

# Aplicação de Redes Neuro-Fuzzy para Predição de Propagação de Ondas de Rádio LoRa em um Ambiente Suburbano Amazônico

Luana Batista Araújo, Mateus Gomes de Oliveira Luz, José Arthur Pereira Alves, Wendel Silva Santana e Leslye Estefania Castro Eras

**Resumo**— Neste trabalho, utilizou-se um sistema Neuro-Fuzzy para a predição de radiopropagação de um sinal LoRa (Long-Range). O objetivo é criar um modelo de propagação e analisar seu desempenho, comparando-o com modelos comumente utilizados na literatura, como o modelo de espaço livre, o modelo ITU-R P.1546 para distâncias menores que 1 km e o modelo ITU-R P.833 para regiões com cobertura vegetal. O modelo criado por meio de um sistema Neuro-Fuzzy demonstrou ser bastante eficiente para a região amazônica, com um desempenho superior aos outros modelos citados.

**Palavras-Chave**— Neuro-Fuzzy, predição, radiopropagação, LoRa.

**Abstract**— In this work, a Neuro-Fuzzy system was employed for the prediction of radiopropagation of a LoRa (Long-Range) signal. The objective is to create a propagation model and analyze its performance, comparing it with commonly used models in the literature, such as the free space model, the ITU-R P.1546 model for distances less than 1 km, and the ITU-R P.833 model for regions with vegetation coverage. The model created through the Neuro-Fuzzy system demonstrated high efficiency for the Amazon region, outperforming the other mentioned models.

**Keywords**— Neuro-Fuzzy, prediction, radiopropagation, LoRa.

## I. INTRODUÇÃO

A Internet das Coisas (IoT) pode ser vista como uma rede de redes que busca estabelecer a conexão de objetos à internet [1]. A IoT realiza uma nova transformação digital, conectando dispositivos, incrementando valores de negócios, redefinindo organizações e gerando uma enorme quantidade de oportunidades. Sem dúvida, esta é uma nova onda tecnológica, criando uma nova fronteira do mundo conectado com as pessoas, computadores, dispositivos, ambientes e objetos virtuais, todos conectados e capazes de interagir entre si [2].

Os dispositivos com tecnologia IoT podem receber e enviar dados, bem como atuar apenas como emissores. O envio de dados pode ser feito em intervalos predeterminados, muitas vezes minuto a minuto, ou continuamente [3].

Luana Batista Araújo, Faculdade de Engenharia da Computação, Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará, Marabá-PA, lluanabatista@unifesspa.edu.br; José Arthur Pereira Alves, Faculdade de Engenharia da Computação, Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará, Marabá-PA, arthurj167@unifesspa.edu.br; Mateus Gomes de Oliveira Luz, Faculdade de Engenharia da Computação, Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará, Marabá-PA, magoluz2001@unifesspa.edu.br; Wendel Silva Santana, Faculdade de Engenharia da Computação, Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará, Marabá-PA, wendelsilva@unifesspa.edu.br; Leslye Estefania Castro Eras, Faculdade de Engenharia da Computação, Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará, Marabá-PA, lecastro@unifesspa.edu.br.

A preferência em redes IoT é por tecnologias de conexão sem fio devido à dispersão dos dispositivos em áreas geográficas amplas. Em [4], são estabelecidos seis principais tipos de tecnologias de comunicação sem fio ideais para IoT: LoRa, SigFox, NB-IoT, LTE-M, EX-GSM e NB-LTE.

O LoRa é uma tecnologia de modulação de RF (Radio Frequency) para redes de longa distância de baixa potência [5], que segue o paradigma da Internet das Coisas. Ele utiliza uma técnica proprietária de modulação por espalhamento de frequência, que é compatível com diferentes padrões de redes, ampliando as possibilidades de utilização da tecnologia em diferentes cenários e atendendo aos requisitos de baixo consumo de energia dos objetos inteligentes.

Para criar uma rede IoT sem fio, é necessário estabelecer a área de cobertura do sinal e considerar as interferências do ambiente. Para isso, modelos de perda de propagação por percurso são comumente utilizados. A técnica de modulação do sinal de rádio utilizada pelo LoRa é o espelhamento espectral [6]. Essa técnica envolve a transmissão de um sinal em uma banda de frequência muito mais ampla do que a necessária para transmiti-lo, proporcionando benefícios ao sinal transmitido, como baixa densidade espectral de potência (DEP), o que garante imunidade a ruídos, e baixa probabilidade de interceptação do sinal. Tal técnica permite o sensoriamento em Cidades Inteligentes, aumentando a cobertura, reduzindo a infraestrutura da rede e consumindo um baixo nível de energia [7]. Por isso, esta tecnologia mostra-se uma solução promissora para enfrentar desafios presentes em certas regiões, como a Amazônia.

É importante enfatizar que a região amazônica apresenta características físicas próprias, como a grande diversidade geográfica e climática, além de uma densa cobertura florestal, o que torna desafiadora a implementação de tecnologias de comunicação.

Atualmente, os estudos sobre modelos de propagação estão limitados a determinados ambientes, sobretudo, compostos por edifícios (zonas urbanas) ou campos (zonas rurais), o que destaca a necessidade de desenvolver modelos de propagação exclusivos para a região amazônica, considerando suas características naturais.

Nesse contexto, em [8], foi realizada uma análise da cobertura de comunicação entre dispositivos LoRa em ambientes com obstáculos e sem visão direta na cidade de Belém, no Pará. Foi criado um modelo de perda de propagação para o campus Guamá, o qual foi comparado com outros modelos,

metodologia que será utilizada neste trabalho.

Deste modo, com o objetivo de desenvolver um modelo de perda de propagação capaz de prever a atenuação do sinal LoRa causada, sobretudo, por obstáculos comumente presentes no ambiente suburbano amazônico, este trabalho foi desenvolvido. O modelo proposto será feito para o Campus II da Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará (Unifesspa), na cidade de Marabá, no Pará. Ele baseia-se em redes Neuro-Fuzzy e funcionará para distâncias abaixo de 1 km, operando na frequência de 915 MHz. Para isso, este trabalho tem os seguintes objetivos específicos: realizar medições pelo Campus II da Unifesspa, a fim de estabelecer a área de cobertura do sinal e gerar dados para o treinamento do modelo proposto; criar um modelo de perda de propagação capaz de prever a atenuação causada por prédios e árvores; e comparar o desempenho do modelo criado com modelos semelhantes da literatura.

## II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### A. Modelo Espaço Livre

Este modelo visa representar a propagação de um sinal no espaço livre [9]. Tal modelo considera que não há obstruções entre o transmissor e o receptor.

A Eq. (1) abaixo mostra como este modelo estima a perda de propagação para antenas isotrópicas de ganho igual a 1 dB.

$$L = 3,44 + 20\log(f) + 20\log(d) \quad (1)$$

Onde:

- L: Largura de Banda (dB);
- f: Frequência (MHz);
- d: Distância (Km).

### B. Modelo Recomendação ITU-R P.1546 e ITU-R P.833

A recomendação ITU-R P.1546 [10] é amplamente usada para calcular interferências entre canais e definir contornos efetivos de cobertura nas faixas de VHF e UHF [11]. Este modelo semi-empírico pode ser aplicado a distâncias menores que 1 km, mas requer algumas adaptações. As equações para calcular o campo elétrico em distâncias menores que 1 km estão destacadas abaixo.

$$EdB(\mu V/m) = E_{inf} + (E_{sup} - E_{inf}) \frac{\log(\frac{d_{slope}}{d_{inf}})}{\log(\frac{d_{sup}}{d_{inf}})} \quad (2)$$

Onde:

- E: Valor do campo elétrico estimado [dB( $\mu V/m$ )];
- $E_{inf}$ : Valor mínimo esperado de campo elétrico ( $\mu V/m$ );
- $E_{sup}$ : Valor máximo esperado de campo elétrico ( $\mu V/m$ );
- $d_{slope}$ : Distância do declive em relação a distância d dado por [10];
- $d_{inf}$ : Distância do declive para  $d=0,04$  Km;
- $d_{sup}$ : Distância do declive para  $d=1$  Km.

$$E_{fs}dB(\mu V/m) = 106,9 - 20\log(d_{slope}) \quad (3)$$

Onde:

- $E_{fs}$ : Força de campo elétrico no espaço livre [dB( $\mu V/m$ )];
- $d_{slope}$ : Distância do declive em relação a distância d dado por [10].

Para percursos urbanos e suburbanos inferiores a 15 km, com edificações de altura uniforme, é necessário fazer uma correção e adicionar uma predição da intensidade de campo elétrico em determinado percurso, conforme a Eq. (4).

$$C = 3,3(\log(f))(1 - 0,85\log(d))(1 - 0,46\log(1 + h_a - R)) \quad (4)$$

Onde:

- C: Correção para percurso urbano e suburbano (dB);
- f: Frequência (MHz);
- d: Distância do percurso (Km);
- $h_a$ : Altura da antena transmissora;
- R: Altura média dos obstáculos ao redor da antena receptora (m).

Para considerar a influência da vegetação na propagação do sinal, a atenuação por vegetação foi adicionada ao modelo ITU-R P.1546, conforme a Recomendação ITU-R P.833 [12].

### C. Equações Utilizadas para o Tratamento de Dados

Para determinar a distância entre o transmissor e o receptor por meio de suas coordenadas geográficas, foi utilizada a Eq. de Haversine (5).

$$d = 2r * \arcsin(\sqrt{\sin^2(\frac{\varphi_2 - \varphi_1}{2}) + \cos(\varphi_2)\cos(\varphi_1)\sin^2(\frac{\lambda_2 - \lambda_1}{2})}) \quad (5)$$

Onde:

- d: Distância entre o transmissor e o receptor (m);
- r: Raio da terra;
- $\varphi_2$ : Latitude do transmissor;
- $\varphi_1$ : Latitude do receptor;
- $\lambda_2$ : Longitude do transmissor;
- $\lambda_1$ : Longitude do receptor.

Já para o cálculo da potência recebida [8], a Eq. (6) foi utilizada.

$$P_r(dBm) = RSSI + SNR \quad (6)$$

Onde:

- $P_r$ : Potência recebida (dBm);
- RSSI (Received Signal Strength Indicator): Indicador de Potência do Sinal Recebido (dBm);
- SNR (Signal-Noise Relation): Relação Sinal-Ruído (dB).

Por fim, para calcular a perda de propagação pelo caminho, foi utilizada a Eq. (7) [9].

$$P_L = P_t - P_r + G_t + G_r \quad (7)$$

Onde:

- $P_L$  (Path Loss): Perda de propagação pelo caminho (dBm);
- $P_t$ : Potência de transmissão (dBm);

- $P_r$ : Potência recebida (dBm);
- $G_t$ : Ganho da antena do transmissor (dBi);
- $G_r$ : Ganho da antena do receptor (dBi);

#### D. Redes Neuro-Fuzzy

Um Sistema Neuro-Fuzzy (SNF) é um tipo de sistema híbrido que combina duas técnicas de modelagem muito conhecidas: Redes Neurais Artificiais (RNAs) e Lógica Fuzzy (LF) [13]. A combinação da LF com as RNAs permite a criação de modelos precisos e flexíveis, capazes de lidar com dados complexos e variáveis e realizar previsões. Esses modelos podem ser utilizados para prever a cobertura da rede LoRa, levando em consideração as características físicas e topográficas específicas do ambiente.

### III. METODOLOGIA

Com o objetivo de criar uma base de dados para o desenvolvimento e treinamento de um sistema de predição Neuro-Fuzzy para ambiente suburbano amazônico, foi escolhido um cenário que apresentasse características urbanas e naturais da região. Por esse motivo, o local definido para a realização da campanha de medição foi o Campus II da Unifesspa, composto, sobretudo, por prédios e árvores.

Para realizar as medições, foram utilizados dois LoRa Shield SX127x, cada um acoplado a um Arduino Uno. Um deles, configurado como transmissor, foi ligado a uma bateria de 9 volts e posicionado no topo do Galpão de Laboratórios da universidade, aproximadamente a 10 metros do chão. O segundo Arduino foi configurado como receptor e ligado a um notebook via USB para captação dos dados. O receptor continha, além do LoRa Shield, um módulo SIM808 com uma antena GPS e foi utilizado para percorrer as principais rotas do campus, posicionado com uma altura de 1,25 metros do chão.

Os Arduinos foram ajustados para fazer as transmissões LoRa nas configurações especificadas na Tabela I com uma potência de 20 dBm.

TABELA I  
CONFIGURAÇÃO REDE LORA.

Parâmetros LoRa	
Frequência de Operação	915 MHz
Spreading Factor (SF)	7
Largura de Banda (BW)	125 KHz
Coding Rate (CR)	5(4/5)
Altura do LoRa receptor	1,25 m
Altura do LoRa transmissor	10 m

Com todo o hardware configurado, foram realizadas medições da seguinte forma: o transmissor enviava uma mensagem ao receptor contendo informações de Indicação de Força do Sinal Recebido (RSSI) e de Relação Sinal-Ruído (SNR), e o receptor enviava uma resposta contendo valores das mesmas variáveis. Além disso, a mensagem era acrescida de informações de latitude e longitude fornecidas pelo módulo SIM808 no momento da transmissão. No total, foram obtidos 1017 pontos de amostragem.

Após a realização das medições, os dados obtidos foram tratados. Nesta etapa, foi necessário calcular a distância entre o transmissor e receptor, a perda de potência recebida e a perda de propagação pelo caminho.

Para encontrar a distância  $d$  entre o transmissor e receptor em metros em cada ponto, foi utilizada a equação de Haversine (5). Em seguida, para encontrar a potência recebida  $P_r(dBm)$ , foi utilizada a equação (6) [8]. Por último, para encontrar o valor de perda de propagação pelo caminho  $P_L(dBm)$ , utilizou-se a equação (7) [9].

Após a obtenção de todos os valores necessários, foram eliminados da base de dados os pontos que continham erros de medição ou valores muito discrepantes da média geral. A versão final da base de dados continha um total de 829 pontos de amostragem.

Com os dados tratados, a próxima etapa foi a seleção e preparação dos modelos de propagação para a validação do modelo proposto. O primeiro modelo escolhido foi o Modelo de Espaço Livre baseado na Lei de Friis, de Harold Trap Friis [9].

O segundo modelo escolhido é a unificação de duas recomendações da União Internacional de Telecomunicações (ITU), a ITU-R P.1546 e a ITU-R P.833 [12], conforme as equações (2) e (3).

#### A. Desenvolvimento do Modelo Utilizando Redes Neuro-Fuzzy

Assim, com os modelos da literatura definidos e a base de dados tratada, iniciou-se a configuração da rede Neuro-Fuzzy no software MATLAB. Na primeira etapa da modelagem, foram selecionadas as entradas da rede, sendo a primeira a distância entre o receptor e o transmissor, a segunda a elevação do terreno obtida via Google Earth, a terceira e quarta variáveis booleanas que estão relacionadas com a presença, ou não, de árvores e prédios, respectivamente, e a quinta é o valor de perda de propagação no Espaço Livre. A saída foi definida como a perda de propagação calculada pela rede. Uma amostra desses dados tratados pode ser observada na Tabela II.

TABELA II  
AMOSTRA DE ENTRADA DOS DADOS TRATADOS.

Distância (m)	Elevação	Árvores	Prédios	Espaço Livre	Perda Medida
64,41 m	111	0	0	67,84 dB	85 dB
29,98 m	111	0	1	61,20 dB	78 dB
18,53 m	107	1	0	57,02 dB	83 dB

Após a definição das variáveis, os dados foram divididos em três partes com finalidades diferentes. Aproximadamente 71% dos pontos medidos (587 pontos) foram designados como dados de treino, aproximadamente 15% para teste (124 pontos) e aproximadamente 14% para validação da rede (118 pontos). Ao final, cada uma dessas partições foi carregada para o MATLAB com seu respectivo propósito através da ferramenta funcionalidade Neuro-Fuzzy Designer.

Dentro desta funcionalidade do MATLAB, foi selecionada a função de pertinência gaussiana. Além disso, o número de épocas foi definido como 300 e a tolerância de erro foi configurada com o valor 0.

Após a configuração, a rede foi treinada (Figura 1) e os resultados obtidos foram comparados com as estimativas do modelo de Espaço Livre e das recomendações ITU-R P.1546 / ITU-R P.833.

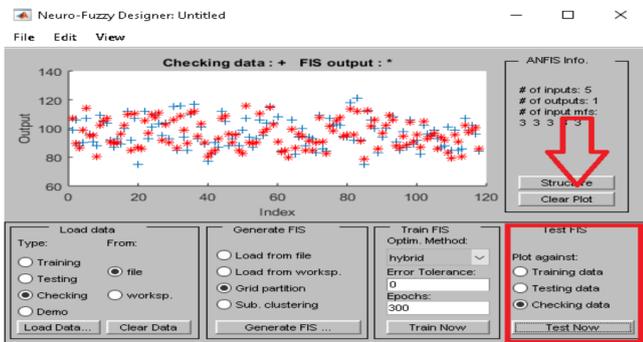


Fig. 1. Rede neural após execução do treinamento.

Ao final da execução, o MATLAB fornece as características da rede Neuro-Fuzzy gerada no treinamento, como o número de nós, parâmetros e regras Fuzzy gerados para aquela determinada rede. Na Tabela III, é possível observar cada um desses parâmetros.

TABELA III  
CARACTERÍSTICAS DO MODELO DE REDE NEURO-FUZZY CRIADO.

Parâmetros da Rede	
Número de nós da rede	524
Número de parâmetros	288
Número de regras Fuzzy	243

#### IV. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Durante a campanha de medição, foram coletadas 1017 amostras de dados de propagação de ondas de rádio utilizando a tecnologia LoRa em um ambiente suburbano amazônico. A Figura 2 exibe uma imagem de satélite obtida por meio da ferramenta Google Earth, na qual pode-se observar, marcado em vermelho, a localização do dispositivo transmissor e, em azul, os pontos amostrais em que cada medição foi realizada, constituindo a rota de medição de propagação do sinal previamente estabelecida.

Para analisar o desempenho da predição da perda de propagação do sinal pelo sistema Neuro-Fuzzy, comparou-se o resultado obtido por este sistema com os dados coletados na medição e os resultados obtidos por outros modelos de perda de propagação de sinal, o modelo de perda em espaço livre e o modelo ITU-R P.1546 / ITU-R P.833.

A Figura 3 apresenta o gráfico Perda de Sinal (dB) x Distância (m) que contém as comparações mencionadas. Nela é possível visualizar, em vermelho, a perda de sinal calculada a partir dos valores de RSSI e SNR medidos pelo dispositivo LoRa receptor; em amarelo, a perda de sinal estimada pelo modelo de espaço livre; em verde, a perda de sinal estimada pelo modelo ITU-R P.1546 / ITU-R P.833; e em azul, a perda prevista pelo sistema Neuro-Fuzzy desenvolvido neste trabalho.



Fig. 2. Localização do transmissor e dos pontos amostrais de cada uma das medições realizadas pelo receptor.

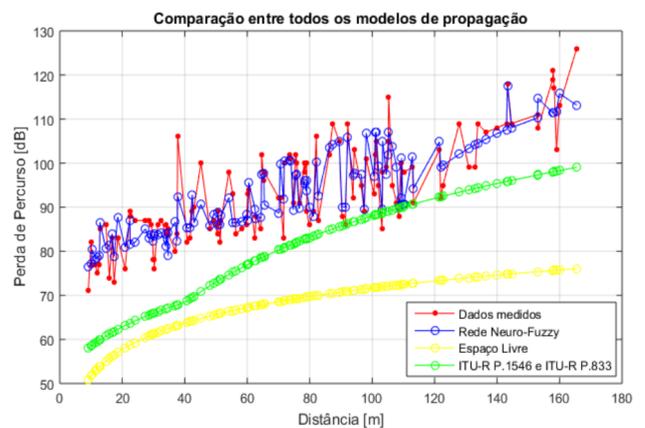


Fig. 3. Comparação entre os dados obtidos, o modelo de espaço livre, o modelo ITU-R P.1546 / ITU-R P.833 e a predição do sistema neuro-fuzzy.

Ao analisar os dados obtidos na medição, é possível notar que a rota percorrida dentro do campus alcança valores próximos a 165 metros, mesmo com um ambiente composto por densa vegetação. Observa-se também que, à medida que a distância aumenta, o valor para a perda de sinal também aumenta, o que é esperado na propagação de ondas de rádio. Além disso, nota-se a presença de vários picos de valores de perda nessas medições, o que ocorre devido às características físicas do ambiente.

Ao analisar o desempenho do modelo de espaço livre, que prevê a perda de propagação em decorrência da distância e frequência, e considera uma visão direta entre o transmissor e o receptor, percebe-se que o modelo estima de forma pouco eficaz a perda ao longo da trajetória. Esse fato é corroborado pelos resultados apresentados na Tabela IV, que exibe os valores de desvio-padrão e raiz quadrada média (RMSE) para cada modelo. O modelo de espaço livre obteve como resultado um desvio-padrão de 7 dB e uma RMSE de 29,68 dB.

Em seguida, avaliando o desempenho do modelo ITU-R P.1546 / ITU-R P.833 para distâncias menores que 1 km, considerando a presença de vegetação, observa-se que este

TABELA IV  
COMPARAÇÃO ESTATÍSTICA ENTRE OS MODELOS.

Modelo de Perda de Propagação	Desvio padrão (dB)	RMSE (dB)
Espaço Livre	7	29,69
ITU-R P.1546 / ITU-R P.833	7,16	15,78
Rede Neuro-Fuzzy	2,67	4,85

modelo apresentou um desempenho significativamente melhor do que o modelo de espaço livre. Obtendo um desvio-padrão de 7,16 dB e um RMSE de 15,78 dB. Contudo, vale destacar que ainda apresenta uma falta de precisão significativa, o que em parte ocorre devido à ausência de valores de determinadas variáveis específicos para a região Amazônica.

Por fim, avaliando o modelo proposto neste trabalho, a rede Neuro-Fuzzy, nota-se que, devido às características de aprendizado de uma rede neural atrelada à lógica Fuzzy, que é capaz de reconhecer padrões e se adaptar à variabilidade, este foi o único modelo que se adaptou à variação dos dados medidos. Além disso, observou-se que a rede Neuro-Fuzzy obteve o melhor desempenho dentre os modelos analisados no trabalho, com um desvio padrão de 2,67 dB e uma RMSE de 4,85 dB.

No trabalho [14], é empregada a técnica de Rede Neuro-Fuzzy para avaliação em três locais distintos, representados pelas estações base. Os resultados, avaliados através da métrica RMSE, exibiram uma variação de 5,783 a 7,060 para diferentes locais, revelando valores relativamente próximos ao presente trabalho, que demonstrou valores de RMSE ligeiramente inferiores, indicando uma tendência de maior precisão frente ao trabalho. Apesar dos distintos cenários, é notável que ambos os estudos contribuíram para o avanço do entendimento nesse domínio, destacando a flexibilidade e aplicabilidade da Rede Neuro-Fuzzy em diferentes contextos de pesquisa.

Ressalta-se ainda que, embora a rede Neuro-Fuzzy apresente um melhor desempenho, em certos pontos, é possível notar a previsão incorreta dos dados, indicando que melhorias podem ser implementadas no sistema.

## V. CONCLUSÕES

O trabalho propôs o desenvolvimento de um modelo de propagação baseado em redes Neuro-Fuzzy para a transmissão wireless LoRa, com o objetivo de determinar a perda de propagação causada por obstáculos comumente presentes na região amazônica, que atenuam o sinal.

Com base nos resultados apresentados, conclui-se que o modelo criado funciona para distâncias inferiores a 1 km na faixa de frequência de 915 MHz, na região suburbana amazônica. Assim, os objetivos deste trabalho foram alcançados. Isso demonstra a eficácia da utilização de redes Neuro-Fuzzy na predição de perda de propagação do sinal e que este é um método especialmente útil em localidades onde não existem modelos de propagação específicos para as características da região.

Para trabalhos futuros, sugere-se a criação de um sistema que permita avaliar a propagação do sinal em diferentes cenários, como em ambientes densamente florestados ou com

a presença de rios, o que permitiria uma melhor compreensão acerca da propagação do sinal no ambiente amazônico.

## AGRADECIMENTOS

A equipe agradece à Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará, especialmente à Faculdade de Engenharia da Computação, pela oportunidade de realizar este trabalho.

## REFERÊNCIAS

- [1] M. J. Beevi, "A fair survey on Internet of Things (IoT)", *IEEE, Emerging Trends in Engineering, Technology and Science (ICETETS), International Conference on*. [S.l.].p. 1–6, 2016.
- [2] A. A. Loureiro, J. M. S. Nogueira, L. B. Ruiz, R. A. d. F. Mini, E. F. Nakamura, C. M. S. Figueiredo, "Redes de sensores sem fio", *Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores (SBRC)*, p. 179–226, 2003.
- [3] A. Carvalho, C. Santos, L. Gonçalves, "Segurança em IoT", *Centro Universitário do Planalto Central Aparecido dos Santos – Uniceplac*, 2021.
- [4] G. M. Garcia, L. F. L. Oliveira, S. A. Zarvos, W. H. Pereira, "Tecnologias de redes para Internet das Coisas - IoT", *Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Engenharia Elétrica) - Instituto Nacional de Telecomunicações (INATEL)*, 2020.
- [5] SEMTECH, "LoRa and LoRaWAN: a technical overview", *LoRa – Developer Portal*, Dezembro, 2019.
- [6] G. A. Andrella, L. B. R. Aylon, "Investigando o uso da tecnologia LoRa em elementos da Internet das Coisas", *Universidade Estadual de Maringá, Departamento de Informática*, 2019.
- [7] F. M. Ortiz, T. T. Almeida, A. E. Ferreira, L. H. M. K. Costa, "Caracterização de desempenho de uma rede LoRa em ambientes urbanos: simulação vs. prática", *Workshop de Computação Urbana (COURB)*,3., Gramado, 2019.
- [8] A. V. R. Lopes, "Análise estatística e modelagem empírica para campus densamente arborizado utilizando tecnologia LoRa em 915Mhz", *Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Mestrado em Engenharia Elétrica, Dissertação*, Belém, 2021.
- [9] T. N. Santos, "Análise da variabilidade da intensidade do campo elétrico na faixa de 566 a 572 Mhz na cidade de Uberlândia", *Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Doutorado em Engenharia Elétrica*, Uberlândia, 2021.
- [10] ITU, "P.1546-6 Method for point-to-area predictions for terrestrial services in the frequency range 30 MHz to 4 000 MHz", 2019.
- [11] C. F. F. Rofrigues, "Contribuições ao projeto de cobertura de TV digital aberta usando otimização", *Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Centro de Tecnologia e Ciências, Mestrado em Engenharia Elétrica, Dissertação*, Rio de Janeiro, 2018.
- [12] ITU, "P.833 : Attenuation in vegetation", 2021.
- [13] M. R. Pinheiro, "Sistemas Neuro-Fuzzy. [s.l: s.n.]", *PUC-Rio*.
- [14] S. Hosseinzadeh, et al. An Adaptive Neuro-Fuzzy Propagation Model for LoRaWAN. *Applied System Innovation*, v. 2, n. 1, p. 10, 18 mar. 2019.