressão de Distância Ortogonal (*Orthogonal Distance Regression* – ODR), que considera incertezas tanto na variável dependente quanto na variável independente. A aplicação do ODR resultou em melhorias significativas nos indicadores estatísticos de ajuste.

No cenário estático, o método apresentou um coeficiente de determinação elevado ($R^2 = 0,994$) e redução significativa do desvio padrão ($\sigma = 7,44$ dB). No entanto, o intercepto estimado foi $PL(d_0) = -17,83$ dB, o que implica em valores negativos de perda de percurso na distância de referência.

Esse resultado é fisicamente impossível, uma vez que a propagação do sinal sempre envolve perda de potência. Além disso, esse comportamento pode introduzir distorções significativas em simulações de rede, especialmente para nós localizados próximos ao gateway, onde o modelo passaria a indicar ganho de sinal em vez de atenuação.

Situação semelhante foi observada no cenário móvel. Embora o método tenha apresentado bom desempenho estatístico ($R^2 = 0,973$ e $\sigma = 5,74$ dB), o intercepto estimado foi $PL(d_0) = 44,61$ dB, significativamente inferior ao valor medido empiricamente ($72,86$ dB). Como consequência, o expoente de perda de percurso foi superestimado ($n = 5,91$), caracterizando um ajuste estatisticamente forte, porém fisicamente inconsistente.

Diante dessas limitações, o modelo *Close-In* (CI) foi introduzido com o objetivo de preservar os bons resultados estatísticos obtidos com o método ODR, ao mesmo tempo em que garante a consistência física do modelo de propagação.

Ao fixar o intercepto $PL(d_0)$ com base nos valores medidos empiricamente na distância de referência $d_0 = 1$ m, evita-se a ocorrência de valores fisicamente inconsisten-

tes de perda de percurso, especialmente em regiões próximas ao gateway.

A aplicação da abordagem ODR+CI resultou em parâmetros fisicamente consistentes para ambos os cenários analisados. No cenário estático, foram obtidos $PL(d_0) = 54,57$ dB, $n = 3,95$ e $\sigma = 11,89$ dB, com coeficiente de determinação $R^2 = 0,984$. No cenário móvel, os parâmetros estimados foram $PL(d_0) = 72,86$ dB, $n = 4,23$ e $\sigma = 6,61$ dB, com $R^2 = 0,964$.

Embora o coeficiente de determinação seja ligeiramente inferior ao obtido pelo ODR sem restrições, a abordagem ODR+CI garante a consistência física do modelo e evita distorções na simulação de nós próximos ao gateway, tornando os parâmetros estimados mais adequados para uso em simulações.

A comparação quantitativa entre as diferentes estratégias de ajuste (OLS, ODR e ODR+CI) é apresentada na seção seguinte.

2.3- Análise de Resultados

A estimação dos parâmetros do modelo de perda de percurso foi realizada por meio de diferentes estratégias de regressão, com o objetivo de avaliar tanto a qualidade estatística do ajuste quanto a consistência física dos parâmetros obtidos. A Tabela 4 apresenta uma comparação quantitativa dos métodos investigados, considerando os cenários estático e móvel.

Tabela 4 – Extração de Parâmetros de Canal: Comparação de Estratégias de Ajuste

Cenário	**Método**	$PL(d_0)$ **[dB]**	n	σ **[dB]**	R^2
Estático	OLS (Sem restrição)	48,50	4,20	16,92	0,894
	ODR (Sem restrição)	-17,83	7,36	7,44	0,994
	ODR + CI (Proposto)	**54,57**	**3,95**	**11,89**	**0,984**
Móvel	OLS (Sem restrição)	62,22	4,69	10,48	0,813
	ODR (Sem restrição)	44,61	5,91	5,74	0,973
	ODR + CI (Proposto)	**72,86**	**4,23**	**6,61**	**0,964**

Nota: OLS (*Ordinary Least Squares*) minimiza erros apenas na potência recebida. ODR (*Orthogonal Distance Regression*) minimiza erros tanto na distância quanto na potência. CI (*Close-in*) fixa o intercepto em medições físicas ($d_0 = 1$m) para garantir consistência.

Inicialmente, aplicou-se o método de Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares* – OLS). No cenário estático, o método resultou em um intercepto $PL(d_0) =$

$48,50$ dB e um expoente de perda de percurso $n = 4,20$, com desvio padrão elevado ($\sigma = 16,92$ dB) e coeficiente de determinação $R^2 = 0,894$. No cenário móvel, os valores obtidos foram $PL(d_0) = 62,22$ dB, $n = 4,69$, $\sigma = 10,48$ dB e $R^2 = 0,813$. Esses resultados indicam que, embora o modelo apresente um comportamento coerente, o erro associado é elevado, especialmente no cenário estático, comprometendo a representação precisa da variabilidade do canal.

Na sequência, avaliou-se o método de Regressão de Distância Ortogonal (*Orthogonal Distance Regression* – ODR), que considera incertezas tanto na variável dependente quanto na independente. Os resultados indicaram uma melhora significativa nos indicadores estatísticos de ajuste. No cenário estático, obteve-se $R^2 = 0,994$ e $\sigma = 7,44$ dB, enquanto no cenário móvel foram observados $R^2 = 0,973$ e $\sigma = 5,74$ dB.

Apesar do excelente desempenho estatístico, os parâmetros obtidos pelo ODR sem restrições apresentaram inconsistências físicas relevantes. No cenário estático, o intercepto estimado foi $PL(d_0) = -17,83$ dB, o que implica valores negativos de perda de percurso na distância de referência. No cenário móvel, o valor estimado foi $PL(d_0) = 44,61$ dB, significativamente inferior ao valor medido empiricamente ($72,86$ dB), resultando em um expoente de perda de percurso artificialmente elevado ($n = 5,91$).

Mesmo que tais inconsistências ocorram predominantemente em regiões próximas ao gateway, elas são fisicamente inaceitáveis, pois implicam ganho de sinal em um meio onde apenas perdas deveriam ocorrer. Além disso, esse comportamento pode introduzir distorções significativas em simulações de rede, afetando principalmente a avaliação de nós localizados a curtas distâncias do receptor.

Esses resultados evidenciam que um elevado coeficiente de determinação (R^2), por si só, não garante a validade física do modelo de propagação, sendo necessário considerar simultaneamente critérios estatísticos e físicos na escolha do método de ajuste.

Para contornar essas limitações, adotou-se uma abordagem híbrida combinando o método ODR com o modelo de distância de referência *Close-In* (CI). Nessa estratégia, o intercepto $PL(d_0)$ é fixado com base nos valores medidos empiricamente na distância de referência $d_0 = 1$ m, enquanto o algoritmo de regressão é utilizado para estimar o expoente de perda de percurso.

A aplicação do método ODR+CI resultou em parâmetros fisicamente consistentes para ambos os cenários analisados. No cenário estático, foram obtidos $PL(d_0) = 54,57$

dB, $n = 3,95$ e $\sigma = 11,89$ dB, com coeficiente de determinação $R^2 = 0,984$. No cenário móvel, os valores estimados foram $PL(d_0) = 72,86$ dB, $n = 4,23$ e $\sigma = 6,61$ dB, com $R^2 = 0,964$.

Embora o coeficiente de determinação seja ligeiramente inferior ao obtido pelo ODR sem restrições, a abordagem proposta garante a consistência física do modelo, evitando valores irreais de perda de percurso e tornando os parâmetros adequados para uso em simulações de redes LoRaWAN.

Com base na análise comparativa, a Tabela 5 apresenta os parâmetros definitivos adotados para o modelo de canal neste trabalho. A seleção desses valores segue a abordagem híbrida (ODR + CI), priorizando a consistência física necessária para simulações subsequentes, conforme discutido anteriormente. Nota-se que os interceptos (B) refletem as medições empíricas, enquanto os expoentes (n) e os desvios padrão (σ) capturam as características específicas de atenuação e sombreamento de cada cenário.

Tabela 5 – Resultados do coeficiente de regressão (Parâmetros Selecionados: ODR + CI).

Parâmetro	**Cenário Estático**	**Cenário Móvel**
B [dB]	54,57	72,86
n	3,95	4,23
σ [dB]	11,89	6,61
d_0 [m]	1	1

Nota: Valores obtidos utilizando a Regressão de Distância Ortogonal (ODR) com restrição de referência *Close-in* (CI) para garantir a validade física.

Ao substituir os parâmetros obtidos na Tabela 5 na Equação 1, derivam-se as leis de predição específicas para os cenários de coleta de dados estático (Equação 6) e móvel (Equação 7). Estas equações definem as curvas de Perda de Percurso Esperada (*Expected Path Loss* - EPL), que são analisadas visualmente nas figuras a seguir:

$$PL_{\text{estático}}(d) = 54{,}57 + 10 \cdot 3{,}95 \cdot \log_{10}(d) + \mathcal{X}_\sigma, \quad \mathcal{X}_\sigma \sim \mathcal{N}(0, 11{,}89^2) \tag{6}$$

$$PL_{\text{móvel}}(d) = 72{,}86 + 10 \cdot 4{,}23 \cdot \log_{10}(d) + \mathcal{X}_\sigma, \quad \mathcal{X}_\sigma \sim \mathcal{N}(0, 6{,}61^2) \tag{7}$$

A Figura 6 apresenta o comportamento da perda de percurso para o cenário

estático. Neste gráfico, os pontos pretos representam as medições empíricas coletadas em intervalos de distância discretos, enquanto a linha sólida ilustra a curva EPL ajustada pelo método ODR+CI. O destaque desta análise reside na significativa dispersão vertical dos dados ($\sigma \approx 11,89$ dB), que reflete a heterogeneidade estrutural da floresta. Para uma distância fixa, o sinal está sujeito a condições de propagação opostas: enquanto alguns pacotes de dados se beneficiam de pequenas clareiras ou lacunas na vegetação (sofrendo menor atenuação), outros encontram bloqueios diretos por troncos grossos e folhagem densa. Este contraste entre áreas abertas e obstáculos massivos explica a ampla faixa de variação observada em torno da média prevista.

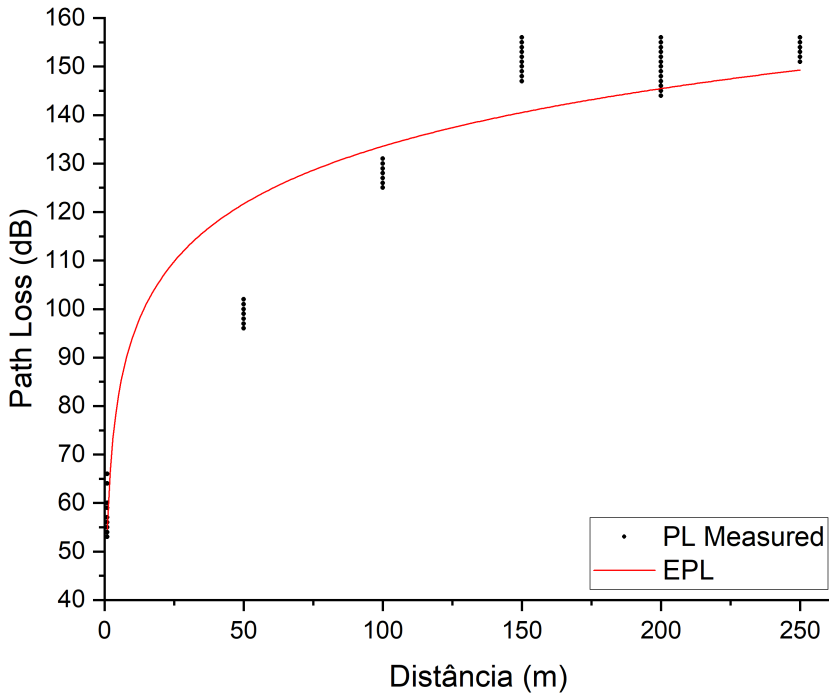


Figura 6 – Perda de percurso para o cenário estático.

A Figura 7, por sua vez, ilustra a perda de percurso para o cenário móvel. Diferente do caso anterior, a coleta de dados ocorreu de forma contínua, cobrindo trajetos de -250 m a 250 m, com o *gateway* posicionado ao centro. O deslocamento foi realizado em diversas direções, sempre cruzando a posição do receptor, o que proporcionou uma varredura espacial abrangente e multidirecional do ambiente.

O modelo ajustado demonstra forte aderência a essa nuvem de dados empíricos. Nota-se que, embora o movimento e a variedade de ângulos de visada introduzam maior

complexidade à amostragem, o desvio padrão obtido ($\sigma \approx 6,61$ dB) aponta para uma consistência na predição. A ”nuvem”contínua de dados reforça que, apesar das variações pontuais no terreno em diferentes direções, o decaimento logarítmico médio permanece robusto ao longo do trajeto dinâmico.

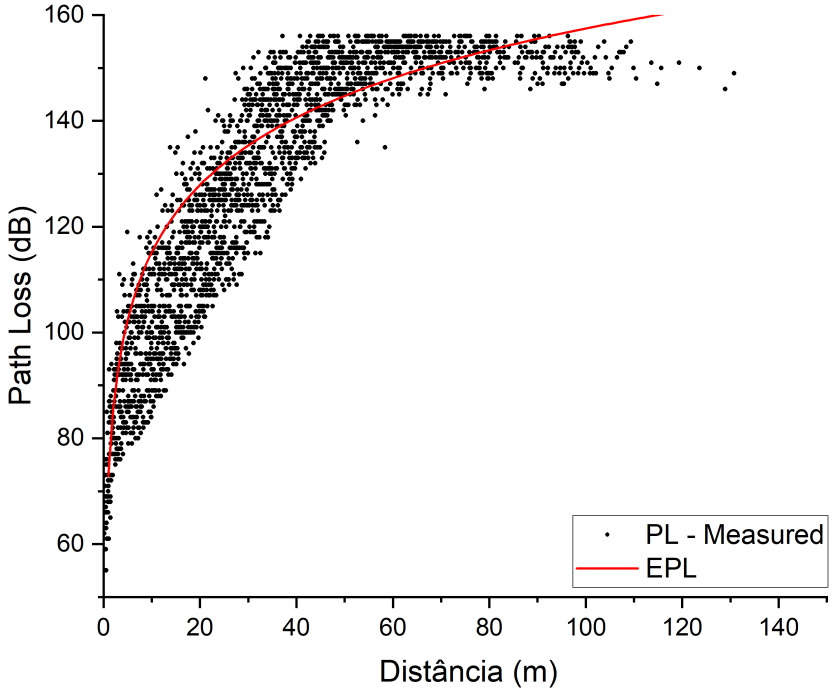


Figura 7 – Perda de percurso para o cenário móvel.

A comparação entre os cenários estático e móvel destaca comportamentos de propagação distintos. Embora o cenário móvel apresente um expoente de perda de percurso ligeiramente superior ($n = 4,23$), indicando uma atenuação média mais forte, ele exibe um desvio padrão menor ($\sigma = 6,61$ dB) em comparação ao caso estático ($\sigma = 11,89$ dB). Este resultado sugere que a amostragem espacial contínua, inerente às medições móveis, provoca um efeito de suavização nas condições de sombreamento localizado, reduzindo a variabilidade geral em torno da perda de percurso média.

Em contraste, as medições estáticas, obtidas em locais fixos e discretos, são mais fortemente influenciadas por características ambientais locais, como a densidade da vegetação e obstruções imediatas, o que contribui para a maior dispersão observada no modelo estático. Consequentemente, enquanto o cenário estático captura variações locais pronunciadas, o cenário móvel fornece uma caracterização estatisticamente mais estável

do canal de propagação. Portanto, para garantir uma avaliação de rede conservadora e robusta, os parâmetros derivados do cenário móvel foram selecionados para a simulação de predição, que será realizada após a validação do modelo apresentada na próxima seção.

3- Ferramentas para Simulação

Para a simulação dos modelos de perda de percurso propostos, foi desenvolvida uma extensão inicial, denominada FloRaExt, com o objetivo de permitir a utilização direta dos modelos de propagação obtidos neste trabalho no ambiente de simulação.

O FloRaExt foi concebido como um mecanismo de integração entre os parâmetros derivados experimentalmente e sua aplicação em cenários de rede, preservando as funcionalidades originais do framework FloRa.

Dessa forma, os parâmetros utilizados na simulação refletem diretamente o comportamento observado no ambiente analisado, permitindo uma avaliação mais representativa do sistema.

O FloRaExt utiliza os módulos originais do FloRa para a modelagem dos dispositivos, gateways, protocolos de comunicação e do modelo de consumo de energia, mantendo as funcionalidades já consolidadas do framework. Entretanto, para garantir a consistência com a metodologia adotada neste trabalho, foi necessário adaptar o modelo de propagação.

Para isso, foi desenvolvido o módulo *LoRaEmpiricalPathLoss*, responsável por integrar ao simulador os modelos de perda de percurso obtidos no Capítulo 2, permitindo sua utilização direta nas simulações realizadas.

Embora melhorias adicionais, como o refinamento do modelo de energia, da camada MAC e dos mecanismos de configuração de parâmetros físicos, possam contribuir para uma representação mais precisa do sistema, tais aspectos estão fora do escopo desta tese e são indicados como trabalhos futuros.

Adicionalmente, o FloRaExt foi desenvolvido como uma base para evoluções futuras, nas quais se pretende ampliar a integração entre os modelos físicos e os mecanismos de simulação, incluindo aspectos relacionados ao modelo de energia, à configuração de parâmetros de comunicação e ao comportamento da camada MAC.

Com base nessa integração, torna-se necessário compreender como os modelos são incorporados ao ambiente de simulação. Assim, na seção seguinte, é apresentada a arquitetura do simulador, com foco nos módulos responsáveis pela representação dos elementos da rede e pela execução das simulações.

LoRaEmpiricalPathLoss, desenvolvido no FloRaExt, responsável pela incorporação dos modelos empíricos desenvolvidos neste trabalho ao simulador.

3.1- Arquitetura e Módulos do FloRa/FloRaExt

O framework FloRa é utilizado para a simulação de redes LoRaWAN no ambiente do simulador *OMNeT++*, sendo construído sobre o *INET Framework*, que fornece os principais componentes para modelagem de redes, incluindo comunicação, mobilidade e consumo de energia.

A arquitetura do FloRa segue o paradigma de simulação orientada a eventos discretos, no qual cada elemento da rede é representado por um módulo independente. Esses módulos interagem por meio da troca de mensagens, permitindo a modelagem do comportamento temporal da rede.

Nesta seção, os componentes da rede LoRaWAN são descritos a partir de sua representação no simulador. Cada elemento é modelado como um módulo no OMNeT++, com comportamentos e interfaces definidos pela arquitetura do FloRa.

Dessa forma, a descrição apresentada não se refere diretamente à implementação física da rede, mas à forma como esses elementos são abstraídos e representados no ambiente de simulação, permitindo a análise do comportamento da rede por meio de eventos discretos.

A Figura 8 apresenta uma visão geral dos principais módulos envolvidos na simulação de uma rede LoRaWAN.

A partir dessa estrutura, cada elemento da rede LoRaWAN é representado por módulos específicos, responsáveis por abstrair seu comportamento no simulador. A seguir, são detalhados os principais componentes dessa arquitetura.

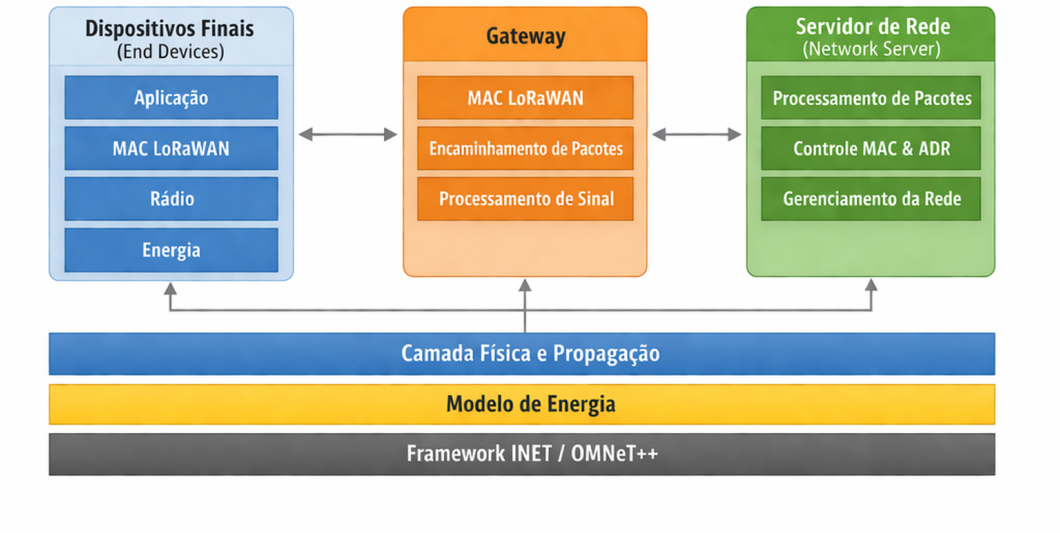


Figura 8 – Arquitetura simplificada dos módulos do FloRa/FloRaExt.

3.1.1 Dispositivos Finais

No ambiente de simulação, os dispositivos finais são representados por módulos que abstraem o comportamento dos nós sensores da rede LoRaWAN. Esses módulos integram componentes responsáveis pela geração de dados, controle de comunicação, operação do rádio e modelagem do consumo energético.

A camada de aplicação é responsável pela geração dos dados, enquanto o módulo MAC LoRaWAN implementa os mecanismos de acesso ao meio, incluindo controle de transmissões e adaptação de taxa de dados. O módulo de rádio realiza a interface com a camada física do simulador, sendo diretamente influenciado pelo modelo de propagação adotado.

Além disso, cada dispositivo incorpora um modelo de energia, que permite simular o consumo ao longo do tempo em diferentes estados de operação, como transmissão, recepção e modo ocioso.

3.1.2 Gateway

No simulador, o gateway é implementado como um módulo responsável pela recepção e processamento dos sinais provenientes dos dispositivos finais. Esse módulo abstrai o comportamento de um gateway LoRaWAN, incluindo a recepção simultânea de múltiplos sinais e o encaminhamento dos pacotes ao servidor de rede.

O gateway incorpora um módulo MAC LoRaWAN responsável por operações como filtragem e deduplicação de pacotes. A avaliação das condições de recepção é realizada na camada física do simulador, sendo diretamente dependente do modelo de propagação adotado.

3.1.3 Servidor de Rede

O servidor de rede é representado no ambiente de simulação como um módulo responsável pelo gerenciamento global da comunicação entre os dispositivos e a rede. Esse módulo abstrai as funções do servidor LoRaWAN, incluindo o processamento de pacotes recebidos pelos gateways e a tomada de decisões relacionadas à comunicação.

Entre suas funções estão o controle de parâmetros de transmissão e a execução de mecanismos de adaptação de taxa de dados (ADR), influenciando diretamente o comportamento da rede simulada.

3.1.4 Camada Física e Modelo de Propagação

A camada física é modelada por meio de componentes do simulador responsáveis por representar a transmissão, recepção e atenuação dos sinais de rádio no ambiente virtual.

Nesse nível, são considerados parâmetros como potência de transmissão, sensibilidade do receptor e interferência entre sinais. O modelo de propagação exerce papel

central nesse processo, sendo responsável pelo cálculo da perda de percurso entre transmissor e receptor.

Dessa forma, o modelo de propagação influencia diretamente a potência recebida e, consequentemente, a probabilidade de sucesso na recepção dos pacotes, impactando métricas como cobertura, taxa de entrega e desempenho geral da rede.

3.1.5 Modelo de Energia

O modelo de energia, herdado do framework INET, é representado no simulador por módulos responsáveis por estimar o consumo energético dos dispositivos ao longo do tempo.

Esse modelo considera diferentes estados de operação, como transmissão, recepção, modo ocioso e baixo consumo (*sleep*), sendo cada um associado a um nível específico de potência consumida. Os valores de potência em cada estado são definidos a partir das configurações do módulo de rádio, inseridas nos parâmetros da simulação, permitindo representar diferentes características de hardware.

A Figura 9 ilustra os diferentes estados de operação de um rádio LoRa e sua relação com o consumo de energia ao longo do tempo. No ambiente de simulação, o consumo energético é modelado a partir da transição entre esses estados, resultando em variações de potência ao longo do tempo.

Durante o estado de transmissão, o dispositivo apresenta o maior consumo de energia, devido à operação do rádio em níveis elevados de potência para envio de pacotes. Esse comportamento é caracterizado por picos de consumo ao longo do tempo. No estado de recepção, o consumo é inferior ao da transmissão, porém ainda significativo, uma vez que o rádio permanece ativo para detecção e decodificação dos sinais durante esse período.

No estado ocioso, o dispositivo mantém seus componentes ativos, porém sem transmissão ou recepção de dados, resultando em consumo reduzido. Por fim, no estado de baixo consumo (*sleep*), há a desativação de grande parte dos componentes, atingindo níveis mínimos de consumo energético.

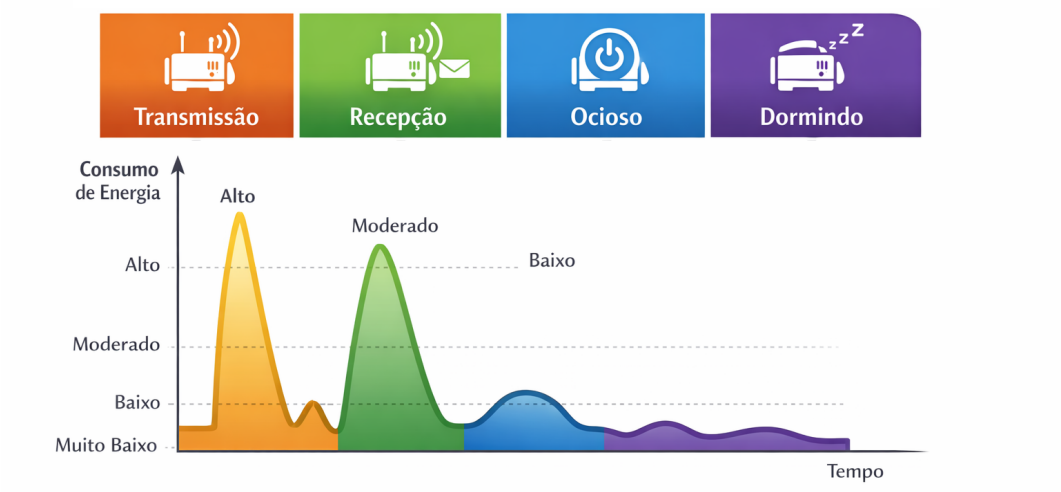


Figura 9 – Estados de operação de um radio LoRa e sua relação com o consumo de energia ao longo do tempo.

A Equação 8 apresenta o consumo total de energia de cada nó ao longo do tempo.

$$E_{\text{total}} = \sum_{i} P_i \cdot t_i \tag{8}$$

onde P_i representa a potência consumida no estado i e t_i o tempo de permanência nesse estado.

Dessa forma, o consumo energético depende não apenas das características elétricas associadas a cada estado, mas também do comportamento da comunicação ao longo do tempo.

3.1.6 Módulo LoRaEmpiricalPathLoss

Para garantir a coerência entre o modelo de propagação adotado neste trabalho e o ambiente de simulação, foi desenvolvido o módulo *LoRaEmpiricalPathLoss*, integrado à camada física do simulador.

Esse módulo é responsável por calcular a perda de percurso com base nos parâmetros estimados (B, n e σ), permitindo que o comportamento do canal observado em campo seja reproduzido diretamente nas simulações.

Essa abordagem permite que a simulação reflita de forma mais fiel o comportamento do canal no ambiente analisado, possibilitando a avaliação do impacto de modelos de propagação empíricos no desempenho da rede, sem alterar a estrutura original do framework FloRa.

3.2- Parametrização do Simulador

A definição dos parâmetros do simulador é fundamental para garantir a coerência entre o modelo de propagação desenvolvido neste trabalho e o comportamento da rede representado no ambiente de simulação. Dessa forma, a parametrização foi realizada com base em dados reais dos dispositivos utilizados nas medições em campo, buscando refletir as características físicas e operacionais do sistema.

Em particular, foram configurados parâmetros relacionados à camada física e ao modelo de energia, incluindo sensibilidade do rádio, potência de transmissão e consumo energético em diferentes estados de operação. Esses parâmetros influenciam diretamente o desempenho da rede simulada, afetando métricas como taxa de entrega de pacotes, alcance de comunicação e eficiência energética.

A seguir, são apresentados os principais parâmetros utilizados na simulação, bem como sua origem e justificativa, assegurando a consistência entre o ambiente simulado e o cenário real considerado neste trabalho.

3.2.1 Sensibilidade do Rádio

Em relação à modelagem da camada física, a precisão da simulação depende diretamente dos limiares de recepção do rádio. Para replicar o comportamento real do transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014) (o *chip* principal do módulo Dragino RF96 utilizado na coleta de dados), o módulo de rádio foi configurado com valores de sensibilidade correspondentes a várias combinações de Fatores de Espalhamento (SF) e Larguras de Banda (BW). A Tabela 6 detalha esses parâmetros de sensibilidade,

estabelecendo a força mínima de sinal (RSSI) necessária para uma demodulação bem-sucedida, conforme especificado no *datasheet* do componente (Hope Microelectronics, 2014).

Tabela 6 – Sensibilidade de recepção do transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014) para diferentes Larguras de Banda (BW). Adaptado de Hope Microelectronics (2014).

	Largura de Banda (kHz)		
Spreading Factor (SF)	**125**	**250**	**500**
7	-123	-120	-116
8	-126	-123	-119
9	-129	-125	-122
10	-132	-128	-125
11	-133	-130	-128
12	-136	-133	-130

3.2.2 Consumo de Energia

O modelo de energia foi parametrizado com base nos perfis de consumo de corrente do dispositivo em seus diferentes estados operacionais. A Tabela 7 apresenta os valores de corrente para os modos de transmissão, recepção, *standby* e *sleep*. A integração desses dados empíricos no módulo de energia do simulador é crucial para obter estimativas confiáveis do desempenho energético da rede e do tempo de vida da bateria dos nós sensores.

Tabela 7 – Parâmetros de consumo de corrente do transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014). Adaptado de Hope Microelectronics (2014).

Modo de Operação	**Condição**	**Corrente Típica**
Sleep	-	0,2 μA
Idle	Oscilador RC habilitado	1,5 μA
Standby	Oscilador de cristal habilitado	1,6 mA
Recepção (Rx)	*LnaBoost Off*, Banda 1	10,3 mA
Transmissão (Tx)	+7 dBm (pino RFO)	20 mA
Transmissão (Tx)	+13 dBm (pino RFO)	29 mA
Transmissão (Tx)	+17 dBm (PA_BOOST)	87 mA
Transmissão (Tx)	+20 dBm (PA_BOOST)	120 mA

Conforme detalhado na Tabela 7, o *datasheet* do transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014) especifica os valores de consumo de corrente apenas para níveis discretos de potência de transmissão: +7, +13, +17 e +20 dBm. No entanto, para permitir simulações que utilizam uma faixa de potência de 7 a 20 dBm, é necessário um perfil de consumo definido em passos de 1 dBm. Para lidar com essa limitação, foi realizado um ajuste de curva utilizando os pontos de dados discretos da Tabela 7 como base. Essa interpolação permitiu a estimativa da corrente de alimentação para todos os níveis de potência intermediários entre 7 e 20 dBm, como apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Consumo de corrente estimado para níveis de potência de transmissão (interpolado). Adaptado de Ferreira *et al.* (2020).

Potência de Transmissão (dBm)	**Corrente Estimada (mA)**
7	20,00
8	20,27
9	21,06
10	22,34
11	24,11
12	26,34
13	29,00
14	37,35
15	53,22
16	71,49
17	87,00
18	98,97
19	109,98
20	120,00

Este capítulo apresentou a integração dos modelos de propagação desenvolvidos no Capítulo 2 ao ambiente de simulação, bem como a a parametrização dos principais parâmetros utilizados. Com isso, estabelece-se uma base consistente para a realização das simulações. No próximo capítulo, são apresentados e analisados os resultados obtidos.

4- Análise dos Resultados

Nesta seção, apresentamos os resultados obtidos a partir das simulações conduzidas no *framework* FLoRaExt. A análise está estruturada em duas fases distintas: primeiro, validamos a precisão do ambiente de simulação comparando os dados de perda de percurso simulados com as medições empíricas coletadas em campo. Após essa validação, aplicamos o modelo validado a um cenário de larga escala para investigar o comportamento da rede em termos de cobertura, escalabilidade e eficiência energética, contrastando configurações com e sem mecanismos de otimização.

4.1- Validação do Modelo de Propagação

Conforme discutido na Seção 2.3, diferentes abordagens de regressão foram avaliadas para a modelagem da perda de percurso, apresentando comportamentos distintos tanto do ponto de vista estatístico quanto físico.

O modelo ajustado por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) apresentou elevada dispersão dos dados em torno da curva ajustada, com desvio padrão de 16,92 dB para o cenário estático e 10,48 dB para o cenário móvel. Esse comportamento indica baixa capacidade do modelo em representar as variações do canal no ambiente analisado, o que pode resultar em estimativas imprecisas da potência recebida ao longo do enlace.

A utilização da Regressão de Distância Ortogonal (ODR) resultou em uma redução significativa da dispersão, com desvio padrão de 7,44 dB para o cenário estático e 5,54 dB para o cenário móvel, evidenciando um melhor ajuste estatístico aos dados experimentais. No entanto, observou-se que esse modelo pode gerar valores de perda de percurso fisicamente inconsistentes em pequenas distâncias, incluindo valores próximos de zero ou negativos para nós localizados nas proximidades do gateway. Em particular, foi obtido um valor de $PL(d_0) = -17{,}83$ dB para o cenário estático, o que implica ganho de sinal ao longo do percurso, comportamento incompatível com a realidade física da propagação.

Do ponto de vista da simulação, essa inconsistência é crítica, pois pode levar à

superestimação da potência recebida em nós próximos ao gateway, resultando em taxas de entrega de pacotes artificialmente elevadas e distorcendo a avaliação do desempenho da rede.

Para contornar essa limitação, foi adotada a abordagem ODR com restrição Close-In (ODR+CI), na qual o valor da perda de percurso na distância de referência é fixado com base em medições empíricas. Embora essa abordagem apresente um aumento na dispersão em relação ao modelo ODR puro, com desvio padrão de 11,89 dB para o cenário estático e 6,61 dB para o cenário móvel, ainda mantém desempenho superior ao modelo OLS e, principalmente, garante a consistência física do modelo em toda a faixa de distâncias.

Essa característica é fundamental para a simulação de redes LoRaWAN, uma vez que assegura estimativas mais realistas da potência recebida, impactando diretamente métricas como cobertura, taxa de entrega de pacotes e consumo energético dos dispositivos.

Dessa forma, optou-se pela utilização dos parâmetros obtidos por meio do método ODR+CI nas simulações realizadas, assegurando um equilíbrio entre qualidade de ajuste e validade física do modelo.

Antes de avaliar cenários de rede complexos, é essencial validar se o ambiente de simulação reproduz com precisão as características de propagação observadas na floresta tropical. Para esse fim, os valores de Perda de Percurso Simulada ($PL_{simulado}$) gerados pelo *framework* FLoRaExt foram comparados com os dados de PL empíricos derivados das medições de campo para os cenários estático e móvel.

A interface de rádio no FLoRaExt foi parametrizada para emular o transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014), com o ganho da antena definido em 7 dBi. As configurações de transmissão foram aplicadas de acordo com o arranjo experimental: frequência de 915 MHz, potência de transmissão de 14 dBm, largura de banda de 500 kHz, taxa de codificação de $4/5$ e Fator de Espalhamento (SF) fixado em 12.

A Figura 10 apresenta a comparação entre as curvas de Perda de Percurso simuladas e os dados empíricos para o **cenário estático**. A simulação foi configurada utilizando os parâmetros ambientais específicos derivados na Seção 3 ($B = 54,57$ dB, $n = 3,95$ e $\sigma = 11,89$ dB). Buscando replicar a metodologia de campo, foram realizadas 10 rodadas de simulação independentes. Em cada rodada, uma sequência de 200 pacotes foi transmitida para cada posição de medição. Os resultados mostram que o simulador

reproduz corretamente a alta dispersão causada pelas diferenças ambientais específicas em cada ponto de coleta de dados.

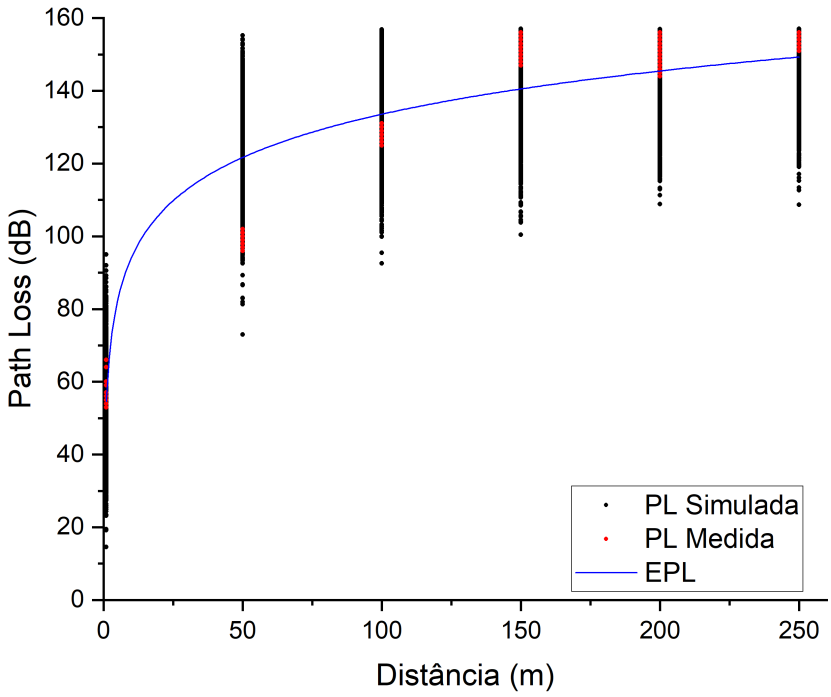


Figura 10 – Perda de percurso simulada para o cenário estático.

Como o número de pacotes recebidos em campo difere da simulação devido a perdas aleatórias, uma comparação direta amostra a amostra não é viável. Portanto, o RMSE foi calculado utilizando uma abordagem ponto-a-média. Para cada ponto de dado empírico i medido em uma distância específica d_i, o erro foi computado em relação ao valor médio de todos os pacotes simulados nessa mesma distância ($\overline{PL}_{sim}(d_i)$). Este método, expresso na Equação 9, quantifica o quanto os dados empíricos se desviam da tendência central prevista pela simulação:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(PL_{medido,i} - \overline{PL}_{sim}(d_i)\right)^2} \tag{9}$$

onde N é o número total de amostras empíricas, $PL_{medido,i}$ é o valor de Perda de Percurso do i-ésimo pacote empírico e $\overline{PL}_{sim}(d_i)$ é a Perda de Percurso média de todos os pacotes simulados na distância d_i.

Ao aplicar esta métrica, a análise resultou em um **RMSE de 13,55 dB**. É impor-

tante notar que este valor é comparável em magnitude ao desvio padrão empírico do sombreamento (*shadowing*) observado em campo ($\sigma = 11,89$ dB). Essa proximidade indica que o erro de simulação é amplamente impulsionado pela variabilidade estocástica intrínseca do ambiente estático, e não por um viés sistemático do modelo. O modelo captura efetivamente a tendência média da perda de percurso, enquanto o desvio residual reflete a atenuação severa e imprevisível causada pelos obstáculos da vegetação densa.

Em relação ao **cenário móvel**, ilustrado na Figura 11, a simulação utilizou os parâmetros obtidos a partir da amostragem contínua ($B = 72,86$ dB, $n = 4,23$ e $\sigma = 6,61$ dB). Para capturar a variabilidade espacial descrita pelo modelo e manter o alinhamento com o procedimento de coleta de dados, foram realizadas 10 simulações independentes. Em cada rodada, 500 nós foram distribuídos aleatoriamente em uma distância de 0 a 250 m do *gateway* para gerar uma nuvem de dados representativa.

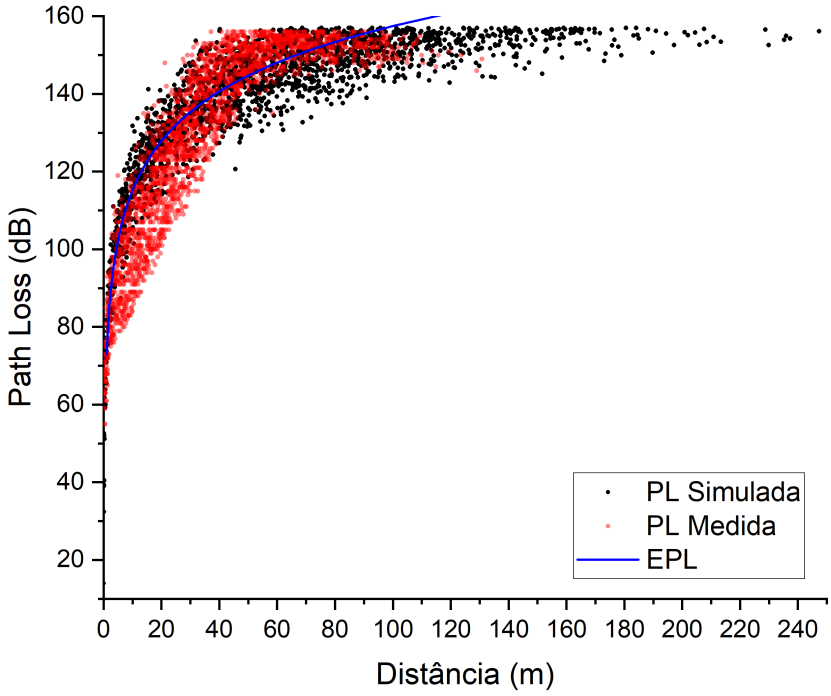


Figura 11 – Perda de percurso simulada para o cenário móvel.

Para este cenário, o RMSE foi calculado comparando cada ponto de dados empírico com o valor médio esperado da simulação para aquela distância específica. A análise resultou em um **RMSE de 11,53 dB**. Embora este valor seja superior ao desvio padrão ortogonal do modelo (σ), é notavelmente inferior ao erro observado no

cenário estático (13,55 dB). Essa redução indica que as medições em mobilidade, ao percorrerem múltiplas zonas de coerência do canal, tendem a suavizar os efeitos severos de desvanecimento localizado que penalizam as posições estáticas. Portanto, a simulação captura com precisão o comportamento dinâmico do enlace móvel, apresentando uma margem de erro consistente com as condições desafiadoras de propagação da floresta tropical.

Em suma, estes resultados validam o módulo `LoRaEmpiricalPathLoss`. A análise quantitativa confirma que as margens de erro da simulação permanecem dentro da incerteza ambiental intrínseca para ambos os cenários. Consequentemente, o módulo reproduz com precisão as características de atenuação e sombreamento do ambiente estudado quando alimentado com os parâmetros extraídos pelo método ODR+CI.

4.2- Avaliação do Desempenho da Rede

Esta seção destaca uma vantagem fundamental da metodologia aplicada para viabilizar a simulação de redes LoRa em regiões de Mata Atlântica: a arquitetura modular do ambiente de simulação OMNeT++ e seus *frameworks* associados (OMNET++. . . , 2024). Este projeto permite módulos independentes e configuráveis — abrangendo desde o meio de comunicação físico até a camada de aplicação — possibilitando a simulação de cenários de rede complexos através do rearranjo, reconfiguração e criação de novos componentes. Ao alavancar essas características dentro do *framework* FLoRaExt (FLORAEXT:. . . , 2025)(que estende as capacidades do FLoRa), integramos os componentes específicos validados neste estudo: um módulo de *Path Loss* personalizado incorporando o modelo de propagação apropriado, perfis detalhados de consumo de energia para cada estado do transceptor e limiares de sensibilidade do receptor baseados no Fator de Espalhamento (SF) e Largura de Banda (BW), conforme o *datasheet* do transceptor RFM95W (Hope Microelectronics, 2014). Essas integrações permitem agora a simulação robusta de diversos arranjos de rede LoRa, com nós utilizando diferentes potências de transmissão, SFs e BWs, especificamente dentro do ambiente de Mata Atlântica.

4.2.1 Cenário de Simulação: Monitoramento de Encostas com Malha de Alta Densidade

O ambiente simulado representa uma zona de risco geotécnico crítica, típica da região da Mata Atlântica brasileira. Essas áreas são caracterizadas por uma topografia íngreme, onde a expansão urbana não planejada frequentemente leva a construções residenciais ao pé de encostas instáveis. Nesse contexto, eventos de chuvas intensas atuam como o principal gatilho para a rápida saturação do solo, levando a deslizamentos que representam graves ameaças à população local e à infraestrutura, conforme discutido por Intrieri *et al.* (2012) e Segoni, Battistini e Casagli (2018).

Para viabilizar o alerta precoce em um ambiente de alto risco, a topologia simulada corresponde a uma área de 300 m $\times$ 300 m de uma encosta crítica. Uma malha densa composta por 1.000 nós sensores sem fio foi distribuída aleatoriamente dentro desta área. A utilização de redes densas é amplamente adotada em aplicações de monitoramento ambiental, pois permite capturar variações espaciais de forma mais granular, aumentando a probabilidade de detecção de eventos locais, conforme apresentado por Akyildiz *et al.* (2002) e Yick, Mukherjee e Ghosal (2008).

Além disso, a distribuição estocástica dos nós reflete as limitações práticas de implantação em terrenos acidentados, onde o posicionamento controlado dos dispositivos nem sempre é viável. Esse tipo de abordagem é comumente utilizado em estudos de redes sem fio em ambientes reais, como discutido por Camp, Boleng e Davies (2002).

Quanto à infraestrutura de recepção, o estudo avaliou uma evolução topológica para lidar com a severidade do ambiente. Inicialmente, uma configuração padrão com 4 *gateways* posicionados nos vértices foi testada. No entanto, devido ao alto coeficiente de atenuação ($n = 4,23$) típico da vegetação densa que cobre essas encostas, um estudo de dimensionamento levou a uma Topologia de Alta Densidade composta por 9 gateways LoRa organizados em uma grade 3×3. Este arranjo geométrico foi cuidadosamente definido para limitar a distância máxima entre nó e *gateway* a aproximadamente 70 metros, garantindo a conectividade mesmo sob forte atenuação por chuva e sombreamento severo.

Adicionalmente, nas simulações realizadas, foi empregado um mecanismo de adaptação de taxa de dados (*Adaptive Data Rate* — ADR), proposto em Slabicki, Prem-

sankar e Di Francesco (2018). O ADR é um protocolo de gerenciamento de parâmetros de transmissão operando nas camadas física e MAC, sendo essencial para garantir a escalabilidade em implantações densas de IoT . Sua função primordial consiste em ajustar dinamicamente o Fator de Espalhamento (SF) e a Potência de Transmissão (TP) de cada dispositivo final, buscando um equilíbrio entre a maximização da capacidade da rede e a extensão da vida útil da bateria dos nós.

O Algoritmo 1 apresenta o esquema do ADR proposto em Slabicki, Premsankar e Di Francesco (2018) opera de forma assíncrona entre o dispositivo final e o servidor de rede . Enquanto o algoritmo no nó (*ADR-NODE*) foca no aumento do alcance em situações de perda de conectividade, o algoritmo no servidor (*ADR-NET*) gerencia a redução de recursos e a otimização do elo com base no histórico de Relação Sinal-Ruído (SNR) das mensagens recebidas. Nesta tese, adota-se a variação robusta denominada Min-SNR, que utiliza o valor mínimo de SNR das últimas 20 janelas para prover uma margem de segurança contra a severa variabilidade do sombreamento observada em ambiente de floresta.

Algoritmo 1 – Estratégia ADR Robusta (Min-SNR) Slabicki, Premsankar e Di Francesco (2018)

Require: Histórico de SNR das últimas 20 mensagens recebidas
Ensure: Ajuste otimizado de SF e TP
$SNR_{min} \leftarrow \min(\text{SNR das últimas 20 amostras})$ {Abordagem para alta variância}
$SNR_{req} \leftarrow$ limiar de demodulação para o DR atual
$SNR_{margin} \leftarrow SNR_{min} - SNR_{req} - 10$ {Margem de segurança de 10 dB}
$steps \leftarrow \lfloor SNR_{margin}/3 \rfloor$
while $steps > 0$ **and** $SF > SF_{min}$ **do**
    $SF \leftarrow SF - 1$ {Reduz tempo de transmissão (ToA)}
    $steps \leftarrow steps - 1$
end while
while $steps > 0$ **and** $TP > TP_{min}$ **do**
    $TP \leftarrow TP - 3$ {Otimização energética}
    $steps \leftarrow steps - 1$
end while
while $steps < 0$ **and** $TP < TP_{max}$ **do**
    $TP \leftarrow TP + 3$ {Recuperação de potência do elo}
    $steps \leftarrow steps + 1$
end while

O funcionamento do algoritmo baseia-se no cálculo da margem de elo disponível (SNR_{margin}) acima do patamar de recepção. Caso o canal apresente qualidade superior ao necessário (margem positiva), o servidor instrui o nó a reduzir o SF para diminuir o

tempo de ocupação do canal e, subsequentemente, reduzir a TP para economizar energia. Inversamente, se a margem for negativa, o servidor prioriza a estabilidade da conexão incrementando a potência de transmissão. No contexto da Mata Atlântica, a utilização do valor mínimo de SNR evita a ”armadilha de baixa potência”(*low transmission power trap*), impedindo que reduções agressivas baseadas em picos momentâneos de sinal causem o isolamento definitivo do nó sensor Slabicki, Premsankar e Di Francesco (2018).

4.2.2 Parâmetros de Simulação

Os parâmetros de simulação foram selecionados para corresponder às limitações de *hardware* observadas nos experimentos de campo, ao mesmo tempo em que estressam a capacidade da rede. O canal físico foi configurado utilizando o módulo personalizado `LoRaEmpiricalPathLoss`, empregando os parâmetros obtidos no **Cenário Móvel** ($PL(d_0) = 72,86$ dB, $n = 4,23$ e $\sigma = 6,61$ dB), que melhor caracteriza o perfil de atenuação média da floresta.

A Tabela 9 detalha as características físicas dos dispositivos e a Tabela 10 resume a configuração de transmissão de rede utilizada no cenário otimizado.

Tabela 9 – Especificações de *Hardware*.

Parâmetro	**Valor**
Transceptor de Rádio	RFM95W (Semtech SX1276)
Ganho da Antena do Nó	2 dBi
Ganho da Antena do *Gateway*	6 dBi
Energia Inicial da Bateria	33,3 kJ (3,7 V, 2500 mAh)

Para avaliar sistematicamente o dimensionamento e a otimização da rede, a campanha de simulação foi estruturada em três fases distintas:

1. **Fase 1 – Linha de Base de Cobertura (4 GWs):** Avaliação dos limites de uma implantação padrão (SF12 fixo, 20 dBm) dentro de uma área de simulação de $300 \times 300\,\text{m}^2$. Quatro *gateways* foram implantados em uma grade simétrica 2×2 nas coordenadas $(75, 75)$, $(225, 75)$, $(75, 225)$ e $(225, 225)$ para identificar lacunas de cobertura causadas pelo ambiente florestal ($n = 4,23$).

Tabela 10 – Configuração de Rede e Transmissão.

Parâmetro	**Valor**
Tempo de Simulação	1 dia (86400 s)
Área de Cobertura	300 m $\times$ 300 m
Número de Nós	1000
Número de *Gateways*	4 (Base) e 9 (Otimizado)
Potência de Transmissão	7 dBm a 20 dBm
Frequência Portadora	915 MHz
Largura de Banda (BW)	125 kHz
Fatores de Espalhamento (SF)	SF7 a SF12
Estratégia ADR	Min-SNR (Robusta)
Carga Útil (*Payload*)	20 Bytes
Geração de Tráfego	Exponencial (Média: 60s a 600s)

2. **Fase 2 – Dimensionamento de Capacidade (9 GWs):** Validação de uma grade de *gateways* mais densa (3×3, SF12 fixo) para garantir cobertura física em toda a área. Para minimizar a distância nó-*gateway*, os *gateways* foram posicionados nas coordenadas (x, y) onde $x, y \in \{50, 150, 250\}$.

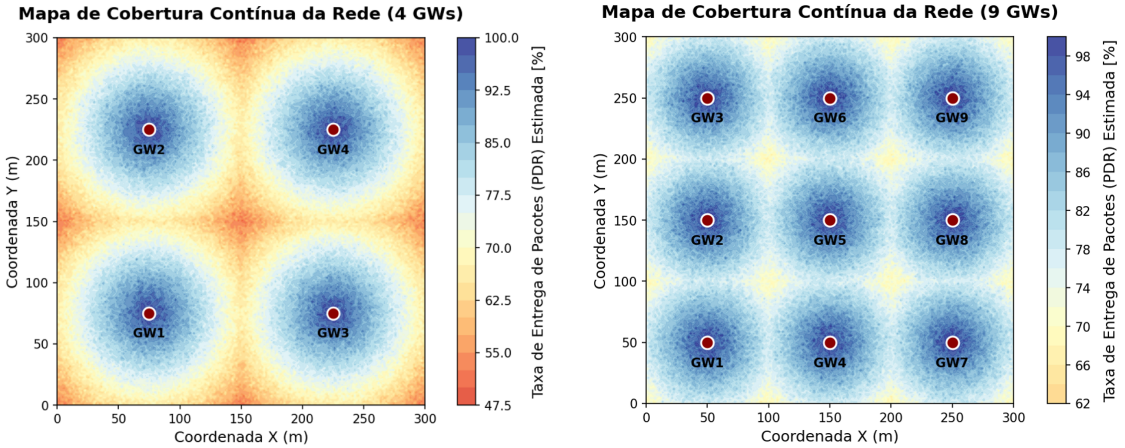
3. **Fase 3 – Otimização Robusta (9 GWs + Min-SNR ADR):** Aplicação de um algoritmo personalizado de Taxa de Dados Adaptativa (*Adaptive Data Rate* - ADR) apresentado em (Slabicki; Premsankar; Di Francesco, 2018) e configurado como "Min-SNR". Diferente dos métodos de média padrão, esta estratégia robusta utiliza o pior SNR histórico para atribuir os Fatores de Espalhamento, adicionando uma margem de segurança contra a severa variabilidade do desvanecimento ($\sigma = 6,61$ dB).

4.2.3 Avaliação de Desempenho: Confiabilidade e Eficiência de Recursos

Esta seção apresenta uma análise comparativa entre o cenário de Linha de Base (SF12 Fixo) e o cenário Otimizado (ADR Robusto), avaliando o impacto da topologia e dos algoritmos propostos na confiabilidade da rede, eficiência espectral, estratégias de alocação de recursos e sustentabilidade energética.

4.2.4 Análise de Confiabilidade e Cobertura

O mapa de calor de Taxa de Entrega de Pacotes (do inglês, *Packet Delivery Ratio - PDR*) apresentados na Figura 12 evidencia a severidade do ambiente. No cenário ***Baseline* (4 *Gateways* - GWs)**, observam-se vastas zonas vermelhas onde a taxa de entrega cai abaixo de 50% devido à atenuação da floresta. Já no cenário **Otimizado (9 GWs)**, o aumento da densidade cria uma "manta de cobertura" contínua (zonas azuis), eliminando pontos cegos críticos.



(a) *Baseline* (4 GWs): Falhas críticas. (b) Otimizado (9 GWs): Cobertura total.

Figura 12 – Mapas de calor de cobertura na área de 300×300 m.

A métrica primária para sistemas de alerta precoce é a Taxa de Entrega de Pacotes (*Packet Delivery Ratio* - PDR). A Figura 13 ilustra o PDR como uma função da distância entre os nós sensores e o *gateway* mais próximo.

Na configuração inicial de 4 *Gateways* (curva preta), a rede sofreu com graves lacunas de cobertura, com o PDR caindo abaixo de 50% para nós localizados a mais de 60 metros de um *gateway*. Isso confirma a alta atenuação do modelo de Mata Atlântica ($n = 4,23$). A introdução da grade de 9 *Gateways* com parâmetros fixos (curva vermelha) resolveu o problema de cobertura geométrica, reduzindo a distância máxima nó-*gateway* para ≈ 70 metros. No entanto, a melhoria mais significativa ocorreu com a ativação do mecanismo ADR Robusto (curva azul). Ao aliviar o congestionamento do canal, o cenário Otimizado alcançou um PDR de 84,17% na borda da rede (60–70m), superando significativamente a configuração de parâmetros fixos.

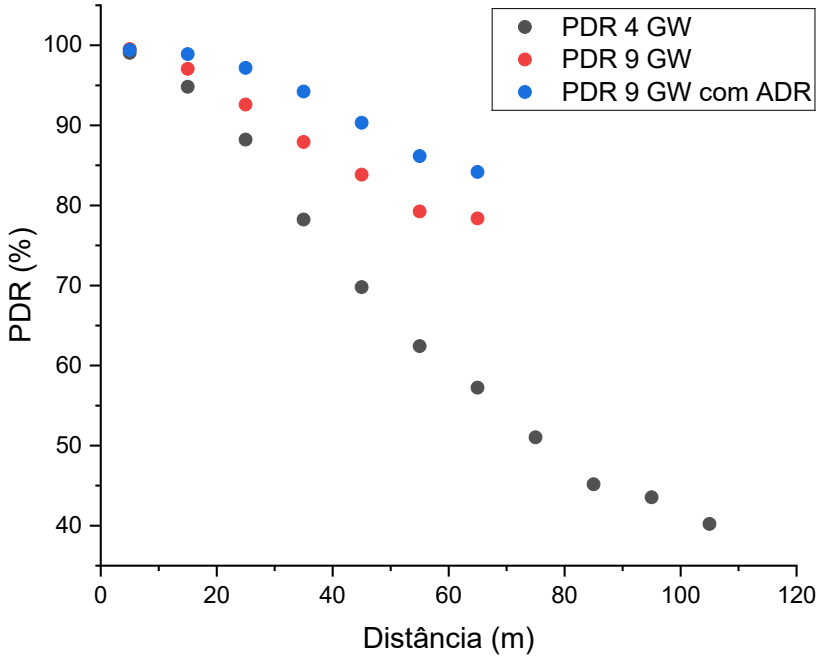


Figura 13 – Impacto da Topologia de Rede e ADR na Confiabilidade: A linha de base de 4 *Gateways* falha além de 60m, enquanto a topologia otimizada de 9 *Gateways* mantém alta confiabilidade devido à redução de colisões.

4.2.5 Eficiência Espectral e Capacidade da Rede

Um achado crítico deste estudo é a relação entre o Tempo em Disco (*Time-on-Air*) e a capacidade da rede. No cenário de Linha de Base, forçar todos os 1.000 nós a utilizarem SF12 resultou em uma ocupação excessiva do canal. Conforme resumido na Tabela 11, essa saturação gerou mais de **1,44 milhão de colisões** em um único dia.

O cenário Otimizado melhorou drasticamente essa métrica. Ao deslocar os nós para taxas de dados mais rápidas, o mecanismo ADR reduziu a contagem de colisões em **48,2%**. Além disso, o *Time-on-Air* reduzido minimizou os períodos de silêncio obrigatórios (restrições de *Duty Cycle*), permitindo que a camada de aplicação transmitisse **15% mais pacotes de dados** (128.970 vs. 112.100) sem saturar o meio.

Tabela 11 – Análise de Eficiência Operacional e Tempo de Vida.

Métrica	**Base (Sem ADR)**	**Otimizado (ADR)**	**Impacto**
Tráfego e Confiabilidade			
Total de Pacotes Enviados	112.100	128.970	**+ 15,0%**
Total de Colisões	1.441.780	746.917	**- 48,2%**
Energia e Sustentabilidade			
Energia Diária Média	11,44 J	12,15 J	+ 6,2%
Vida Útil Est. da Bateria	$\approx$ **8,0 Anos**	$\approx$ **7,5 Anos**	**- 0,5 Anos**

4.2.6 Estratégia de Alocação de Recursos

Para compreender a lógica de adaptação utilizada pela rede para alcançar esses ganhos, analisou-se a convergência final dos Fatores de Espalhamento e da Potência de Transmissão. A Tabela 12 detalha a alocação de recursos entre os 1.000 nós.

Tabela 12 – Resultados de Convergência ADR: Adaptação Agressiva de Canal.

SF	**Contagem**	**Proporção (%)**	**Distância Média (m)**	**Potência TX (dBm)**
SF7	0	0,0%	-	-
SF8	**908**	**90,8%**	**37,56 $\pm$ 13,8**	**20,0 (Máx)**
SF9	53	5,3%	53,08 $\pm$ 8,6	20,0 (Máx)
SF12	39	3,9%	50,55 $\pm$ 9,9	20,0 (Máx)

Os resultados indicam uma estratégia de ”Alta Potência, Alta Velocidade”adotada pelo algoritmo:

1. **O Ponto Ideal do SF8:** 90,8% dos nós convergiram para o SF8. Embora o SF7 ofereça velocidades teóricas mais altas, a severa perda de percurso ($n = 4,23$) exigiu a sensibilidade extra do SF8. Esta mudança, por si só, foi suficiente para descongestionar a rede.

2. **Perfil de Potência Robusto:** A potência de transmissão permaneceu fixada no nível máximo (20 dBm) para todos os nós. O algoritmo ADR determinou corretamente que reduzir a potência corroeria a margem de desvanecimento (*fading margin*) necessária para lidar com a alta variância do sombreamento ($\sigma = 6,61$ dB), priorizando a estabilidade do enlace em detrimento de economias marginais de energia.

4.2.7 Consumo de Energia e Vida Útil da Rede

Finalmente, avaliou-se a sustentabilidade do sistema. Conforme mostrado na Tabela 11, o consumo médio diário de energia aumentou ligeiramente no cenário Otimizado (+6,2%). Esse aumento é explicado pela **maior vazão (*throughput*) da rede**: a liberação do *duty cycle* permitiu que os nós enviassem 15% mais pacotes de dados, resultando em mais ciclos de transmissão e janelas de recepção.

Apesar deste ”custo produtivo”, a vida útil estimada da bateria permanece altamente viável. Considerando uma bateria padrão de 2500 mAh (capacidade de 33,3 kJ), a vida útil estimada para a rede Otimizada é de **7,5 anos**. Esta duração excede o ciclo de manutenção típico de 5 anos para equipamentos de monitoramento geotécnico, validando a viabilidade operacional do sistema.

5- Conclusão e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou uma abordagem integrada para a modelagem e avaliação do desempenho de redes LoRaWAN em ambientes de vegetação densa, com foco na região da Mata Atlântica. A partir de medições empíricas realizadas em campo, foram desenvolvidos modelos de perda de percurso capazes de representar de forma mais fiel as condições reais de propagação do sinal.

A análise comparativa entre diferentes métodos de regressão evidenciou limitações importantes de abordagens tradicionais. Em particular, verificou-se que o método de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) apresenta elevada dispersão, enquanto a Regressão de Distância Ortogonal (ODR), embora mais precisa estatisticamente, pode gerar resultados fisicamente inconsistentes. Nesse contexto, a adoção da abordagem híbrida ODR com restrição Close-In (ODR+CI) mostrou-se adequada ao estabelecer um equilíbrio entre qualidade de ajuste e validade física do modelo, tornando-o apropriado para aplicações em simulação de redes.

Os modelos desenvolvidos foram integrados ao ambiente de simulação por meio da extensão proposta, denominada *FLoRaExt*, permitindo a utilização direta de parâmetros derivados de medições reais. A validação do modelo indicou que o erro de simulação permanece dentro da variabilidade intrínseca do ambiente, confirmando a capacidade do simulador em reproduzir o comportamento do canal.

A aplicação do modelo validado em cenários com alta densidade de nós demonstrou que a modelagem realista da propagação exerce impacto significativo no desempenho da rede. Os resultados evidenciaram que, em ambientes com alta atenuação, estratégias convencionais de implantação são insuficientes, exigindo maior quantidades de *gateways* e o uso de mecanismos adaptativos, como o ADR. A utilização de uma abordagem robusta baseada em Min-SNR mostrou-se eficaz para lidar com a elevada variabilidade do canal, contribuindo para a melhoria da confiabilidade e da eficiência espectral da rede.

Adicionalmente, a análise conjunta de métricas de desempenho revelou que a otimização da rede não está necessariamente associada à redução do consumo energético, mas sim à melhoria da eficiência operacional, permitindo maior vazão de dados com níveis aceitáveis de consumo e vida útil dos dispositivos.

Dessa forma, este trabalho demonstra que a integração entre modelagem empírica e simulação de redes constitui uma ferramenta essencial para a análise de sistemas LoRaWAN em ambientes complexos. Os resultados obtidos reforçam que simplificações no modelo de propagação podem levar a interpretações equivocadas sobre o desempenho da rede, destacando a importância de abordagens baseadas em dados reais.

Trabalhos futuros focarão no aprimoramento do *framework* de simulação FLoRa-Ext para fornecer uma representação ainda mais abrangente do comportamento da rede LoRaWAN. Os desenvolvimentos planejados incluem a implementação de suporte nativo à comunicação multicanal, melhorias nos mecanismos da camada MAC e a integração de componentes de rede adicionais, como relés e repetidores. Esses aprimoramentos visam estender o simulador além do realismo da camada física, oferecendo aos pesquisadores e engenheiros de rede uma ferramenta mais completa e flexível para avaliar implantações LoRaWAN heterogêneas e de larga escala sob diversas e desafiadoras condições ambientais.

Referências

AKYILDIZ, Ian F. *et al.* Wireless sensor networks: a survey. **Computer Networks**, v. 38, n. 4, p. 393–422, 2002.

ALMUHAYA, M. A. M. *et al.* A Survey on LoRaWAN Technology: Recent Trends, Opportunities, Simulation Tools and Future Directions. **Electronics**, v. 11, n. 2, p. 164, 2022.

BOURAS, C. *et al.* Comparison of LoRa Simulation Environments. *In:* BROAD-BAND Wireless Computing, Communication and Applications. [*S. l.: s. n.*], 2020. p. 374–385.

BRITO, Jorge *et al.* Memetic algorithm applied to topology control optimization of a wireless sensor network. **Wireless Networks**, v. 28, p. 1–21, ago. 2022. DOI: 10.1007/s11276-022-03068-9.

CAMP, Tracy; BOLENG, Jeff; DAVIES, Vanessa. A survey of mobility models for ad hoc network research. *In:* PROCEEDINGS of the International Workshop on Wireless Ad Hoc Networking (WWAN). [*S. l.: s. n.*], 2002.

CHEN, M. *et al.* Multi-Scene LoRa Positioning Algorithm Based on Kalman Filter and Its Implementation on NS-3. **Ad Hoc Networks**, v. 141, p. 103097, 2023.

DIENG, O. *et al.* Comparing Path Loss Models for LoRaWAN in Tropical Environments. *In:* 2020 IEEE International Conference on Communications. [*S. l.: s. n.*], 2020.

FERREIRA, A. E. *et al.* A Study of the LoRa Signal Propagation in Forest, Urban, and Suburban Environments. **Annals of Telecommunications**, v. 75, p. 333–351, 2020.

FLORA: A Framework for LoRa Simulations with OMNeT++. 2024. Disponível em: https://flora.aalto.fi/. Acesso em: 22 maio 2024.

FLORAEXT: Extended LoRa Simulation Framework. 2025. Disponível em: `https://github.com/ProfFabioOliveira/floraext`. Acesso em: 25 dez. 2024.

FRAIRE, J. A. *et al.* Simulating LoRa-Based Direct-to-Satellite IoT Networks with FLoRaSat. *In:* IEEE WoWMoM. [*S. l.: s. n.*], 2022. p. 464–470.

GOLDSMITH, Andrea. **Wireless Communications**. [*S. l.*]: Cambridge University Press, 2005.

HAXHIBEQIRI, J. *et al.* A Survey of LoRaWAN for IoT: From Technology to Application. **Sensors**, v. 18, n. 11, p. 3995, 2018.

HEINO, P. *et al.* **WINNER+ Final Channel Models**. [*S. l.*], 2010. CP5-026 D5.3 V1.0.

HOPE MICROELECTRONICS. **RFM95/96/97/98(W) - Low Power Long Range Transceiver Module V1.0**. Shenzhen, China, 2014.

IDRIS, S.; KARUNATHILAKE, T.; FORSTER, A. Survey and Comparative Study of LoRa-Enabled Simulators for Internet of Things and Wireless Sensor Networks. **Sensors**, v. 22, n. 14, p. 5546, 2022.

INET Framework. 2024. Disponível em: `https://inet.omnetpp.org/`. Acesso em: 22 maio 2024.

INTRIERI, Emanuele *et al.* Landslide early warning system: toolbox and general concepts. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 12, n. 3, p. 837–850, 2012.

LIMA, W. G. *et al.* LoRa Technology Propagation Models for IoT Network Planning in the Amazon Regions. **Sensors**, v. 24, p. 1621, 2024.

LINKA, H. *et al.* **Path Loss Models for Low-Power Wide-Area Networks: Experimental Results Using LoRa**. [*S. l.*]: VDE Verlag, 2018.

MARAIS, J. M.; ABU-MAHFOUZ, A. M.; HANCKE, G. P. A Review of LoRaWAN Simulators: Design Requirements and Limitations. *In:* INTERNATIONAL Multidisciplinary Information Technology and Engineering Conference (IMITEC). [*S. l.: s. n.*], 2019.

MARINI, R. *et al.* LoRaWANSim: A Flexible Simulator for LoRaWAN Networks. **Sensors**, v. 21, n. 3, p. 695, 2021.

MASADAN, A. *et al.* LoRa Propagation Analysis in Tropical Vegetation. **IEEE Access**, 2018.

MAURYA, P. *et al.* A Comprehensive Survey of Data-Driven Solutions for LoRaWAN: Challenges and Future Directions. **Authorea Preprints**, 2024.

MEKKI, K. *et al.* A Comparative Study of LPWAN Technologies for Large-Scale IoT Deployment. **ICT Express**, v. 5, n. 1, p. 1–7, 2019.

MOLISCH, Andreas F. **Wireless Communications**. [*S. l.*]: Wiley, 2011.

OMNET++ Discrete Event Simulator. 2024. Disponível em: `https://omnetpp.org/`. Acesso em: 22 maio 2024.

PETAJAJARVI, Juha *et al.* On the coverage of LoRaWAN deployments: City-wide measurements and analysis. *In:* IEEE. 2015 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). [*S. l.: s. n.*], 2015. p. 1–5.

RAPPAPORT, Theodore S. **Wireless Communications: Principles and Practice**. [*S. l.*]: Prentice Hall, 2002.

RUZ-NIETO, A. *et al.* A 3D Simulation Framework with Ray-Tracing Propagation for LoRaWAN Communication. **Internet of Things**, v. 24, p. 100964, 2023.

SEGONI, Samuele; BATTISTINI, Andrea; CASAGLI, Nicola. A review of landslide early warning systems. **Landslides**, v. 15, n. 8, p. 1479–1490, 2018.

SEYE, M. R. *et al.* A Study of LoRa Coverage: Range Evaluation and Channel Attenuation Model. *In:* 2018 1st International Conference on Smart Cities and Communities (SCCIC). [*S. l.: s. n.*], 2018. p. 1–4.

SLABICKI, M.; PREMSANKAR, G.; DI FRANCESCO, M. Adaptive Configuration of LoRa Networks for Dense IoT Deployments. *In:* IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium (NOMS). [*S. l.: s. n.*], 2018. p. 1–9.

U-BLOX. **NEO-6 GPS Modules**. [*S. l.*], 2011. Technical Datasheet.

VELURU SAI, Anusha; NITHYA, G. K.; RAO, S. N. A comprehensive survey of electromagnetic propagation models. *In:* PROCEEDINGS of the 2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). Chennai, India: [*s. n.*], abr. 2017. p. 1457–1462.

YICK, Jennifer; MUKHERJEE, Biswanath; GHOSAL, Dipak. Wireless sensor network survey. **Computer Networks**, v. 52, n. 12, p. 2292–2330, 2008.