



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

ALISSON DE CARVALHO SOUTO

**ANÁLISE COMPARATIVA DE REDES NEURAIIS NA PREVISÃO DE
INTENSIDADE DE SINAL DE TELEVISÃO DIGITAL NA FAIXA DE UHF
(572 A 578 MHz) NA CIDADE DE ARAGUARI**

UBERLÂNDIA

2024

ALISSON DE CARVALHO SOUTO

**ANÁLISE COMPARATIVA DE REDES NEURAIIS NA PREVISÃO DE
INTENSIDADE DE SINAL DE TELEVISÃO DIGITAL NA FAIXA DE UHF
(572 A 578 MHz) NA CIDADE DE ARAGUARI**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia, como exigência parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Cláudio Paschoarelli Veiga

UBERLÂNDIA

2024

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA – UFU

Reitor: Valder Steffen Junior

Pró-Reitor de Graduação: Kárem Cristina de Sousa Ribeiro

Pró-Reitor de Pós-graduação: Carlos Henrique de Carvalho

Diretor da Faculdade de Engenharia Elétrica: Sérgio Ferreira de Paula Silva

Coordenador de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica: Luiz Carlos Gomes de Freitas

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

S728 2024	<p>Souto, Alisson de Carvalho, 1978- Análise Comparativa de Redes Neurais na Previsão de Intensidade de Sinal de Televisão Digital na Faixa de UHF (572 a 578 MHz) na Cidade de Araguari [recurso eletrônico] / Alisson de Carvalho Souto. - 2024.</p> <p>Orientador: Antonio Cláudio Paschoarelli Veiga. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Pós-graduação em Engenharia Elétrica. Modo de acesso: Internet. Disponível em: http://doi.org/10.14393/ufu.di.2024.103 Inclui bibliografia. Inclui ilustrações.</p> <p>1. Engenharia elétrica. I. Veiga, Antonio Cláudio Paschoarelli, 1963-, (Orient.). II. Universidade Federal de Uberlândia. Pós-graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.</p> <p style="text-align: right;">CDU: 621.3</p>
--------------	---

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:

Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091
Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074

ALISSON DE CARVALHO SOUTO

**ANÁLISE COMPARATIVA DE REDES NEURAIIS NA PREVISÃO DE
INTENSIDADE DE SINAL DE TELEVISÃO DIGITAL NA FAIXA DE UHF
(572 A 578 MHz) NA CIDADE DE ARAGUARI**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia, como exigência parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Processamento Digital de Sinais.

Uberlândia, 07 de fevereiro de 2024.

Banca Examinadora:

Orientador - Prof. Dr. Antônio Cláudio Paschoarelli Veiga (UFU)

Examinador – Prof. Dr. Gilberto Arantes Carrijo (UFU)

Examinador – Prof. Dr. Alexandre Coutinho Mateus (UFU)

Examinador – Dr. Tiago Nunes Santos (Algar)



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Engenharia Elétrica				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado, 790, PPGEELT				
Data:	Sete de fevereiro de dois mil e vinte e quatro	Hora de início:	09:30	Hora de encerramento:	12:30
Matrícula do Discente:	12122EEL001				
Nome do Discente:	Alisson de Carvalho Souto				
Título do Trabalho:	ANÁLISE COMPARATIVA DE REDES NEURAIAS NA PREVISÃO DE INTENSIDADE DE SINAL DE TELEVISÃO DIGITAL NA FAIXA DE UHF (572 a 578 MHz) NA CIDADE DE ARAGUARI				
Área de concentração:	Processamento da Informação				
Linha de pesquisa:	Processamento Digital de Sinais e Redes de Comunicação				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	Coordenador do projeto: Antonio Cláudio Paschoarelli Veiga. Título do projeto: Aplicações de machine learning para predição de sinais, estimação de parâmetros e reconhecimentos de padrões. Agência financiadora: não se aplica. Número do processo na agência financiadora: não se aplica. Vigência do projeto: 26/02/2018 – atual.				

Reuniu-se por meio de videoconferência, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, assim composta:

Professores Doutores: Gilberto Arantes Carrijo (UFU), Alexandre Coutinho Mateus (UFU), Tiago Nunes Santos (ALGAR) e Antonio Cláudio Paschoarelli Veiga, orientador do discente.

Iniciando os trabalhos o presidente da mesa, Dr. Antonio Cláudio Paschoarelli Veiga, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o senhor presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos examinadores, que passaram a arguir o candidato. Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o candidato:

APROVADO.

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre. O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme, foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Antonio Claudio Paschoarelli Veiga, Professor(a) do Magistério Superior**, em 07/02/2024, às 12:18, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Tiago Nunes Santos, Usuário Externo**, em 07/02/2024, às 14:06, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Coutinho Mateus, Professor(a) do Magistério Superior**, em 07/02/2024, às 20:29, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Gilberto Arantes Carrijo, Usuário Externo**, em 08/02/2024, às 09:47, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **5131424** e o código CRC **07217C05**.

Dedicado aos meus pais (*in memoriam*).

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente ao Prof. Dr. Alexandre Coutinho Mateus que, mais do que nortear os caminhos, conduziu meus passos até a chegada. Ao meu orientador egresso, o ilustríssimo Prof. Dr. Gilberto Arantes Carrijo. Ao seu devido substituto, Prof. Dr. Antônio Cláudio Paschoarelli Veiga, cuja empatia no trato pessoal suplantou sua austeridade no profissional. Ao apoio daquela que conheci lutando ainda criança e que a reencontrei lutando ainda mais em sua vida adulta, a engenheira doutoranda Andréia Coelho Domingos. Ao apoio da Fernanda, que só não me motivou mais do que a chegada do nosso filho Gael. A todos que contribuíram, irrestritamente, ratifico meu muitíssimo obrigado.

*“Anyone who fights for the future,
lives in it today.”*

(Ayn Rand)

RESUMO

Esta pesquisa apresenta uma análise comparativa de Redes Neurais Artificiais baseada em algoritmos preditores para estimar a intensidade de campo elétrico em sinais de televisão digital terrestre na faixa de 572 a 578 MHz, na cidade de Araguari, Minas Gerais. Os algoritmos de Levenberg-Marquardt, Regularização Bayesiana e Gradiente Conjugado Escalonado tiveram seus resultados avaliados pelo Coeficiente de Regressão (R) e *Mean Squared Error* (MSE), quanto mais próximo de 1 o R e menor o MSE, melhores os resultados. O conjunto de amostras medidas em campo foi dividido aleatoriamente em 80% para o treinamento, 10% para validação e 10% para os testes. Os três modelos ofereceram elevada precisão, sendo que o algoritmo de Regularização Bayesiana apresentou os melhores indicadores estatísticos, tanto no seu maior valor de regressão R quanto no menor MSE, em comparação com os algoritmos de Levenberg-Marquardt e Gradiente Conjugado Escalonado, respectivamente.

Palavras-chave: Televisão Digital Terrestre; Redes Neurais Artificiais; Levenberg-Marquardt; Regularização Bayesiana e Gradiente Conjugado Escalonado.

ABSTRACT

This research presents a comparative analysis of Artificial Neural Networks based on predictive algorithms to estimate the electric field strength in digital terrestrial television signals in the range from 572 to 578 MHz, in the city of Araguari, Minas Gerais. The Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization and Scaled Conjugate Gradient algorithms had their results evaluated by the Regression Coefficient (R) and Mean Squared Error (MSE), the closer to 1 the R and the lower the MSE, better the results. The set of samples measured in the field was randomly divided into 80% for training, 10% for validation and 10% for testing. The three models provided high precision, and the Bayesian Regularization algorithm presented the best statistical indicators, both in its highest R regression value and in the lowest MSE, compared to the algorithms of Levenberg-Marquardt e Scaled Conjugate Gradient, respectively.

Keywords: *Digital Terrestrial Television; Artificial Neural Networks; Levenberg-Marquardt; Bayesian Regularization; Scaled Conjugate Gradient.*

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 -	Ortogonalidade da modulação OFDM.....	19
Figura 2 -	Segmentação do canal de transmissão ISDB-Tb.....	20
Figura 3 -	Exemplo de curvas da Recomendação ITU-R P.1546.....	29
Figura 4 -	Exemplo de funcionamento do neurônio.....	36
Figura 5 -	Arquitetura <i>Feed-foward</i> de Múltiplas Camadas.....	38
Figura 6 -	Indicação de parada antecipada das épocas e <i>Overfitting</i>	40
Figura 7 -	Gráfico do comportamento da função de ativação Linear	41
Figura 8 -	Gráfico do comportamento da função de ativação Sigmóide.....	42
Figura 9 -	Gráfico do comportamento da função Tangente Hiperbólica	43
Figura 10 -	Estação de retransmissão de TV digital	49
Figura 11 -	Indicação da antena <i>slot</i> instalada em lateral de torre	51
Figura 12 -	Cabo 7/8” e conector EIA	51
Figura 13 -	Diagramas de irradiação de polarizações horizontal e vertical	52
Figura 14 -	Diagrama de elevação vertical, opção duas fendas	52
Figura 15 -	Mancha de cobertura pela Recomendação ITU-R P.1546-1.....	54
Figura 16 -	Esquema de interligação do sistema de recepção.....	55
Figura 17 -	Antena GPS e antena de recepção em UHF.....	56
Figura 18 -	Fluxo de elaboração do modelo de predição	57
Figura 19 -	Exemplo de metadados coletados pelo medidor de campo.....	58
Figura 20 -	Trajetória da campanha de medidas.....	59
Figura 21 -	Estrutura Básica da RNA proposta	61
Figura 22 -	Arquitetura do Modelo de RNA.....	62
Figura 23 -	Resultado de desempenho do algoritmo LM	65
Figura 24 -	Gráfico de Regressão para o algoritmo LM	66
Figura 25 -	Histograma de erro para LM	67
Figura 26 -	Resultado de desempenho do algoritmo BR	68
Figura 27 -	Gráfico de Regressão para o algoritmo BR	68
Figura 28 -	Histograma de erro para BR	69
Figura 29 -	Resultado de desempenho do algoritmo SCG	70
Figura 30 -	Gráfico de Regressão para o algoritmo SCG	70
Figura 31 -	Histograma de erro para SCG	71

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Modo de Operação ISDBT-Tb.....	21
Tabela 2 -	Exemplo de taxas disponíveis com 3 camadas hierárquicas.....	22
Tabela 3 -	Exemplo de taxas disponíveis com 2 camadas hierárquicas.....	23
Tabela 4 -	Parâmetros de modulação do ISDT-Tb	23
Tabela 5 -	Intensidade de Campo no Contorno Protegido (dB μ V/m)	25
Tabela 6 -	Classificação dos Canais em Função de suas Características	26
Tabela 7 -	Expoente de Perda para Diferentes Ambientes	33
Tabela 8 -	Parâmetros de modulação utilizado nos testes de campo.....	53
Tabela 9 -	Banco de dados com as oito variáveis utilizadas neste estudo	60
Tabela 10 -	Resumo do comparativo de desempenho entre LM, BR e SCG.....	70

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

1-S	<i>One-seg</i>
AAC	<i>Advanced Audio Coding</i>
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
Anatel	Agência Nacional de Telecomunicações
BML	<i>Broadcast Markup Language</i>
BR	<i>Bayesian Regularization</i>
CDMA	<i>Code Division Multiple Access</i>
COFDM	<i>Coded Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
dBd	Decibél em relação a um dipolo de meia-onda
dB μ v	Decibél em relação a 1 microvolt
dBm	Decibél em relação a 1 miliwatt
D.O.U.	Diário Oficial da União
DVB	<i>Digital Video Broadcasting</i>
ERP	Potência Efetiva Radiada
EIRP	Potência Efetivamente Irradiada Isotropicamente
GPS	<i>Global Positioning System</i>
HD	<i>High Definition</i>
ISDB-T	<i>Integrated Services Digital Broadcasting – Terrestrial</i>
ISDB-Tb	<i>Integrated Services Digital Broadcasting – Terrestrial (Brazilian version)</i>
ITU	<i>International Telecommunications Union</i>
ITU-R	<i>International Telecommunications Union, Radiocommunication Sector</i>
KLM	<i>Keyhole Markup Language</i>
LM	Levenberg-Marquardt
MCom	Ministério das Comunicações
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
MPEG	<i>Moving Picture Experts Group</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
NCL	<i>Nested Context Language</i>
NBR	Norma Técnica
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
<i>One-Seg</i>	<i>One Segment</i>

PBTVD	Plano Básico de Distribuição de Canais de Televisão Digital
QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i>
QPSK	<i>Quaternary Pphase Shift Keying</i>
RF	Radiofrequência
RNA	Rede Neural Artificial
RSSI	<i>Received Signal Strength</i>
RTV	Retransmissora
RX	Recepção
s	Segundos
SBTVD	Sistema Brasileiro de Televisão Digital Terrestre
SCG	<i>Scale Conjugated Gradient</i>
SD	<i>Standard Definition</i>
SFN	<i>Single Frequency Network</i>
SRTM	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>
TV	Televisão
VHF	<i>Very High Frequency</i>
UHF	<i>Ultra High Frequency</i>
UIT	União Internacional de Telecomunicações
WGS-84	<i>World Geodesic System 84</i>

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	12
1.1 Considerações Preliminares.....	12
1.2 Motivação.....	13
1.3 Objetivo Geral.....	15
1.3.1 Objetivos Específicos.....	15
1.4 Estrutura da Dissertação.....	16
2. CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS SOBRE TV DIGITAL.....	17
2.1 Histórico de Implantação da TV Digital no Brasil.....	17
2.2 Modelo Nipo-brasileiro.....	18
2.3 Canalização Brasileira.....	24
2.4 Recomendação ITU-R P.1546-1.....	26
2.5 Propagação em Dispositivos Móveis de TV.....	30
2.6 Expoente de Perda para Diferentes Ambientes.....	33
2.7 Conclusão Parcial do Capítulo II.....	34
3. CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS SOBRE REDES NEURAIS.....	35
3.1 Conceitos Básicos.....	35
3.2 Redes MLP (<i>Multilayer Perceptron</i>).....	37
3.3 Método de <i>Backpropagation</i>	38
3.4 Funções de Ativação.....	40
3.5 Indicadores de Desempenho da Rede.....	43
3.5.1 Erro Quadrático Médio (MSE).....	44
3.5.2 Coeficiente de Correlação (R).....	44
3.6 Algoritmos de Treinamento.....	45
3.6.1 Levenberg-Marquardt.....	45
3.6.2 Regularização Bayesiana.....	46
3.6.3 Gradiente Conjugado Escalonado.....	46
3.6.4 Outros Algoritmos de Treinamento.....	46
3.7 Conclusão Parcial do Capítulo III.....	47

4. CONSIDERAÇÕES EMPÍRICAS.....	49
4.1 Sistema de Retransmissão.....	49
4.2 Sistema de Recepção	54
4.3 Metodologia dos Testes de Campo	56
4.4 Rede Neural Artificial Proposta.....	62
4.5 Análise dos Parâmetros da Rede.....	64
4.6 Conclusão Parcial do Capítulo IV	64
5. SIMULAÇÕES E RESULTADOS.....	66
5.1 Algoritmo de Levenberg-Marquardt	66
5.2 Algoritmo de Regularização Bayesiana.....	68
5.3 Algoritmo de Gradiente Conjugado Escalonado	70
5.4 Resultados e Discussões	72
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	75
6.1 Introdução	75
6.2 Conclusão	76
6.3 Proposta de Trabalhos Futuros	76
REFERÊNCIAS	78

1. INTRODUÇÃO

1.1 Considerações Preliminares

O espectro de frequências destinado à radiodifusão brasileira é um recurso limitado, o que impõe ao planejamento e gerenciamento de frequências situações constantemente desafiadoras para que seu compartilhamento se mantenha coordenado. Como é um bem público, o espectro de radiofrequências brasileiro é supervisionado e administrado por uma autarquia do Governo Federal, denominada Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel).

A cobertura da área de atendimento e sua prestação de serviços de qualidade são balizadores de suma importância no processo de planejamento da rede. A predição automatizada de intensidade de sinais por modelos de propagação oferece meios objetivos para a devida análise sobre o comportamento do sinal a ser irradiado, ao antecipar a disponibilidade de cobertura e comprovar a possibilidade de convivência com as demais estações. O conhecimento prévio do nível de intensidade do campo elétrico de sinal é compulsório para determinar se as características de propagação de rádio estão dentro dos limites da área de prestação do serviço de interesse. Complementarmente, tal conhecimento agrega maior segurança operacional aos projetistas no atendimento aos telespectadores, seja para confirmar previamente se possuem disponibilidade de sinal, eventualmente dispensando a necessidade de deslocamento de uma equipe de campo às suas residências, para apontar opções de menor custo de aquisição em sistemas de recepção, ou para verificar se determinado trecho a ser percorrido possui recepção para dispositivos móveis.

Os programas especializados no mercado profissional para cálculos de manchas de cobertura de radiodifusão, como EDX Wireless, Progira Giraplan, e ATDI, da Spectrum E, demandam assinaturas que podem superar a ordem de milhares de dólares ao ano, ao passo que as Redes Neurais Artificiais (RNA) podem oferecer uma solução alternativa de menor custo, tanto financeiro como do ponto de vista computacional.

1.2 Motivação

Os estudos acadêmicos que introduziram as Redes Neurais Artificiais como uma alternativa às previsões teóricas de intensidade de sinais de radiofrequência tiveram suas primeiras referências publicadas no final do século XX e, desde então, inúmeros estudos vem corroborando sua versatilidade.

Em 2002, [1] publicaram um estudo no qual uma extensa quantidade de dados de medições de campo na frequência de 900 MHz da telefonia móvel celular foi incluída em uma rede projetada do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP), a qual permitiu a comparação entre os dados obtidos e o modelo de previsão teórico em macrocélulas. Foram utilizados conjuntos de medições independentes que demonstraram que o modelo proposto apresentou precisão satisfatória para uso no planejamento de sistemas de rádio. [2] propuseram em 2004 um método baseado neste mesmo tipo de RNA para previsão de perda de propagação de radiofrequência (RF) em áreas urbanas, apropriado para aplicações em planejamento de redes móveis celulares. Os resultados demonstraram tanto melhores resultados aos tradicionais métodos analíticos, quanto menor esforço computacional, em razão do paralelismo inerente à arquitetura das redes neurais.

No ano de 2010, [3] avaliaram uma RNA para a previsão de perda de propagação em uma macrocélula utilizando medidas coletadas em uma rede comercial CDMA (*Code Division Multiple Access*). Adicionalmente, foram utilizados diferentes algoritmos de retropropagação para treinamento, com destaque para o de Levenberg-Marquardt com parada antecipada, isto é, quando encontrada a convergência para um ponto ótimo. As entradas da rede foram escolhidas dentre parâmetros como a distância ao transmissor, perfil do terreno proveniente de perfis de mapas, tipo de vegetação e densidade predial nas proximidades da antena de recepção. Os resultados foram comparados com a recomendação ITU-R P.1546.1 e o modelo de Okomura-Hata. A RNA projetada trouxe um desempenho satisfatório, mesmo quando um simples modelo de neurônio foi empregado, acompanhada de baixa complexidade de processamento computacional.

Outro modelo empírico de RNA foi proposto por [4] em 2015 para a previsão de perda de percurso em macrocélulas na área de radiodifusão, no qual as coletas de medidas de intensidade de campo de televisão digital terrestre obtidas na prática foram substituídas por resultados de uma simulação do modelo de Longley-Rice. Na sequência, tais dados foram usados para gerar o treinamento e validação da rede neural que, reajustada a retropropagação,

o modelo de propagação baseado em rede neural agregou mais precisão aos resultados do que alguns convencionais modelos de propagação, como o Espaço Livre e Egli.

Em 2016, [5] apresentaram uma rede neural avaliada e treinada com dados obtidos experimentalmente para predição de perda de caminho de propagação de sinal nas faixas de VHF (*Very High Frequency*) e UHF (*Ultra High Frequency*), utilizando três estações de radiodifusão em frequências distintas. Uma rede neural de duas camadas, uma camada oculta e uma camada de saída, foi avaliada quanto à sua precisão e propriedades de generalização. Os resultados de previsão de perda de caminho obtidos empregando o modelo de rede neural artificial foram avaliados em relação aos métodos empíricos de Hata e Walfisch-Ikegami. Os resultados da rede neural artificial na estimativa de perda de caminho foram apropriados para a previsão de sinal em comparação com os modelos de Hata e Walfisch-Ikegami e em linha de visada direta.

Uma RNA para predições de perda de percurso em mobilidade foi desenvolvida por [6] em 2019, normalizando os dados de perfil do terreno (longitude, latitude, elevação, altitude e altura do nível do terreno) e suas distâncias para estimar seus valores correspondentes, baseados no algoritmo de Levenberg-Marquardt. Os resultados também foram superiores em termos de precisão e habilidade de generalização quando comparados com os modelos de Hata, COST 231, ECC-33 e Egli.

Diversos autores ampliaram o escopo de seus trabalhos ao estabelecerem comparações entre diferentes algoritmos de treinamento, sobretudo utilizando Levenberg-Marquardt (LM), *Bayesian Regularization* (BR), ou Regularização Bayesiana, e *Scale Conjugated Gradient*, ou Gradiente Conjugado Escalonado (SCG). [7] publicaram um estudo comparativo de diferentes ajustes de curvas de algoritmos usando conjunto de dados habitacionais no ano de 2018. Em 2021, [8] realizaram uma análise comparativa de redes neurais no diagnóstico de doenças emergentes baseadas em Covid-19. No ano de 2022, [9] utilizou o mesmo comparativo destes algoritmos para obter uma previsão do nível médio local do mar. [10] verificaram o melhor desempenho para rastreamento do apontamento máximo em um sistema solar fotovoltaico em 2022, mesmo ano em que [11] estimou a previsão de cobertura de uma rede celular móvel baseada em algoritmos de aprendizado de máquina supervisionado. Os resultados proporcionados por todos estes trabalhos supracitados obtiveram sucesso em suas proposições.

Baseado nas pesquisas bibliográficas mais atualizadas disponíveis sobre o padrão brasileiro de televisão digital terrestre ISDB-Tb (*Integrated Services Digital Broadcasting Terrestrial – Brazilian version*), não foram encontrados estudos na aplicação simultânea de

diferentes algoritmos de *Machine Learning* no exame do sinal de TV digital terrestre em dispositivos móveis.

Considerando que a utilização de rede neural tipo autorregressiva não-linear possibilita agregar, simultaneamente, dados determinísticos e estatísticos como vantagem aos métodos clássicos de predição de intensidade de sinal, que muitas vezes diferem do modelo ideal, se faz conveniente explorar mais o assunto. Nesta pesquisa, diferentemente das anteriores, um comparativo entre três diferentes algoritmos de treinamento foi pesquisado na área de radiodifusão de televisão digital terrestre, especificamente na modalidade de recepção *One-seg*.

1.3 Objetivo Geral

Estabelecida como premissa estimar o campo elétrico de TV digital esperado para um determinado conjunto amostral com precisão satisfatória através do uso das RNA, este estudo tem o objetivo de comparar o desempenho dos algoritmos de treinamento de Levenberg-Marquardt (LM), Regularização Bayesiana (BR) e Gradiente Conjugado Escalonado (SCG) em termos de capacidade preditiva e apontar o mais preciso destes modelos.

1.3.1 Objetivos Específicos

Na iminência de verificar a variabilidade do campo elétrico, se faz necessário percorrer alguns objetivos específicos, os quais são:

- Realizar coletas de amostras de potência do campo elétrico;
- Gerar os parâmetros para alimentar a RNA;
- Compilar um banco de dados para utilização da RNA;
- Escolher o modelo apropriado de RNA;
- Comparar os resultados de três diferentes modelos de algoritmos de treinamento.

1.4 Estrutura da Dissertação

A organização deste trabalho se encontra distribuída em seis capítulos.

O primeiro capítulo percorre o contexto, a motivação e o objetivo desta dissertação.

O segundo capítulo apresenta as considerações utilizadas no padrão brasileiro de radiodifusão comercial, desde o histórico de implementação, passando pelo uso da canalização e sua recomendação teórica de propagação, bem como aborda conceitos aplicados sobre dispositivos móveis.

O terceiro capítulo percorre teorias de Redes Neurais passando por métodos, topologias, funções de ativação, seus indicadores de desempenho e os principais algoritmos de treinamento.

O quarto capítulo discorre sobre as considerações empíricas utilizadas nesta pesquisa, desde os sistemas de transmissão e recepção, metodologia dos testes de campo, rede neural proposta e a respectiva análise dos parâmetros da rede.

O quinto capítulo apresenta as simulações e resultados do comparativo entre os algoritmos de treinamento em análise nesta pesquisa.

O sexto e último capítulo sedimenta a conclusão e as sugestões sobre trabalhos futuros.

Capítulo 2

2. CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS SOBRE TV DIGITAL

2.1 Histórico de Implantação da TV Digital no Brasil

A implantação do Sistema Brasileiro de Televisão Digital Terrestre - SBTVD-T na plataforma de transmissão e retransmissão de sinais de radiodifusão de sons e imagens foi dada pelo Decreto nº 5.820, de 29 de junho de 2006 [12], publicado no Diário Oficial da União em 30 de Junho de 2006, que estabeleceu as diretrizes para a transição do sistema de transmissão analógica para o sistema de transmissão digital, do serviço de radiodifusão de sons e imagens e do serviço de retransmissão de televisão.

A primeira transmissão de TV Digital no Brasil ocorreu no dia 2 de setembro de 2007, inicialmente na Grande São Paulo, empregando o sistema japonês acrescido de inovações tecnológicas desenvolvidas por universidades e institutos de pesquisa brasileiros.

Os cronogramas de implantação do sinal digital compulsoriamente são balizados pelo cronograma de desligamento do sinal analógico, usualmente chamado de *Switch-Off*. As localidades envolvidas no desligamento poderão operar com ambas as tecnologias de transmissão, analógica e digital, de forma simultânea, em uma condição temporária intitulada de *Simulcasting*, até que a data de desligamento do sinal analógico seja findada.

O cronograma inicial do *Switch-Off* previa dez anos a partir da publicação do referido Decreto para que todas as emissoras brasileiras digitalizassem suas geradoras e respectivas retransmissoras, com vistas a permitir a transição entre os sistemas nas 5.570 cidades brasileiras. Em 2013, o MCom - Ministério das Comunicações - oficializou a primeira prorrogação do prazo de desligamento do sinal analógico para 31 de dezembro de 2018, através do Decreto nº 8.061, de 29 de julho de 2013 [13]. Neste íterim, a Portaria MCom nº 2.992, de 26 de maio de 2017 [14], alterou o cronograma vigente à época e restringiu o desligamento em 31 de dezembro de 2018 exclusivamente para as localidades nas quais havia a necessidade de viabilização da implantação das redes de telefonia móvel de quarta geração, na faixa de radiofrequências de 698 MHz a 806 MHz. Concomitantemente, a referida portaria adiou o

desligamento nos municípios remanescentes para até 31 de dezembro de 2023 e permitiu que as emissoras promovessem o desligamento voluntário de cidades sob seu interesse, bastando a comunicação prévia ao MCom.

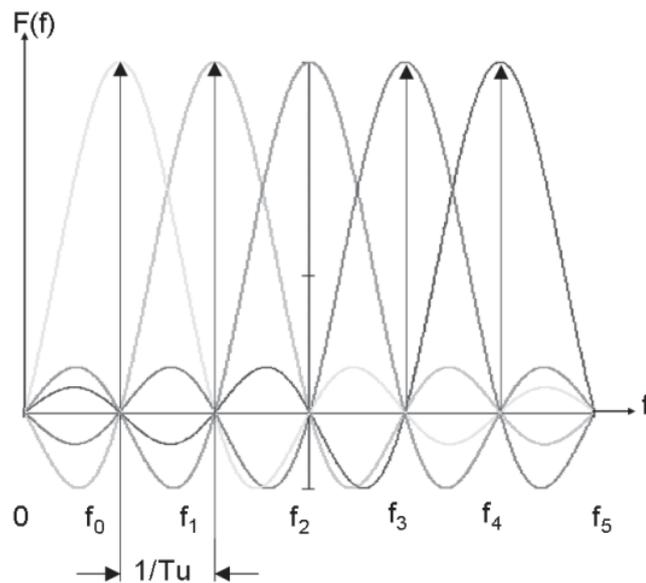
Atualmente em vigor, a Portaria MCom Nº 11.476, de 8 de dezembro de 2023 [15], protelou o prazo para o encerramento das transmissões analógicas para até 30 de junho de 2025, em duas etapas distintas. A primeira, que adiantou o prazo de 31 de dezembro de 2023 previsto [14] para 15 de dezembro de 2023, consolidou o desligamento do sinal analógico em 3.187 cidades que atingiram integralmente a digitalização de seus canais até a sua data de publicação. A segunda etapa prorrogou o encerramento das transmissões analógicas para 30 de junho de 2025, contemplando 721 cidades brasileiras que na data de publicação da referida portaria não estavam totalmente digitalizadas, e outras 284 cidades que ainda não possuem seus canais digitais devidamente licenciados no PBTVD - Plano Básico de Distribuição de Canais de Televisão Digital, totalizando 1.005 cidades que ainda dependem da conclusão da implantação dos sinais digitais no Brasil.

2.2 Modelo Nipo-brasileiro

O Japão inaugurou seu sistema ISDB-T - *Integrated Services Digital Broadcasting – Terrestrial* em meados de 2003, baseado no sistema DVB - *Digital Video Broadcasting*, conservando a oferta de alta definição, mobilidade, portabilidade e modulação de dados em OFDM - *Orthogonal Frequency Division Multiplexing* [16], acrescida da inserção de intervalo de guarda.

Na técnica de modulação supracitada, as subportadoras formam um conjunto de funções ortogonais entre si, no qual a integral do produto entre duas quaisquer destas funções dentro do intervalo de um símbolo é nula. É esta ortogonalidade que garante que a interferência intersimbólica nas frequências das subportadoras seja nula e que a banda ocupada pelo sinal modulado em OFDM caiba dentro da largura de banda do canal de 6 MHz da TV Digital, segundo [16]. A partir da Figura 1 é possível depreender que a frequência da primeira subportadora (f_0) é exatamente igual ao inverso da duração do símbolo ($1/T_u$).

Figura 1: Ortogonalidade da modulação OFDM



Fonte: [17]

Outro recurso que foi conservado pelo uso da modulação OFDM é a possibilidade de operar no esquema Rede de Frequência Única, ou *Single Frequency Network* (SFN), que permite a repetição do mesmo sinal, simultaneamente e na mesma frequência do transmissor principal, para reforçar eventuais zonas de sombra em uma determinada localidade.

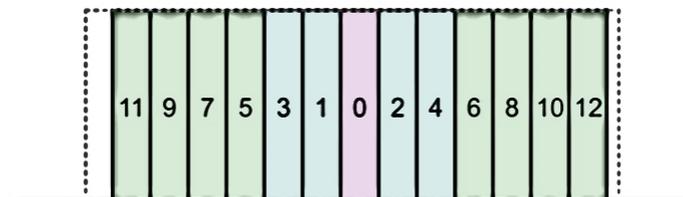
Em janeiro do ano de 2024, vinte anos após seu lançamento, o sistema ISDB-T consolidou sua operação em vinte países ao redor do mundo.

Implantado no Brasil em 2007 sob a nomenclatura ISDB-Tb, o acréscimo da sigla ‘b’, de “*Brazilian version*”, sinaliza a inclusão das adaptações trazidas pela engenharia brasileira. Igualmente conhecido como SBTVD, o modelo nipo-brasileiro de TV digital inovou na substituição do padrão de compressão de vídeo H. 262/MPEG-2 para o H.264/MPEG-4 AVC, na padronização da taxa de apresentação para 30 quadros por segundo para todas as opções de transmissão, ao invés dos 15 quadros/s adotados no padrão japonês no caso dos dispositivos portáteis e o recurso da interatividade usando o *middleware* Ginga, composto por Ginga-NCL (*Nested Context Language*) e módulos Ginga-J, ao passo que o ISDB-T usa BML (*Broadcast Markup Language*).

A segmentação de banda, que divide a largura de 6 MHz do canal de transmissão em 13 segmentos distintos, permite que seja empregado um ou mais segmentos para cada camada, de acordo com o tipo de transmissão pretendida, com a possibilidade de transmitir até três feixes de dados simultâneos e adotando modulações distintas.

Os segmentos são contados do centro para fora, com o segmento central recebendo o número zero. A segmentação que divide a largura de banda de 6 MHz do canal de transmissão em 13 segmentos destina 5,6 MHz à carga útil de *bits*, restando a diferença para banda de guarda. Na Figura 2, é possível notar que entre os segmentos de um canal e os dos canais adjacentes permanece um espaço livre, que corresponderia ao décimo quarto segmento, o qual é destinado à proteção contra eventuais interferências entre símbolos quando o sinal interferente surge como um subproduto do sinal principal, ou para proteção na convivência com canais adjacentes. A faixa livre no início do canal é propositalmente maior que ao final com o objetivo de oferecer uma proteção extra contra interferências oriundas de canais analógicos. Para os dispositivos móveis, uma melhora de desempenho para interferências de co-canal pode ser esperada, considerando que o segmento central está alocado separadamente das portadoras de áudio e vídeo do sinal da televisão analógica. Além disso, nas interferências de canais adjacentes, uma melhora de desempenho pode também ser esperada devido à separação da localização das frequências [18].

Figura 2: Exemplo de segmentação em ISDB-Tb



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os segmentos de 1 a 12 podem ser usados conjuntamente para a transmissão em HD – *High Definition* (1920 x 1080 *pixels*) com codificação de vídeo no formato MPEG-4 H.264 e áudio MPEG-4 AAC 2.0 ou 5.1, dependendo da própria emissora do sinal, ou para até quatro programações simultâneas em resolução SD – *Standard Definition* (720 x 480 *pixels*), ou ainda subdivididos de formas alternativas. O motivo de se separar os segmentos em diferentes grupos é a possibilidade de explorar o canal de modos mais eficientes. Cada grupo é chamado “camada hierárquica”. Assim, o segmento zero é sempre a primeira camada e as próximas camadas dependem de como são escolhidas as divisões. As camadas são ditas hierárquicas porque não é possível alcançar uma determinada camada se a anterior ainda não tiver sido ocupada.

Alternativamente, existem formas distintas de se fazer a transmissão dos *bits*, mas todas elas impõem uma escolha a ser feita, seja pela maior quantidade de *bits*, ou pela maior confiabilidade na transmissão. Em outras palavras, sendo finita a capacidade do canal, a decisão se baseia entre ocupar o canal com uma maior quantidade de dados, ou com ênfase aos mecanismos de correção, redundância e imunidade à interferências.

Os mecanismos de correção de erros reduzem sobremaneira a quantidade de *bits* perdidos na recepção, mas cobram seu preço ao limitar a capacidade de *bits* transmitidos.

O sistema IDBT-Tb possui três modos de multiportadoras (2K, 4K e 8K) que, conforme o tipo de transmissão escolhida, utiliza um ou mais segmentos para cada camada, com a possibilidade de transmitir até três feixes de dados simultâneos com modulações diferentes entre si.

A Tabela 1 demonstra os parâmetros relacionados aos seus respectivos modos de operação.

Tabela 1: Modo de Operação ISDBT-Tb

Parâmetro	Modo de Operação		
	2K	4K	8K
Número total de portadoras	1.405	2.809	5.617
Portadora por segmento	108	216	432
Espaçamento entre portadoras (kHz)	3,968	1,984	0,992
Comprimento do símbolo (μ s)	252	504	1.008
Intervalo entre símbolos	7,8 - 63	15,75 - 126	31,5 - 252
Duração do quadro (ms)	53 - 64,2	106 - 128,5	212 - 257
Clock Principal (MHz)	8,127 (512/63)		

A segmentação dos serviços permite melhorar o aproveitamento do canal. Por exemplo, o segmento zero situado na primeira camada satisfaz a receptores de telas menores, que normalmente estão em movimento e que possuem antena de recepção diminuta ou embutida. Portanto, é conveniente aplicar menos *bits* para a imagem e alcançar máxima robustez contra perdas por multipercurso.

Na camada seguinte, que pode ser programada para apresentar dois ou mais segmentos, é possível explorar a transmissão móvel. Neste ponto, convém esclarecer que TV portátil e TV móvel correspondem a tipos diferentes de receptores, haja vista que os portáteis são dispositivos de mão que demodulam a resolução disponibilizada em 320 x 240 *pixels*, ao passo que os receptores móveis correspondem a televisores maiores, que podem ser instalados em veículos

automotores, com resolução em até 720 x 480 *pixels*. Logo, as TV's móveis demandam mais *bits* para formar a imagem, porém são esperados destes receptores antenas mais eficientes, comumente instaladas na parte externa dos veículos, sendo oportuno explorar o compromisso entre capacidade de *bits* e segurança na transmissão.

A terceira camada permanece destinada à oferta de imagem em alta definição e com a maior parte dos segmentos, conseqüentemente com a maior quantidade de *bits*. Neste caso, é esperada uma melhor condição de recepção, haja vista que as residências possuem antenas fixas e melhor dimensionadas, preferencialmente instaladas em seu ambiente externo. A capacidade de *bits* para a transmissão do sinal HD poderá ser amplamente explorada, pela expectativa de que a recepção será mais estável, podendo superar 20 Mbps de taxa de transmissão.

Quanto à apresentação dos conteúdos transmitidos para os dispositivos móveis, nos dispositivos de recepção *Full-seg*, simultaneamente ou não, depende da arquitetura do receptor, restando a especificação desta possibilidade facultada aos fabricantes [18].

A Tabela 2 a seguir apresenta um exemplo distribuição com três camadas, relacionadas aos seus segmentos e capacidade de *bits*.

Tabela 2: Exemplo de taxas disponíveis com três camadas hierárquicas

Camada	Serviço	Segmento (s)	Bits p/ seg.	Bits totais
1 ^a	Portátil	0	330 kbps	330 kbps
2 ^a	Móvel	1 a 3	880 kbps	2,64 Mbps
3 ^a	Fixo / HD	4 a 12	1,533 Mbps	13,8 Mbps

Para se manterem competitivas no mercado, as emissoras comerciais brasileiras preteriram a transmissão da TV móvel, sob a justificativa do alto investimento relativo a uma baixa estimativa de retorno neste perfil de telespectador. Na prática, os radiodifusores optaram pela transmissão de apenas duas camadas, a portátil e a HD, ao que o termo “mobilidade” é genericamente adotado para quaisquer receptores que recebam sinais em movimento.

Para fins de comparação a respeito das taxas de transmissão, a Tabela 3 é voltada para a distribuição com duas camadas, sendo possível notar que a camada portátil invariavelmente apresenta menos *bits* por segmento, resultando em máxima robustez na recepção.

Tabela 3: Exemplo de taxas disponíveis com duas camadas hierárquicas

Camada	Serviço	Segmento (s)	Bits p/ seg.	Bits totais
1 ^a	Portátil	0	312 kbps	312 kbps
2 ^a	Fixo / HD	1 a 12	1,4 Mbps	16,8 Mbps

O exemplos apresentados demonstraram que um segmento pode comportar uma quantidade que varia desde 312 kbps até 1.533 kbps, de acordo com os mecanismos de segurança empregados. Mesmo caso a opção seja pela quantidade máxima de *bits*, alguns mecanismos de segurança ainda permanecem ativos, pois o sistema ISDBT-Tb foi concebido para garantir sua utilização em todas as possibilidades de configurações.

O sistema ISDB-Tb ainda oferece a possibilidade de escolha das técnicas de modulação em 16 QAM, 64 QAM, QPSK e DQPSK para utilização nas sub-portadoras OFDM. Analogamente, a opção da técnica de modulação se equilibra pela relação de compromisso entre a capacidade de transmissão e robustez, com diversas possibilidades de taxas, conforme explicitadas na Tabela 4.

Tabela 4: Parâmetros de modulação do ISDT-Tb

Esquema de Modulação	Taxa do código convolucional	Capacidade de Transmissão (Mbps)			
		Intervalo de Guarda 1/4	Intervalo de Guarda 1/4	Intervalo de Guarda 1/4	Intervalo de Guarda 1/4
QPSK DQPSK	1/2	3,651	4,056	4,295	4,425
	2/3	4,868	5,409	5,727	5,9
	3/4	5,476	6,085	6,433	6,638
	5/6	6,085	6,761	7,159	7,376
	7/8	6,389	7,099	7,517	7,744
16QAM	1/2	7,302	8,113	8,590	8,851
	2/3	9,736	10,818	11,454	11,801
	3/4	10,953	12,170	12,886	13,276
	5/6	12,170	13,522	14,318	14,752
	7/8	12,779	14,198	15,034	15,489
64QAM	1/2	10,953	12,170	12,886	13,276
	2/3	14,604	16,227	17,181	17,702
	3/4	16,430	18,255	19,329	19,915
	5/6	18,255	20,284	21,477	22,128
	7/8	19,168	21,298	22,551	23,234

Ainda a respeito dos dispositivos móveis, outra inovação do sistema nipo-brasileiro em relação ao japonês se deu pela dispensa de largura de banda adicional para sua transmissão, pois sua largura de banda de 430 kHz é correspondente a um dos 13 segmentos úteis do canal padronizado em 6 MHz, motivo pelo qual recebeu a denominação de “*One-seg*”, ou 1-S. Esta alternativa brasileira permitiu ganho em eficiência na demodulação do serviço em dispositivos móveis através do uso de receptores de banda estreita, com um menor custo computacional para decodificar sua respectiva taxa de *bits*, aliado a um menor consumo de energia e possibilidade de antenas de recepção com dimensões reduzidas.

2.3 Canalização Brasileira

Os requisitos técnicos de condições de Uso de Radiofrequências para os Serviços de Radiodifusão de Sons e Imagens e de Retransmissão de Televisão em vigor no Brasil foram estipulados pelo [19], publicado no D.O.U. de 18 de julho de 2022. O Ato em exame nesta Seção igualmente determina que:

a padronização para a transmissão digital é redigida pelas normas da Associação Brasileira de Normas Técnicas - ABNT, referentes ao padrão do Sistema Brasileiro de Televisão Digital Terreste (SBTVD-T), adotado no Brasil. Essas normas especificam o sistema de transmissão do SBTVD-T, compreendendo o sistema de codificação de canal e modulação, e descreve o processamento de sinal no modulador e os processos de demodulação na recepção. [19]

Não obstante, foi estabelecido que as estações de TV e RTV devem ser instaladas em local que assegure o atendimento dos requisitos mínimos de cobertura do município de outorga, desde que a estação esteja dentro do contorno protegido do canal. O contorno protegido de um canal é o lugar geométrico dos pontos em que são obtidos os valores de campo estipulados na Tabela 5. Tais pontos devem ser tomados em radiais espaçadas em cinco graus, iniciando no azimute correspondente ao Norte Verdadeiro, que é considerado o azimute zero, com distâncias em relação ao local das coordenadas geográficas da estação, utilizando-se os valores de ERP para cada radial e a altura de referência em relação ao nível médio do terreno por radial, dada pela Recomendação ITU-R P. 1546 [20].

Tabela 5: Intensidade de Campo no Contorno Protegido (dB μ V/m)

Campo em dB μ V/m	Canal		
	2 a 6	7 a 13	14 a 51
Canais analógicos	58	64	70
Canais digitais	--	43	51

A Potência Efetiva Radiada (ERP) é calculada conforme fórmula descrita a seguir [19]:

$$ERP_{MAX} = \frac{P_T \cdot G_{TMAX}}{P_S} \quad (1)$$

Onde:

P_T : Potência de operação do transmissor, em kW;

G_{TMAX} : Ganho máximo do sistema radiante, em vezes $\left(G_{TMAX} = 10^{\left(\frac{G_{TMAX}(dBd)}{10} \right)} \right)$; e

P_S : Perda total do sistema de transmissão, em vezes $\left(P_S = 10^{\left(\frac{P_S(dB)}{10} \right)} \right)$.

A perda total do sistema de transmissão é composta pelo somatório das perdas na linha e das perdas em conectores e divisores de potência, conforme a fórmula descrita a seguir [19]:

$$P_S (dB) = \frac{L \cdot A_L}{100} + P_D \quad (2)$$

Onde:

L : Comprimento da linha transmissão, em metros;

A_L : Atenuação da linha de transmissão, em dB/100 metros; e

P_D : Perdas em conectores e demais estruturas, em dB.

Caso a informação de ERP por radial não esteja disponível, será considerada, em todas as direções, a máxima ERP da classe em que o canal esteja enquadrado, referenciado a uma altura de 150 metros sobre o nível médio do terreno, sendo este o valor de altura normalizada para os cálculos teóricos desta pesquisa.

Os canais de TV e RTV, em tecnologia analógica e digital, são classificados em Classe Especial, Classe A, Classe B e Classe C. A Tabela 6 indica os valores máximos de potência

ERP para os canais digitais, correspondentes a cada classe, a altura de referência em relação ao Nível Médio do Terreno (HNMT) e as respectivas distâncias máximas ao contorno protegido. A classe do canal é identificada pela radial de maior distância ao contorno protegido.

Tabela 6: Classificação dos Canais Digitais em Função de suas Características Máximas

Classe	Canais	Máxima Potência ERP	HMNT (m)	Distância Máxima ao Contorno Protegido (km)
Especial	7 - 13	16 kW	150	65,6
	14 - 46	80 kW		58,0
	47 - 51	100 kW		58,0
A	7 - 13	1,6 kW		47,9
	14 - 51	8 kW		42,5
B	7 - 13	0,16 kW		32,3
	14 - 51	0,8 kW		29,1
C	7 - 13	0,016 kW		20,2
	14 - 51	0,08 kW		18,1

A área de prestação do serviço dos canais de TV e de RTV, em tecnologias analógica e digital, corresponde à área delimitada pelo seu contorno protegido, que deve cobrir pelo menos 70% da área dos setores censitários urbanos do município objeto do ato de outorga, demonstrada pelo uso das manchas de cobertura teórica em conformidade com as intensidades de campo anteriormente demonstradas na Tabela 5.

2.4 Recomendação ITU-R P.1546-1

O modelo para cálculo de cobertura para faixa de VHF e UHF indicado pelo ITU - *International Telecommunication Union* - é apresentado na Recomendação ITU-R P.1546-1, com sua primeira versão publicada em 2003. Adotado pelo Ministério das Comunicações e Anatel – Agência Nacional de Telecomunicações para elaboração do Plano Básico de Distribuição de Canais de Televisão Digital (PBTVD), a recomendação descreve os procedimentos para calcular a previsão ponto-a-área da intensidade de campo para radiodifusão

na faixa de frequências de 30 a 3.000 MHz, abrangendo distâncias entre 1 km e 1000 km, aplicada às porcentagens de tempo entre 1% e 50%, apresentando curvas de 10 m até 1.200 m de altura efetiva de transmissão através da utilização de tabelas e curvas baseadas em análises estatísticas de dados empíricos. A Recomendação ITU-R P.1546 foi derivada do método Okumura-Hata e em campanhas empíricas de medições, agrupando também contribuições de outras recomendações para alcançar técnicas eficazes no planejamento de cobertura, como as ITU-R P.341, ITU-R P.370, ITU-R P.528, ITU-R P. 1411, permanecendo em evolução até o ano de 2019, em sua sexta e última versão.

A predição das intensidades de campo são obtidas através de interpolação das curvas de propagação tabeladas que representam os valores de intensidade de campo excedidos em 50%, 10% e 1% do tempo em 50% das localidades, inscritas em uma área com resolução comumente de 200 m por 200 m. Caso as distâncias e a altura da antena transmissora não coincidam diretamente com os valores observados nas curvas, os valores deverão ser calculados através do uso de interpolações, principalmente logarítmicas, através das curvas com parâmetros que mais se aproximam, imediatamente maior e imediatamente menor, da variável em questão para determinação da intensidade de campo [20].

Caso não haja coincidência direta das distâncias tabuladas, a intensidade de campo E dB(μ V/m) necessita ser linearmente interpolada para o logaritmo da distância utilizando a Equação 3, excetuando valores de d menores que 1 km ou maiores que 1000 km:

$$E = E_{inf} + \frac{(E_{sup} - E_{inf}) \log\left(\frac{d}{d_{inf}}\right)}{\log\left(\frac{d_{sup}}{d_{inf}}\right)} \text{ dB}(\mu\text{V}/\text{m}) \quad (3)$$

Onde;

d : distância para a qual a previsão é desejada;

d_{inf} : distância de tabulação imediatamente inferior a d ;

d_{sup} : distância de tabulação imediatamente superior a d ;

E_{inf} : valor de intensidade de campo para d_{inf} ;

E_{sup} : valor de intensidade de campo para d_{sup}

Caso seja necessário obter os valores de intensidade de campo para quaisquer outras frequências, haverá a necessidade de interpolação ou extrapolação dos valores obtidos para os

valores nominais de frequência. No caso desta pesquisa, no qual a frequência de interesse está na faixa de 600 MHz em percurso terrestre, a intensidade de campo necessária (E) poderá ser calculada através da Equação 4.

$$E = E_{inf} + \frac{(E_{sup} - E_{inf}) \log\left(\frac{F}{F_{inf}}\right)}{\log\left(\frac{F_{sup}}{F_{inf}}\right)} \text{ dB}(\mu V/m) \quad (4)$$

onde:

F: frequência para a qual a previsão é desejada (MHz);

F_{inf}: frequência nominal inferior (100 MHz se F < 600 MHz, 600 MHz caso contrário);

F_{sup}: frequência nominal superior (600 MHz se F < 600 MHz, 2000 MHz caso contrário);

E_{inf}: valor de intensidade de campo para F_{inf};

E_{sup}: valor de intensidade de campo para F_{sup}.

A norma considera a altura efetiva da antena transmissora, compreendida como a altura da antena em relação à altura média do terreno, calculada entre a distância de 3 a 15 km, na direção da antena receptora. As curvas de propagação em função da distância são fornecidas para os valores dados de diversas possibilidades de altura da antena transmissora que, no caso desta pesquisa, se referencia a uma altura de 150 metros sobre o nível médio do terreno [19].

Em relação à interpolação da intensidade de campo em função da altura da antena transmissora, a norma oferece oito valores tabulados de h₁ que vão de 10 a 1.200 metros. Cada opção determina qual curva ou quais curvas podem ser selecionadas para se obter os valores de intensidade de campo e sua respectiva interpolação. Caso não seja possível obter a intensidade de campo diretamente destas tabulações, será necessário interpolar ou extrapolar seus valores de duas curvas a partir da Equação 5 [20] :

$$E = E_{inf} + \frac{(E_{sup} - E_{inf}) \log\left(\frac{h_1}{h_{inf}}\right)}{\log\left(\frac{h_{sup}}{h_{inf}}\right)} \text{ dB}(\mu V/m) \quad (5)$$

onde:

h_{inf} : 600 m se $h_1 > 1.200$ m, caso contrário, a altura nominal efetiva logo abaixo de h_1 ;

h_{sup} : 1.200 m se $h_1 > 1.200$ m, caso contrário, a altura nominal efetiva logo acima de h_1 ;

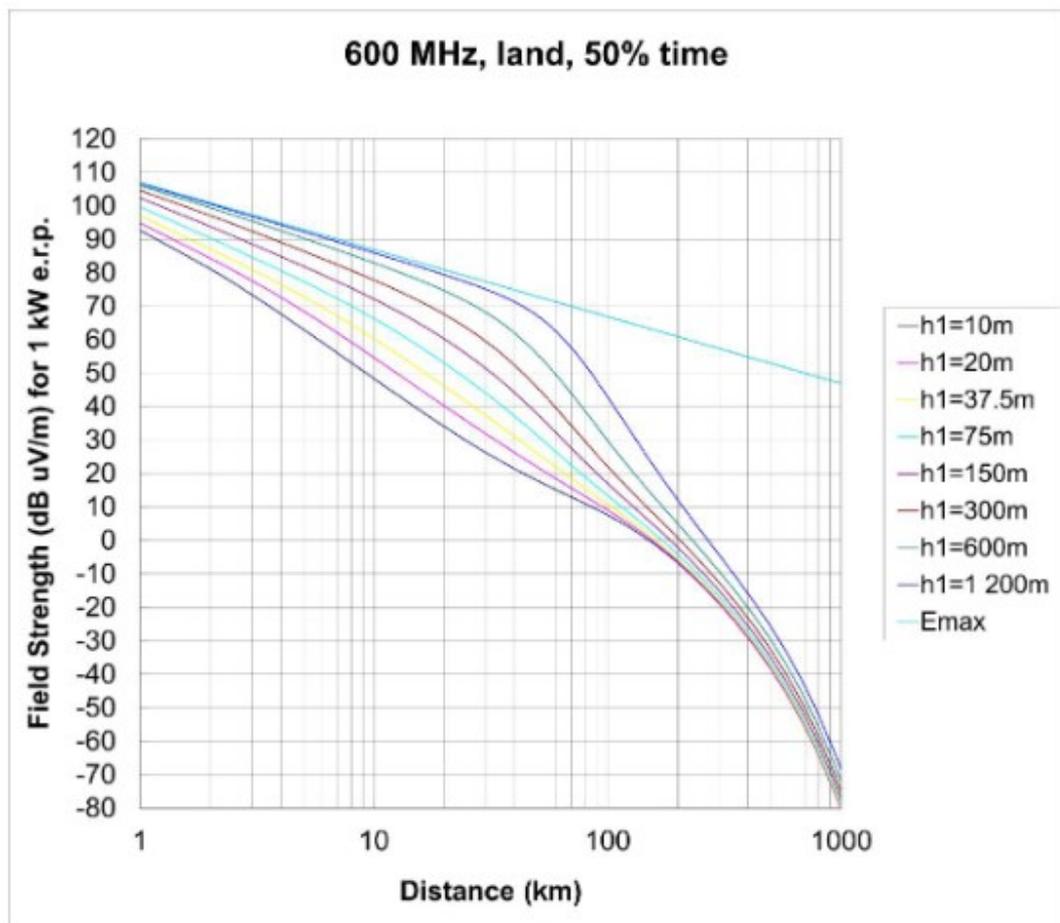
E_{inf} : valor de intensidade de campo para h_{inf} , na distância definida;

E_{sup} : valor de intensidade de campo para h_{sup} , na distância definida.

As curvas da Recomendação ITU-R P.1546 estão referenciadas numa ERP de 1 kW e apresentam variações de parâmetros para as frequências de 100, 600 e 2.000 MHz, representando a variação, conforme mencionado, na intensidade de campo para diferentes alturas de antenas transmissoras nas mesmas condições.

Figura

3: Exemplo de curvas experimentais da Recomendação ITU-R P.1546



Fonte: [20]

A Figura 3 apresenta a opção apropriada para esta pesquisa, na qual as curvas correspondem à faixa de frequência de 600 MHz, com percurso terrestre e em 50% do tempo. A variabilidade temporal considera as variações na intensidade do campo elétrico devido à não-estacionaridade temporal do canal de transmissão que poderiam ser justificadas, por exemplo, pelas variações atmosféricas e climáticas e, também, a movimentação do dispositivo receptor [20]. De forma análoga à variabilidade temporal, as medidas que compõem a base de dados da recomendação empregam o valor de 50% para a variabilidade local, ou seja, 50% da área provavelmente será coberta por um valor de campo maior que aquele resultante do fornecido pelas tabelas da Recomendação ITU-R P.1546.

Para a determinação do contorno protegido de canais em tecnologia digital são utilizadas as curvas E(50,90), que fornecem os valores de intensidade de campo excedidos em 50% dos locais durante 90% do tempo. As curvas E(50,90) podem ser obtidas numericamente pela interpolação das curvas E(50,50) e E(50,10) da Recomendação ITU-R P. 1546, por meio do seguinte método da Equação 6 [19]:

$$E(50,90) = 2 \times E(50,50) - E(50,10) \quad (6)$$

No caso em análise, no qual a distância ao contorno protegido da estação permanece em valores abaixo de 15 km, deve ser usado o método indicado na Recomendação ITU-R P. 1546. Caso a solução seja não monotônica, será adotada a maior distância obtida [19].

2.5 Propagação em Dispositivos Móveis de TV

Os efeitos da propagação em mobilidade ampliam as incertezas estatísticas e têm um impacto significativo nos receptores de televisão *One-seg*, no qual o próprio deslocamento do equipamento pode induzir à variações nas condições do canal, impondo uma maior variedade de parâmetros a influir nos sinais recebidos, os quais compulsoriamente passam através dos principais mecanismos de propagação eletromagnética.

Quanto aos mecanismos de propagação de maior relevância, se destacam a dispersão, reflexão e difração. A dispersão ocorre quando o sinal se propaga por diferentes caminhos e chega ao receptor em momentos ligeiramente distintos, podendo resultar em degradação na qualidade do sinal. A reflexão ocorre em edificações, relevo e outros artefatos que podem

derivar em diferentes caminhos entre o sinal do transmissor e receptor, podendo causar interferências e propagação múltipla em alguns casos. A difração ocorre quando as ondas eletromagnéticas contornam obstáculos, podendo causar distorções no sinal. No entanto, os sistemas de transmissão e recepção são projetados para se beneficiar das qualidades destes mecanismos supracitados em levar atendimento de sinal à regiões ou espaços obstruídos ou em áreas de sombra.

Quanto aos efeitos, o desvanecimento de larga escala, ou sombreamento, refere-se à atenuação do sinal devido à presença de obstáculos físicos, como edifícios ou vegetação, que pode levar a variações no nível de sinal, especialmente em ambientes urbanos. Outro efeito é o desvanecimento de pequena escala, também chamado de efeito multipercurso [21], que ocorre quando o sinal alcança o receptor através de múltiplos caminhos, cada um com diferentes comprimentos e propriedades, que podem derivar interferências de fase e amplitude, resultando em um conjunto de sinais com retardos mútuos relativos, sofrendo espalhamento temporal. Em termos práticos, este efeito provoca a interferência intersimbólica e tende a limitar a taxa máxima de símbolos que pode ser aproveitada no canal.

Para receptores em movimento, sobretudo em cenários urbanos ou áreas densamente povoadas, uma distribuição apropriada para os casos nos quais a componente de linha de visada direta é atenuada e não é dominante, sendo o resultado de muitos componentes de propagação multipercurso aleatórios e independentes, é a distribuição Rayleigh [21]. Sua distribuição é caracterizada por sua Função de Densidade de Probabilidade (f.d.p.) para a amplitude do sinal, demonstrada na Equação 7.

$$p_{Rayleigh}(r) = \frac{r}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma}\right) \quad (7)$$

Onde:

r : amplitude do sinal;

σ : parâmetro de escala, associado à variabilidade do sinal devido aos múltiplos caminhos de propagação.

Para as situações onde o receptor móvel recebe uma componente de visada direta além dos componentes multipercurso, ou seja, a componente dominante do sinal recebido é estacionária, a distribuição mais apropriada é a de Rice [21]. Esta Função de Densidade de Probabilidade é dada pela Equação 8:

$$p_{Rice}(r) = \frac{r}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2 + r_s^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{rr_s}{\sigma^2}\right) \quad (8)$$

Onde:

$I_0(x)$: função de Bessel modificada de primeira espécie;

r_s : parâmetro relativo à amplitude da componente em visibilidade;

σ : desvio padrão das componentes do sinal.

A distribuição de Rice acompanha um fator K , caracterizado pela Equação 9, que relaciona a potência da componente em visibilidade com a potência das componentes de multipercurso:

$$K = 10 \log \frac{r^2}{2\sigma^2} \quad (dB) \quad (9)$$

Se K tende a zero, a distribuição de Rice pode ser reduzida à distribuição de Rayleigh, representando um caso onde não há componente de visada. No sentido oposto, à medida que o fator K aumenta, a contribuição da componente em visada direta torna o multipercurso quase desprezível.

Nos casos de recepção fixa, assegurar uma relação portadora ruído pode ser suficiente para alcançar uma intensidade de campo mínima correspondente em um dado canal, em que se faz presente diferentes ruídos, como o aditivo, o branco e gaussiano. No entanto, quanto à propagação em dispositivos móveis, os experimentos levam à consideração adicional de que estes valores da relação portadora ruído podem não incluir todas as realizações estatísticas dos canais Rayleigh e Rice existentes [22]. Em campo, poderão haver localidades com desvanecimento superior às margens consideradas nestes modelos, bem como os valores necessários da portadora na relação sinal ruído poderão não ser encontrados em todas as localizações. Em alguns casos, a solução para tais problemas pode ser encontrada no receptor, como no emprego de diversidade espacial, com o intuito de aumentar a porcentagem de localizações servidas.

2.6 Expoente de Perda para Diferentes Ambientes

O modelos de propagação de rádio em sua grande maioria derivam da combinação de métodos analíticos e empíricos, os quais indicam que a potência média do sinal recebido descrece logaritmicamente em função da distância. Como efeito comparativo, a Recomendação ITU-R P.1546-1 preceitua que a distribuição de intensidades de campo medianas em ambientes urbanos e suburbanos é aproximadamente lognormal, no que diz respeito às variações causadas pela presença de implantações sobre o terreno [20].

Baseado no Modelo de Perda de Propagação Log-Distância, que preceitua que a potência média do sinal recebido decresce logaritmicamente em função da distância, Rappaport propôs no ano de 1996 a inserção de um “Expoente de Perda para Diferentes Ambientes”, conceituando que a perda de propagação do sinal não se esgota meramente em função da distância, mas também afetada pelo ambiente circundante, incluindo obstáculos, reflexões e outros elementos. O autor sugere um valor de perda correspondente a obstáculos no entorno dos pontos de medição para complementar as informações de rugosidade do terreno não previstas nos modelos digitais de elevação topográfica. A Tabela 7 apresenta valores típicos de ‘n’ para tais ambientes.

Tabela 7: Expoente de Perda para Diferentes Ambientes

Ambiente	Expoente de Perda de Propagação (n)
Espaço Livre	2
Área Urbana	2,7 a 3,5
Área Urbana Sombreada	3 a 5
Obstruído por Edifícios	4 a 6
Obstruído por Fábricas	2 a 3

Os referidos valores de expoente ‘n’ são combinados aos valores de potência do sinal medidos em campo, resultando na intensidade do sinal (em dBm) em um dado ponto de recepção, calculada pela Equação 10:

$$Pr(dBm, d) = Pr(dBm, d_0) - 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right)$$

(10)

Onde,

P_r (dBm, d): intensidade do sinal em dBm no ponto de recepção;

P_r (dBm, d_0): intensidade do sinal em dBm no ponto de referência adquirido através de medição;

d_0 é a distância de referência próxima à antena de transmissão;

d é a distância que separa o transmissor do receptor;

n é o expoente de perda de propagação, que indica a taxa com que a perda aumenta com a distância.

2.7 Conclusão Parcial do Capítulo II

A implementação da TV Digital no Brasil seguiu o Decreto nº 5.820 de 2006, adotando o modelo ISDB-Tb com adaptações propostas pela engenharia brasileira. O sistema ISDB-Tb permite a segmentação de banda para diferentes tipos de transmissão e se ajusta aos diversos perfis de receptores. O desligamento do sinal analógico sofreu sucessivas prorrogações e no momento está previsto para ser integralmente extinto no país até junho de 2025. A canalização do SBTVD, regulada pelo MCom, estabelece os requisitos técnicos para a garantia da cobertura adequada das estações e a devida convivência dos canais no espectro radioelétrico. A Recomendação ITU-R P.1546-1 foi crucial no planejamento e distribuição dos canais digitais e é adotada nesta pesquisa em aderência à norma técnica de radiodifusão. Os efeitos da propagação em dispositivos móveis são amplificados na observância do sinal em movimento percebido por dispositivos portáteis *One-seg*. O modelo de perda de propagação log-distância, junto ao "Expoente de Perda para Diferentes Ambientes" de Rappaport, considera não somente a distância entre o transmissor e o receptor, mas inclui informações sobre a observação do ambiente circundante não previstas pelas cartas topográficas e a rugosidade do terreno.

Capítulo 3

3. CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS SOBRE REDES NEURAIS

3.1 Conceitos Básicos

Um neurônio artificial, ou *perceptron*, se resume à unidade fundamental em uma rede neural. Seu funcionamento consiste em receber entradas ponderadas, realizar uma soma ponderada destas entradas, adicionar um viés, também intitulado de *bias*, e aplicar uma função de ativação para produzir uma saída, dada matematicamente por (y) na Equação 11.

$$y = f(\sum_{i=1}^n (w_i \cdot x_i) + b) \quad (11)$$

Onde:

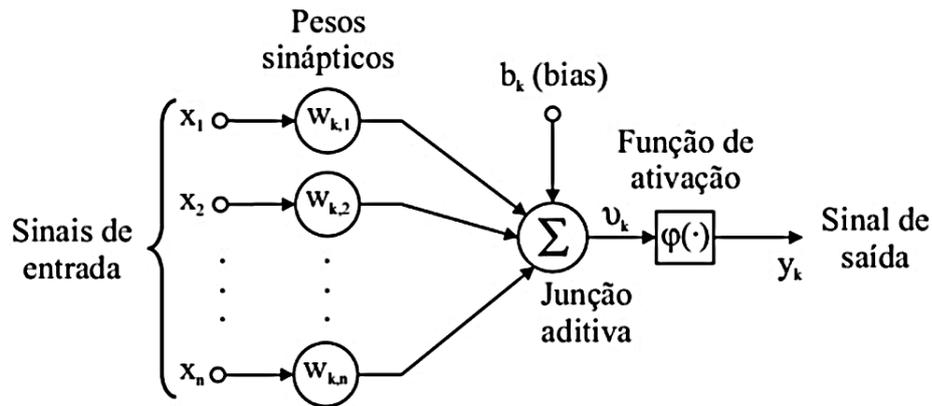
w_i são os pesos associados às entradas;

b é o viés;

f é a função de ativação.

Os neurônios são organizados em camadas, as quais são compostas por múltiplos neurônios em paralelo, que processam as mesmas entradas de modo autônomo. Cada neurônio na camada tem seus próprios pesos e *bias*, permitindo que a camada agregue diferentes padrões nos dados. A saída da camada é uma combinação das saídas de todos os neurônios.

Figura 4: Exemplo de funcionamento do neurônio



Fonte: [23]

Neste exemplo básico da Figura 4 são apresentados sinais de entrada X_1, X_2, \dots, X_p , que são ponderados pelos pesos w_1, w_2, \dots, w_p , com b_k denominado *bias*, sendo todos agrupados pela função aditiva. Existem vários modelos de redes neurais, as quais possuem regras de treinamento, nas quais os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados, ou seja, elas aprendem por meio de exemplos [24].

Por conseguinte, as Redes neurais podem ser formadas por múltiplas camadas de neurônios, incluindo uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas, e uma camada de saída [25]. As camadas ocultas são responsáveis por aprender representações complexas dos dados.

Em sua arquitetura mais clássica, as chamadas Redes *Feed-Forward* perfazem a gama mais ampla de redes neurais, nas quais as informações fluem exclusivamente em uma única direção, da camada de entrada para a camada de saída, sem ciclos ou retroalimentação direta. Este tipo de arquitetura comporta desde os modelos lineares mais simples como, por exemplo, uma rede composta tão somente de uma camada de entrada e uma camada de saída, na qual os dados trafegam diretamente da entrada para a saída.

Nesta cadeia de informações *Feed-forward*, cada neurônio presente em uma camada está conectado a todos os neurônios da camada seguinte, em uma operação caracterizada pela propagação direta dos sinais de entrada através das camadas ocultas até a camada de saída, etapa onde as saídas ou valores alvo são gerados. Iterativamente, o referido processo é repetido durante o treinamento para ajustar os pesos e *biases*, buscando minimizar o erro entre as previsões da rede e os valores reais, podendo assim inclusive fornecer indicadores objetivos de desempenho.

A habilidade das redes *Feed-forward* em aprender representações hierárquicas e não lineares dos dados as tornam úteis em diversas aplicações, como em sub-áreas do processamento digital de imagens, reconhecimento de padrões, análise de texturas, restauração, classificação e melhoria da qualidade.

3.2 Redes MLP (*Multilayer Perceptron*)

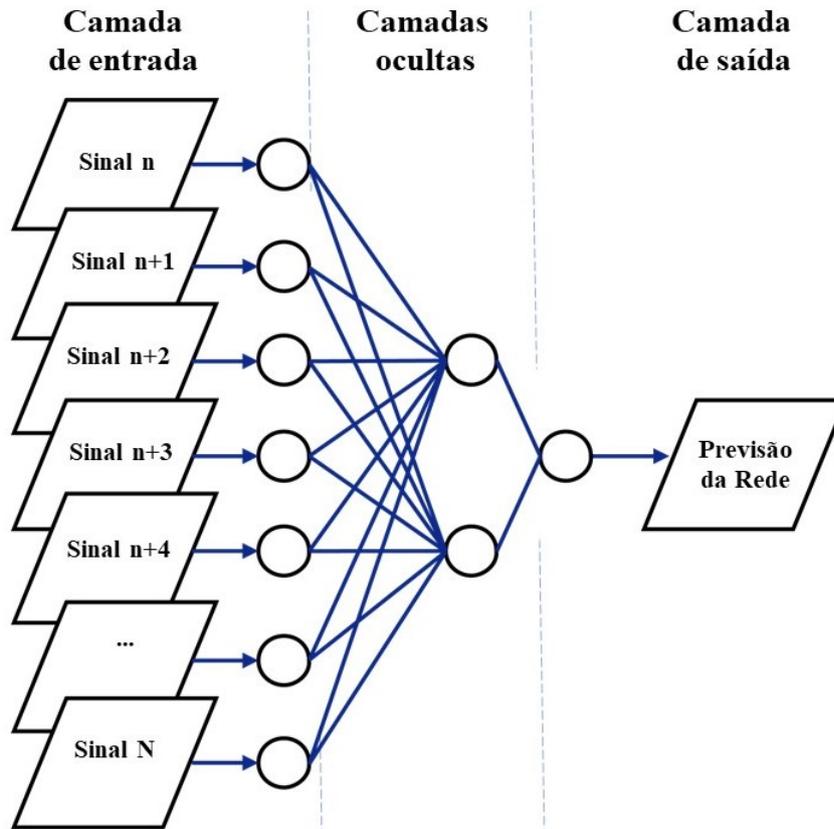
A chamada Rede *Multilayer Perceptron* se trata de uma subcategoria de redes *Feed-forward* que inclui pelo menos uma camada oculta entre a camada de entrada e a camada de saída, que adiciona a habilidade de aprender representações mais complexas e não lineares dos dados. Os neurônios da camada oculta podem aplicar uma transformação não linear às entradas, resultando em uma maior capacidade de modelagem.

Na camada de entrada de uma rede MLP, os sinais de entrada são recebidos e cada neurônio representa uma característica do conjunto de dados, não existindo ainda nesta etapa a realização de cálculos, apenas a transmissão dos valores de entrada para a camada oculta.

Na etapa das camadas ocultas, cada neurônio em uma camada oculta aplica uma combinação linear ponderada das entradas e aplica uma determinada função de ativação não linear, as quais serão discutidas no Item 3.4. Adicionalmente, cada camada oculta pode apresentar um número variável de neurônios, a depender da complexidade do problema.

A camada de saída concentra a entrega dos resultados alvo ou previsões da rede. Cada neurônio nesta camada representa uma classe em problemas de classificação ou uma variável alvo em problemas de regressão.

Figura 5: Arquitetura *Feed-forward* de Múltiplas Camadas



Fonte: o autor

3.3 Método de *Backpropagation*

O Método *Backpropagation*, ou retropropagação, foi introduzido na década de 1980 e seu algoritmo é um método de aprendizado supervisionado para redes *Feed-forward* multicamadas, comumente aplicado às redes MLP, que ajusta os pesos da rede de acordo com o gradiente da função de custo em relação aos pesos.

O algoritmo de retropropagação pode ser compilado em seis em passos [26], conforme a seguir:

1. Inicialização:

- Inicialização aleatória dos pesos na rede neural;
- Definição da taxa de aprendizado.

2. Propagação Direta:

- Os dados de entrada são apresentados à rede, permeando todas as camadas até gerar a saída;
- Cada neurônio realiza uma soma ponderada das entradas e aplica uma função de ativação para gerar a saída da camada.

3. Cálculo do Erro:

- A diferença entre as saídas previstas e os valores reais é calculada;
- Os indicadores de desempenho são desta forma contabilizados para quantificar o erro global da rede.

4. Retropropagação do Erro:

- O gradiente obtido pelos indicadores de desempenho em relação aos pesos é calculado através da aplicação da regra da cadeia;
- O gradiente é propagado da camada de saída para as camadas ocultas.

5. Atualização dos Pesos:

- Os pesos são ajustados usando o gradiente descendente;
- A taxa de aprendizado controla a magnitude dos ajustes.

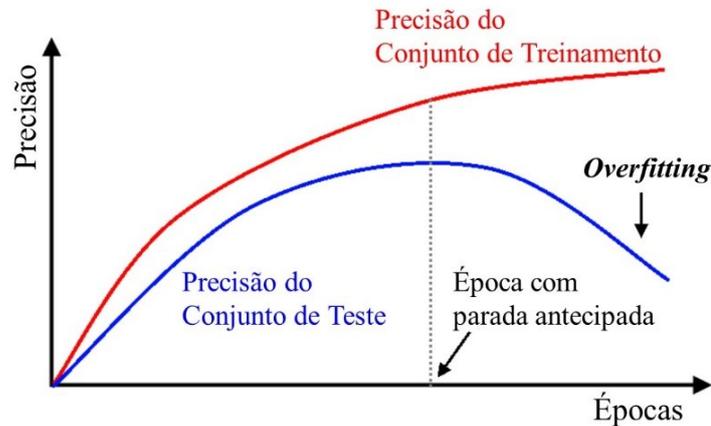
6. Repetição:

- Os passos 2-5 são repetidos para cada exemplo no conjunto de treinamento por várias épocas.

Convém ressaltar que as arquiteturas de rede neural padrão, como o *perceptron* multicamada totalmente conectado, são propensas ao sobreajuste, o chamado *overfitting*, situação que inclui o método de Backpropagation. O *overfitting* surge quando se excede a quantidade ideal ou necessária de passagens completas do conjunto de dados, intituladas “épocas” de treinamento, carregando ruído para os resultados da rede. Estratégias como validação cruzada e técnicas de regularização são frequentemente incorporadas para mitigar esse problema. No caso desta pesquisa, também foi aplicado um recurso adicional ao ajuste dos

pesos chamado de *Momentum*, para acelerar o treinamento. A Figura 6 indica a relação entre a parada antecipada das épocas e a ocorrência de *overfitting*.

Figura 6: Indicação de parada antecipada das épocas e *Overfitting*



Fonte: Adaptado de [27]

Em suma, o método de *Backpropagation* é um processo iterativo que, ao longo do treinamento, ajusta os pesos da MLP para minimizar o erro entre as previsões e os valores reais. Sua eficácia está ligada à escolha adequada de hiperparâmetros, como a taxa de aprendizado, parâmetro que controla o tamanho dos ajustes nos pesos, e à capacidade de evitar o surgimento do *overfitting*.

3.4 Funções de Ativação

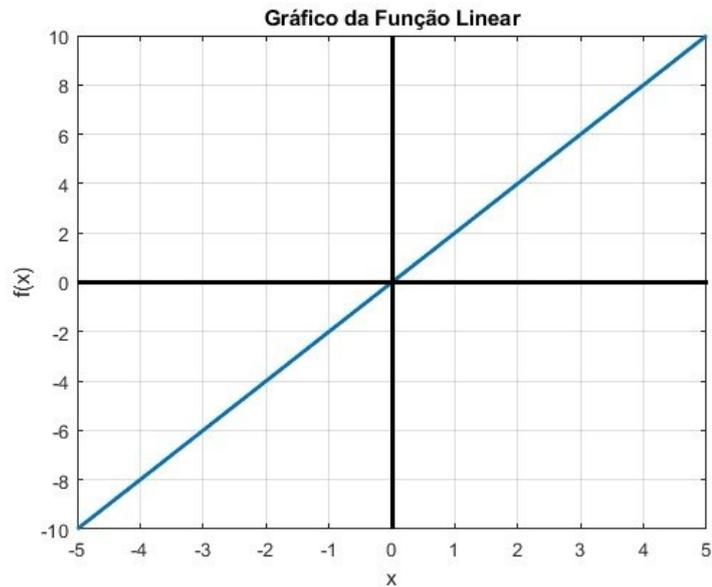
O processamento em cada neurônio é realizado através do que chamamos de função de ativação e algumas dessas funções são demonstradas nesta Seção.

3.4.1 Função Linear

A função de ativação Linear, conforme demonstrada na Equação 12, se trata de uma função linear simples, com sua saída proporcional à entrada, sem introduzir não linearidades, bastante aplicada em redes neurais de regressão.

$$f(x) = ax \quad (12)$$

Figura 7: Gráfico do comportamento da função de ativação Linear



Fonte: o autor

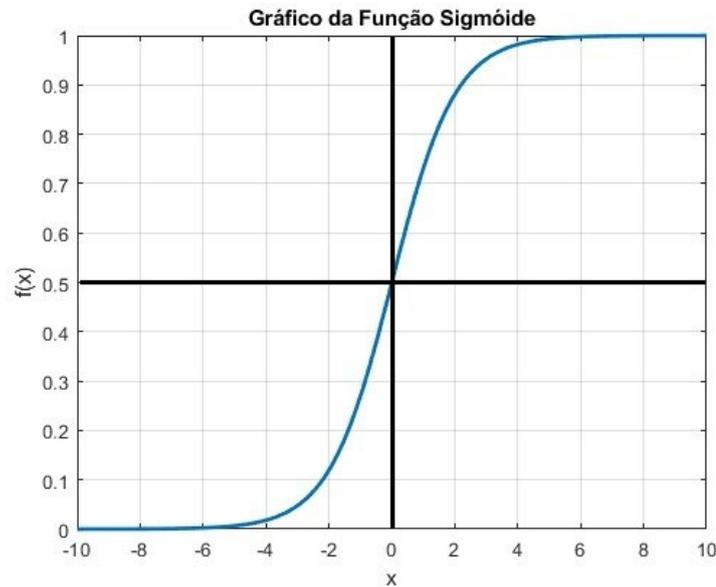
Desta maneira, a função Linear se destina a trabalhos simples em que se busca a interpretabilidade, sendo descartada para uso nas camadas ocultas de redes neurais mais elaboradas, pois é limitada na capacidade de aprender padrões complexos.

3.4.2 Função Sigmóide

A função Sigmóide é ideal para as redes do tipo *Feed-forward* que necessitam que os valores que sejam apenas positivos. Esse tipo de função de ativação transforma a entrada em um intervalo entre 0 e 1. É amplamente utilizada em redes neurais para introduzir não linearidades e sua função pode ser visualizada na Equação 13:

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (13)$$

Figura 8: Gráfico do comportamento da função de ativação Sigmóide



Fonte: o autor

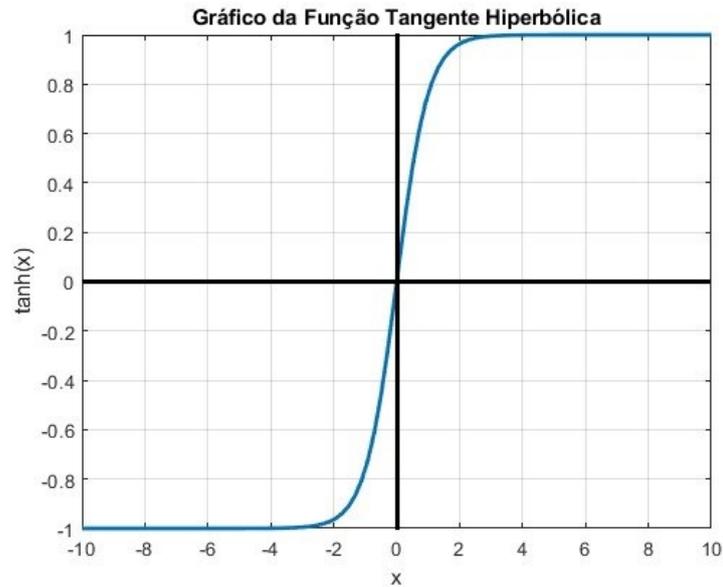
Esta função é útil para modelar probabilidades e tradicionalmente aplicada em camadas ocultas, mas podem apresentar problemas vinculados ao desaparecimento de gradientes.

3.4.3 Função Tangente Hiperbólica

A função tangente hiperbólica, igualmente chamada de ativação TanH, possui uso em redes neurais cujas saídas precisam se restringir ao intervalo $[-1,1]$. Essa função é uma versão escalonada da sigmóide e sua saída é a tangente hiperbólica da entrada. Esta função geralmente é aplicada na realização de treinamentos, especialmente quando envolvem derivativos, como no caso do método *Backpropagation*. Sua função pode ser definida como:

$$\tanh(x) = \frac{2}{(1 + e^{-2x}) - 1} \quad (14)$$

Figura 9: Gráfico do comportamento da função de ativação Tangente Hiperbólica



Fonte: o autor

Assim, a função TanH compartilha propriedades idênticas às da função sigmóide e possui, dentre suas utilidades, a capacidade de mitigar o problema de desaparecimento de gradientes, tendo em vista que a média da saída é próxima de zero, condição obtida por sua saída estar delimitada na faixa entre -1 e 1.

Em um contexto mais amplo, as RNA's podem utilizar inúmeras funções de ativação, geralmente com o objetivo de modelar relações mais complexas nos dados. A opção da função de ativação depende das características desejadas da rede e em função do tipo de problema a ser resolvido.

3.5 Indicadores de Desempenho da Rede

A escolha adequada dos Indicadores de Desempenho depende da natureza do problema, ao que as principais funções para aplicação em Regressão são demonstradas nesta Seção.

3.5.1 Erro Quadrático Médio (MSE)

O Erro Médio Quadrático, traduzido de *Mean Square Error* (MSE), é uma métrica que quantifica a média dos quadrados das diferenças entre as previsões (p_i) do modelo e os valores reais (m_i), obtidos a partir da seguinte equação [28]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [p_i - m_i]^2 \quad (15)$$

Onde:

m_i representa os valores de dados experimentais;

p_i representa valores previstos; e

n é o número de amostras.

Valores menores indicam um melhor desempenho da rede, ou seja, o modelo está mais próximo dos valores reais. Como o MSE envolve o quadrado dos erros, erros grandes têm um peso ainda maior, amplificando o impacto dos *outliers*, ou seja, valores extremos nos dados podem ter um impacto significativo no resultado.

Conjuntamente, o MSE e o Coeficiente de Correlação são frequentemente utilizados em na avaliação de modelos de RNA e são embarcados de forma *default* na suíte de ferramentas *Neural Net Fitting*, do Matlab R2022b®.

3.5.2 Coeficiente de Correlação (R)

O Coeficiente de Correlação (R) é uma medida estatística que representa a força e a direção da relação linear entre duas variáveis. No contexto de modelos de regressão, é frequentemente utilizado o Coeficiente de Correlação de Pearson (r) como uma forma de R.

O valor de R varia entre -1 e 1.

- R = 1 indica uma relação linear perfeita e positiva;
- R = -1 indica uma relação linear perfeita e negativa;
- R = 0 indica nenhuma relação linear.

Os valores R são obtidos a partir da seguinte equação [28]:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (m_i - \bar{m})(p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (m_i - \bar{m})^2 \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2}} \quad (16)$$

Onde:

m_i representa os valores de dados experimentais;

p_i representa valores previstos;

n é o número de amostras;

\bar{m} e \bar{p} são valores médios de m e p , respectivamente.

Para verificar individualmente o desempenho de cada algoritmo, o coeficiente de correlação ‘R’ entre os dados reais e previstos é comparado, para critérios de desempenho, paralelamente ao seu respectivo valor de MSE, que atua como uma referência auxiliar de performance da rede. O valor de regressão dado por R é o principal indicador de precisão da rede. Ao se obter uma associação idêntica entre os dados de entrada e de saída, seu valor será 1, ao passo que, não havendo qualquer associação, seu valor será 0.

Complementarmente, o Erro Quadrático Médio dado pelo MSE é a disparidade quadrática média entre resultados e objetivos. Caso este atinja um valor nulo, indica que não a rede não apresenta erro algum.

Ambos os Indicadores de Desempenho, tanto o MSE quanto o R, são aplicados nesta pesquisa para avaliar o desempenho da RNA e realizar o comparativo proposto entre os algoritmos de treinamento apresentados na Seção 3.6.

3.6 Algoritmos de Treinamento

3.6.1 Levenberg-Marquardt

O algoritmo de Levenberg-Marquardt (*trainlm*) é uma combinação dos métodos de minimização de Gauss-Newton e do gradiente descendente, usando a aproximação da segunda derivada sem a necessidade de se calcular uma matriz hessiana exata. Sua abordagem busca

iterativamente o mínimo da função através da associação do vetor gradiente com a matriz Jacobiana. LM é o algoritmo que proporciona maior rapidez, às custas de um maior uso de memória computacional [33].

3.6.2 Regularização Bayesiana

A Regularização Bayesiana (*trainbr*) minimiza a combinação linear de erros quadráticos e pesos. Apesar de exigir mais tempo de processamento do que LM ou SCG, este modelo de rede resiliente dispensa a necessidade de uma fase de validação, porque emprega um método próprio embarcado. O treinamento é interrompido quando cumpridas algumas das condições: o número máximo de épocas ou de tempo é atingido; o desempenho é minimizado para o destino; o desempenho do gradiente cai abaixo do parâmetro *min_grad*; ou quando excedido o parâmetro *mu_max*.

3.6.3 Gradiente Conjugado Escalonado

O algoritmo de Gradiente Conjugado Escalonado (*trainscg*) é uma modificação da retropropagação e seu menor consumo de memória o destaca em relação aos demais do comparativo. Suas condições de parada são as supracitadas no BR, se distinguindo pela inobservância do parâmetro *mu_max*.

De um modo geral, o processo de treinamento dos algoritmos é interrompido automaticamente se não houver melhorias na generalização, guiado pelo aumento do erro quadrado médio das amostras de validação.

3.6.4 Outros Algoritmos de Treinamento

O *software* Matlab R2022b® oferece doze opções de comandos para algoritmos de treinamento em Redes Neurais Artificiais. Além das três opções destacadas nos itens anteriores, as quais integram o comparativo desta pesquisa, são mencionadas as seguintes:

- ***Resilient Backpropagation (trainrp)***: algoritmo que ajusta automaticamente as taxas de aprendizado e sua retropropagação é usada para calcular derivadas de desempenho em relação às variáveis de peso e viés;
- ***One Step Secant (trainoss)***: usa uma abordagem do secante para otimização e atualiza peso e valores de polarização de acordo com o método secante de uma etapa;
- ***Polak-Ribière Conjugate Gradient (traincgp)***: uma variante do método de gradiente conjugado que atualiza peso e valores de polarização de acordo com a retropropagação do gradiente conjugado, com atualizações de Polak-Ribiere;
- ***BFGS quasi-Newton Backpropagation (trainbfg)***: ajusta a taxa de aprendizado dinamicamente e atualiza pesos e valores de viés com atualizações em lote (*batch*), de acordo com o método quasi-Newton dos matemáticos que receberam a homenagem pela sigla BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno).

3.7 Conclusão Parcial do Capítulo III

A compreensão dos conceitos básicos de redes neurais é fundamental para explorar suas aplicações. Os neurônios artificiais, ou *perceptrons*, formam as unidades fundamentais, processando entradas ponderadas e aplicando funções de ativação para gerar saídas. Organizados em camadas, os neurônios em paralelo processam entradas de forma autônoma, agregando padrões nos dados. As redes *Feed-forward*, como as do tipo MLP, fluem as informações em uma direção, facilitando o aprendizado de representações hierárquicas e não lineares. O método de *Backpropagation* ajusta os pesos da rede para minimizar erros, sendo propenso ao sobreajuste, mitigado por estratégias como validação cruzada. As funções de ativação, como a Sigmóide utilizada na rede neural desta pesquisa, introduzem não linearidades essenciais para modelar relações complexas nos dados. Indicadores de Desempenho, como MSE e Coeficiente de Correlação, avaliam a precisão da rede. Algoritmos de treinamento, como Levenberg-Marquardt, Regularização Bayesiana e Gradiente Conjugado Escalonado, oferecem abordagens distintas para otimizar o aprendizado e a generalização da rede. O treinamento de Levenberg-Marquardt costuma ser o algoritmo de treinamento mais rápido, embora exija mais memória do que outras técnicas. BR normalmente leva mais tempo, mas é bom para generalizar para conjuntos de dados pequenos ou com ruído. SCG é recomendado

para problemas grandes, pois usa cálculos de gradiente que são mais eficientes em termos de memória do que os cálculos Jacobianos usados por Levenberg-Marquardt ou Regularização Bayesiana [33]. Esses elementos fundamentais proporcionam uma base sólida para explorar as potencialidades das redes neurais na previsão da intensidade elétrica do sinal digital *One-seg*.

Capítulo 4

4. CONSIDERAÇÕES EMPÍRICAS

4.1 Sistema de Retransmissão

A estação retransmissora de sinais de televisão digital escolhida está situada em Araguari, um município no interior do estado de Minas Gerais com cerca de 100.000 habitantes e altitude acima do nível do mar variando entre 940 e 1.087 metros.

Figura 10: Estação de retransmissão de TV digital



Fonte: o autor

A estação retransmissora de TV apresentada na Figura 10 irradia publicamente sua programação livre, aberta e gratuita no canal trinta e um digital, conforme características aprovadas no Sistema Mosaico, disponíveis para consulta no sítio eletrônico da Anatel, a saber:

Geradora: Rádio Televisão de Uberlândia LTDA.

Nome Fantasia: TV Integração

Programação: Globo Comunicação e Participações LTDA.

Logradouro: Rua Florianópolis, 450 – Bairro Aeroporto

Coordenadas Geográficas: 18° 40' 6,00" S; 48° 11' 0,00" W

Canal: 31 (trinta e um)

Frequência: 572 MHz – 578 MHz

Classe de operação: C

ERP Máxima: 0,08 kW

Cota da base da torre: 954 m

Transmissor Principal: Screen Service Broadcasting Technologies SPA

Potência de Operação: 0,010 kW

Linha de Transmissão:

- Fabricante: RFS - RADIO FREQUENCY SYSTEMS;
- Modelo: LCF78-50;
- Cabo coaxial 7/8”;
- Comprimento da Linha: 59,00 m;
- Atenuação: 2,85 dB/100m;
- Perdas Acessórias: 0,5 dB;
- Impedância: 50,00 ohms.

Antena de Retransmissão:

- Fabricante: Ideal Indústria de Antenas LTDA.;
- Modelo: ISDE023118SL;
- Ganho: 6,30 dBd;
- Beam-Tilt: 0,00 °;
- Orientação NV: 345 °;
- Polarização: Elíptica (70% horizontal / 30% vertical);
- Altura de centro de fase da antena: 48 m.

A antena de retransmissão é do tipo *slot* duas fendas, com diagrama de irradiação em 180°, instalada em lateral de torre com centro de fase a 48 metros de altura do solo, conforme assinalada na Figura 11:

Figura 11: Indicação da antena *slot* instalada em lateral de torre



Fonte: o autor

A Figura 12 apresenta o cabo coaxial em [A], que possui isolamento por dielétrico de espuma e baixa perda de transmissão, e o tipo de conector EIA 7/8” que interliga as duas pontas do sistema irradiante [B].

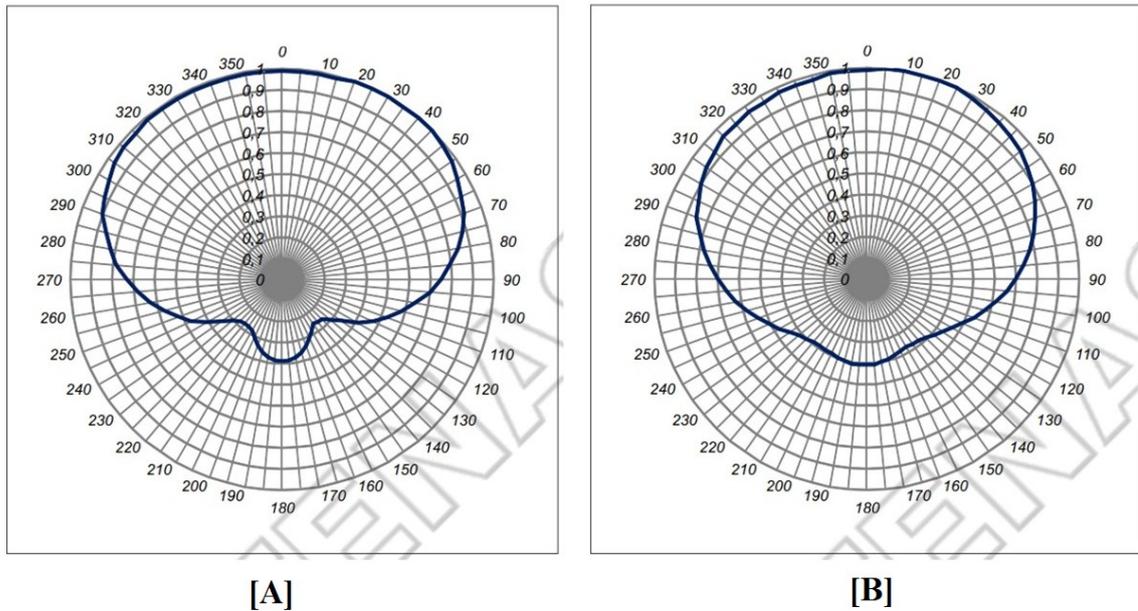
Figura 12: Cabo 7/8” [A] e conector EIA [B]



Fonte: o autor

Os diagramas de irradiação de polarização horizontal [A] e de polarização vertical [B] foram agrupados, respectivamente, na Figura 13.

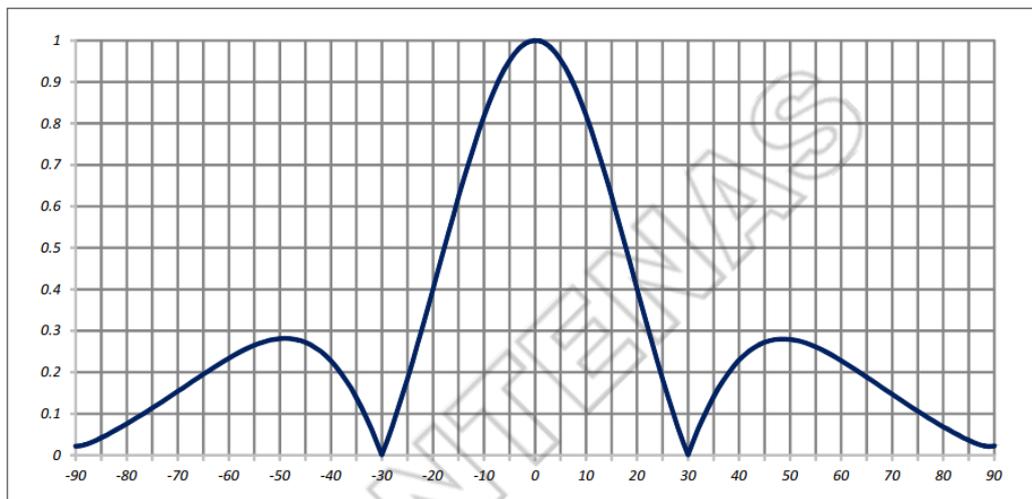
Figura 13: Diagramas de irradiação de polarizações horizontal [A] e vertical [B]



Fonte: [29]

A Figura 14 apresenta o diagrama de elevação vertical da antena ISDE023118SL.

Figura 14: Diagrama de elevação vertical, opção duas fendas



Fonte: [29]

A opção pela polarização elíptica pode oferecer ao radiodifusor uma distribuição mais uniforme da densidade espectral de potência ao longo do tempo e em diferentes condições de recepção, privilegiando a robustez do sinal para receptores em movimento, especialmente para os receptores portáteis, que apresentam diferentes orientações durante seu manuseio pelos telespectadores.

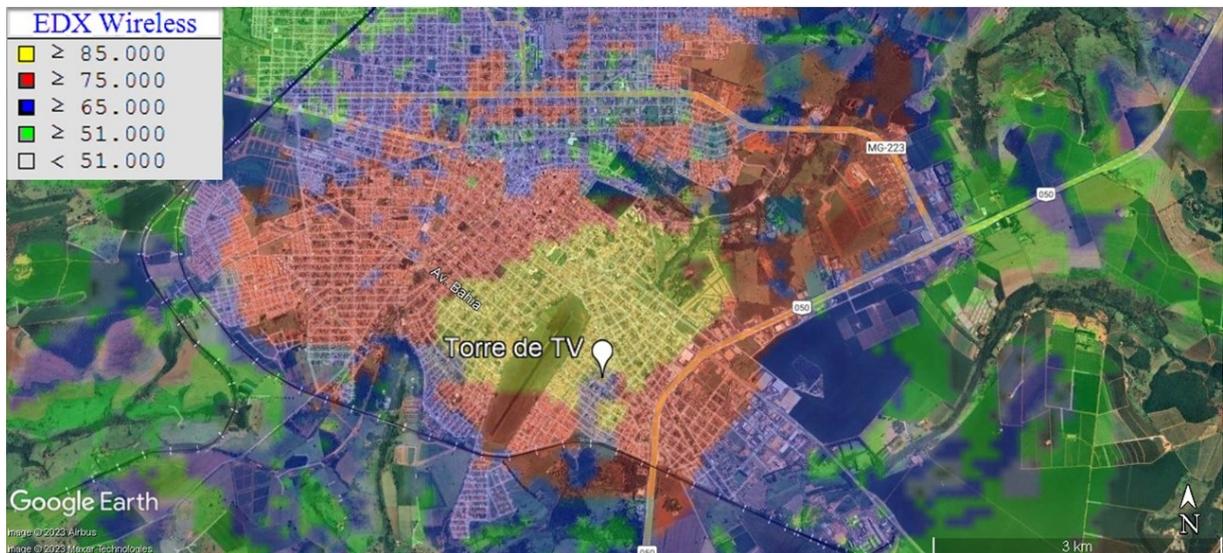
Quanto aos parâmetros de modulação, a Tabela 8 resume a configuração utilizada pela estação retransmissora.

Tabela 8: Parâmetros de modulação utilizado nos testes de campo

Camadas	A	B
Largura de faixa (MHz)	0,432	6
Intervalo de guarda	1/16	1/16
Quantidade de segmentos	1	12
Tipo de modulação	QPSK	64-QAM
Código convolucional	2/3	3/4
Taxa de bits (Mbits/s)	0,43	17,842

Quanto à previsão teórica de disponibilidade do sinal, a mancha de cobertura com intensidades de campo elétrico superiores a $51 \text{ dB}\mu\text{V/m}$ da estação foi obtida a partir do método ponto-a-ponto e com o relevo digitalizado, gerada pelo programa EDX Signal Pro, da empresa EDX. Este tipo de *software* profissional, a exemplo dos mencionados na Seção 1.1, admite selecionar os mais variados modelos de propagação, como CRC-Predict, ITU-R P.526, Deygout-Assis, Longley-Rice, Okumura-Hata, Espaço Livre, entre outros. Nesta pesquisa, foram empregadas as curvas da Recomendação ITU-R P.1546-1, resultando na mancha de cobertura ilustrada na Figura 15.

Figura 15: Mancha de cobertura digital na zona urbana de Araguari/MG obtida pela Recomendação ITU-R P.1546-1, calculada pelo *software* EDX Wireless para o canal 31



Fonte: Adaptado de [30]

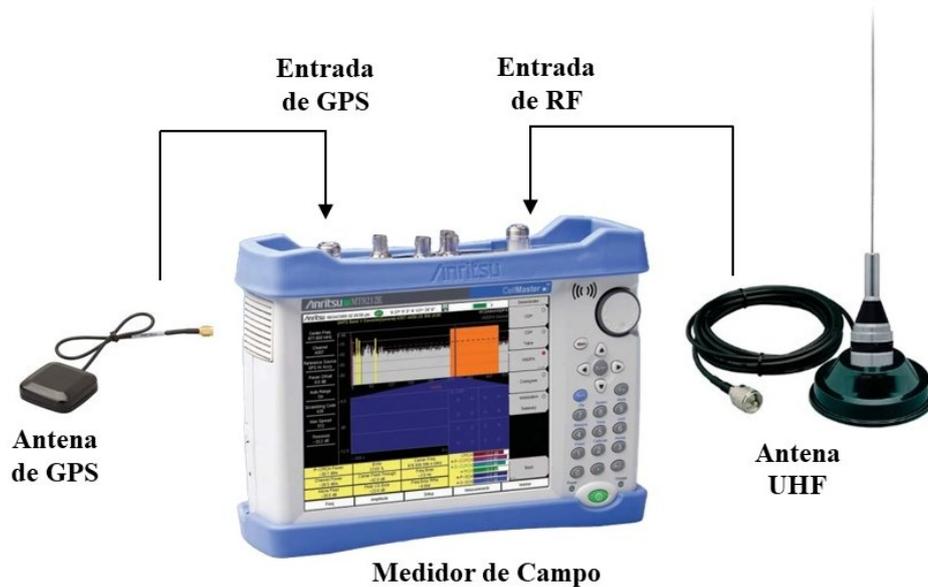
4.2 Sistema de Recepção

O sistema de recepção adotado na campanha de medidas foi concentrado em um medidor de campo portátil da Marca Anritsu, modelo Cellmaster MT8212E, que fornece medições de potência de RF com alta precisão através de sua medida de intensidade do sinal recebido, intitulada pela sigla RSSI – *Received Signal Strength*, que mede a potência recebida na faixa do canal *One-seg* em conformidade com a norma [19], na qual determina que o nível de entrada nesta modalidade de receptor é medido em termos de potência elétrica por segmento [18].

As medições RSSI podem ser combinadas com exibições em mapas na tela de outros dispositivos de forma versátil para mapear a cobertura da estação empregando seu módulo *Coverage Mapping*, somado a um módulo GPS embarcado (Datum WGS84), que automaticamente referencia os pontos capturados.

A Figura 16 demonstra o esquema de interligação do sistema de recepção.

Figura 16: Esquema de interligação do sistema de recepção



Fonte: o autor

O medidor de campo foi acoplado à uma antena UHF do tipo monopolo vertical, ajustada pelo autor em 52 centímetros, medida correspondente ao comprimento de onda do canal 31. Seu diagrama omnidirecional se conforma essencialmente não diretivo em relação ao plano horizontal, de modo a maximizar a independência da recepção quanto às mudanças de direção no percurso e caracterizar o ambiente de forma ampla ao seu redor, igualmente recebendo a influência direta dos efeitos relacionados ao multipercurso.

Conforme indicado na Figura 17, a antena de GPS [A] foi afixada mais próxima ao parabrisas e a antena de recepção em UHF [B] foi acoplada por sua base magnética ao centro do teto de um veículo de passeio, com suas alturas a cerca de 1,5 metro do solo.

Figura 17: Antena GPS [A] e antena de recepção em UHF [B]



Fonte: o autor

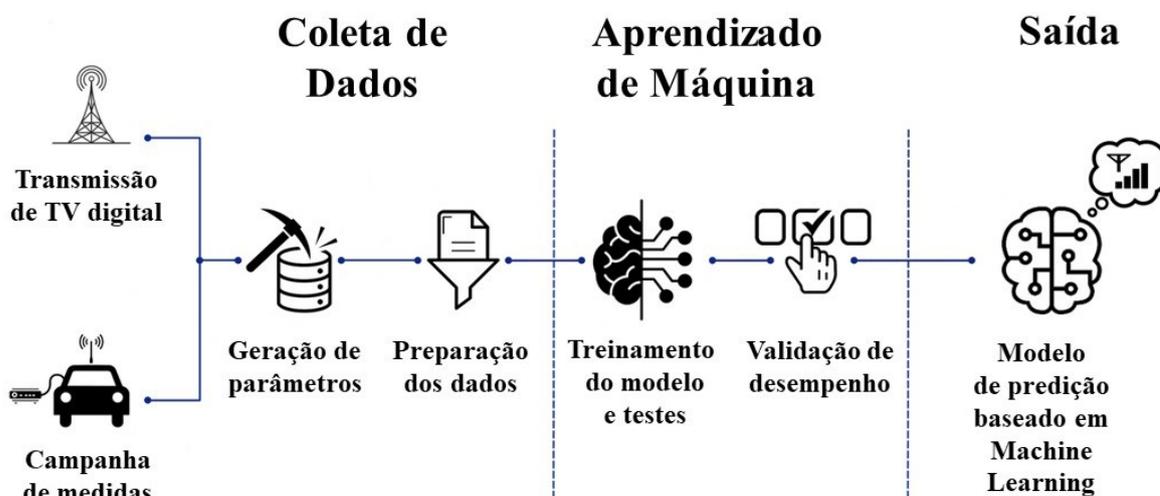
A antena de recepção oferece 0 dB de ganho e seu sinal capturado foi diretamente ligado à entrada de RF do medidor de campo, através de um cabo coaxial de perda considerada desprezível e impedância característica de 50 ohms. Nesta configuração adotada, sem elementos intermediários, a potência medida à entrada do medidor de campo simula uma maior proximidade com a que alimentaria um receptor típico *One-seg*.

Convém ratificar que, conforme esclarecido no Item 4.1, o sinal adquirido na campanha de medidas apresenta polarização elíptica, ao que 30% da energia originalmente irradiada pela estação foi direcionada na componente vertical, sendo descartada qualquer tipo de abordagem sobre descasamento de polarização nesta pesquisa.

4.3 Metodologia dos Testes de Campo

O fluxo de elaboração do modelo paramétrico para predição do nível de recepção em análise nesta pesquisa é demonstrado na Figura 18.

Figura 18: Fluxo de elaboração do modelo de predição em análise



Fonte: Adaptado de [11]

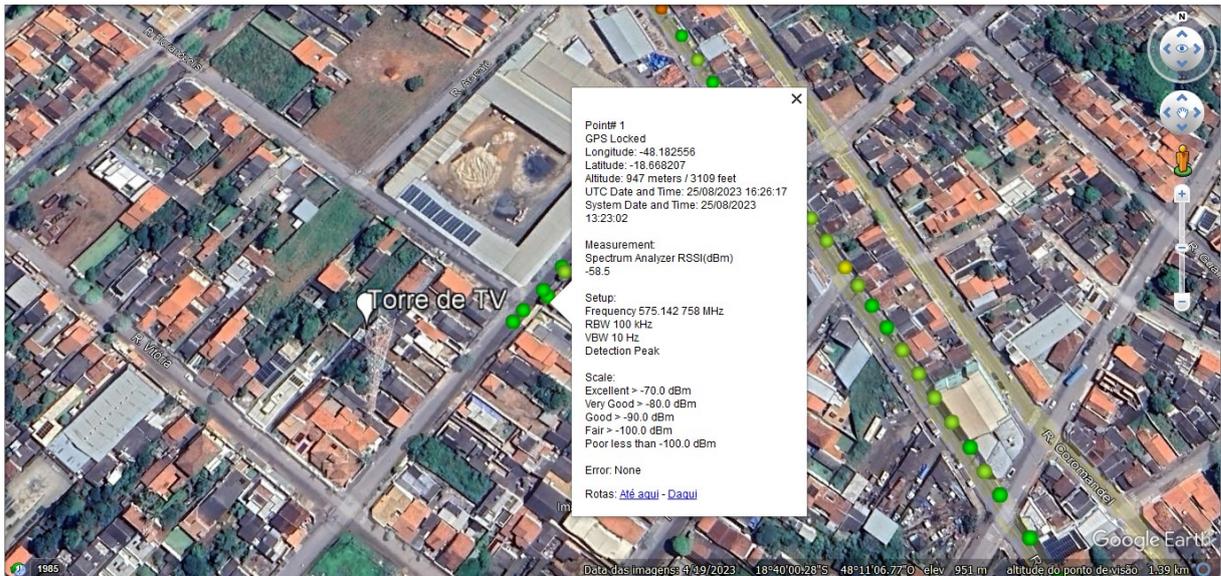
O banco de dados para elaboração desta pesquisa foi originado a partir de medições de campo coletadas pelo autor na zona urbana de Araguari/MG, não havendo a expectativa de se formalizar um levantamento de cobertura. O cumprimento do itinerário incluiu a maior variação de ambientes possível no trecho planejado, percorrendo desde a região central da cidade, com alta densidade populacional, passando por trechos de rodovia com visada direta à antena transmissora, bem como vias suburbanas despovoadas, com relevo obstruído e com alto índice de arborização.

Na campanha de medidas realizada para esta pesquisa foram registrados, em cada medição automatizada pelo medidor de campo Anritsu, os seguintes metadados demonstrados no quadro da Figura 19 e exemplificados a seguir:

- Número de ordem do ponto de medição;
- Validação sobre o funcionamento do módulo de GPS;
- Latitude e longitude do ponto de medição;
- Altitude da cota da base do ponto aferido;
- Data e hora em que foi registrada a medição;
- Potência recebida na faixa do canal *One-seg* em dBm;
- Frequência de recepção;
- RBW – *Resolution Bandwidth*, ou resolução de largura de banda de vídeo;
- VBW – *Video Bandwidth*, ou largura de banda de vídeo;

- Escala de níveis de recepção, exibida individualmente por cores, em cada ponto plotado no mapa (em ordem decrescente, do verde ao laranja, amarelo e vermelho);
- Validação sobre a presença de erros.

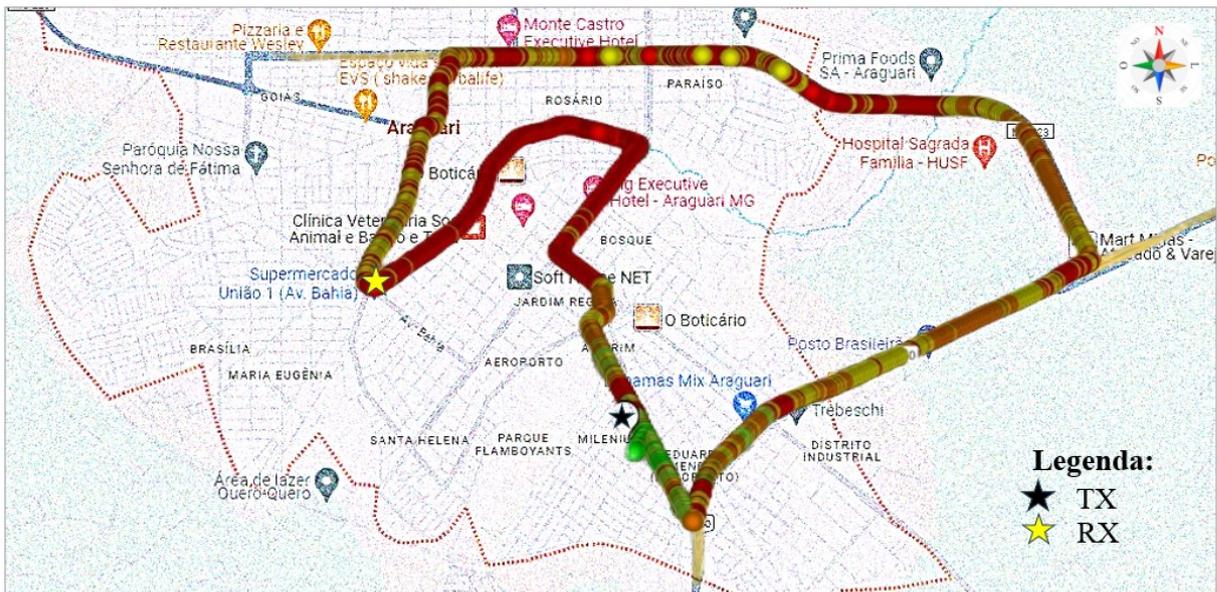
Figura 19: Exemplo de metadados coletados pelo medidor de campo



Fonte: Adaptado de [30]

O veículo de testes cumpriu o percurso em velocidades inferiores a 40 km/h e da forma mais constante possível, com o intuito de minimizar o efeito Doppler, realizando a captura automática de um ponto a cada 30 metros percorridos, no sentido horário do circuito demonstrado na Figura 20, a qual é exibida na camada Google Maps para uma melhor visualização. O medidor de campo Anritsu coletou 1.458 pontos, que registraram informações objetivas sobre as coordenadas geográficas, cota da base do ponto de recepção em relação ao nível do mar e o nível de potência aferido na faixa do canal *One-seg*.

Figura 20: Trajeto da campanha de medidas, com 1.458 pontos coletados



Fonte: Adaptado de [30]

Os dados do medidor de campo foram exportados no formato de arquivo KML (*Keyhole Markup Language*) e acessados no programa gratuito Google Earth, o qual permitiu complementar ao banco de dados, para cada ponto coletado, informações de distância e azimute de apontamento relativos à antena transmissora. Com vistas a evitar valores atípicos, foram excluídos tanto os pontos em que o equipamento alertou saturação na recepção, quanto os pontos em que a distância à estação transmissora esteve inferior a 200 metros, restando 1.200 pontos efetivamente considerados neste estudo de caso.

Os valores de distância e nível médio do terreno foram obtidos a partir de um modelo digital de elevação SRTM - *Shuttle Radar Topography Mission*, os valores de intensidade de campo elétrico teórico foram calculados através do *software* EDX Wireless para cada um dos 1.200 pontos em análise e compuseram um novo parâmetro de entrada da rede neural, em conformidade com as expressões da Recomendação ITU-R P.1546-1.

As tabulações da Recomendação ITU-R P.1546-1 retornam valores de intensidade de campo elétrico, enquanto as medidas de RSSI entregues na saída do medidor de campo são em dBm. Dessa forma, todos os valores de potência referidos em dBm nesta pesquisa foram convertidas para dB μ V/m, com vistas à uniformização das medidas das variáveis utilizadas na rede neural. A unidade expressa em dB μ V indica quanto menor ou maior é a tensão em relação a 1 μ V, com 0 dB μ V correspondendo a 1 μ V (microvolt). A transição destas grandezas poderia ser equacionada pelo uso do vetor de Poyting, porém como este problema não demanda uma análise mais detalhada sobre os campos eletromagnéticos envolvidos, em que deva ser

considerada a área efetiva de recepção da antena, a fórmula simplificada para esta conversão é dada pela Equação 17 [31], considerando a impedância característica (Z_0) de 50 ohms.

$$dbuV = dBm + 90 + 20\log(\sqrt{Z_0}) \quad (17)$$

Os sete atributos de entrada da RNA foram submetidos à normalização pelo método de mínimos e máximos, com o objetivo de manter os valores de suas colunas numéricas dentro de uma escala comum, adequada à linguagem computacional e sem perda de informação. A fórmula de normalização aplicada é exibida na Equação 18 [26]:

$$X_N = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (18)$$

Onde:

X: valor dos dados;

Xmin: valor mínimo em todo o conjunto de dados;

Xmax: valor máximo em todo o conjunto de dados;

X_N : valor normalizado.

A Tabela 9 apresenta as oito variáveis que foram consolidadas em 1.200 linhas na planilha do banco de dados compilado em Microsoft Excel. Os preditores foram devidamente normalizados para as simulações desta pesquisa, à exceção da coluna “DBU”, que carrega os valores de saída esperada para a RNA.

Tabela 9: Banco de dados com as oito variáveis utilizadas neste estudo

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	LAT	LON	AZI	DIS	CRX	UIT	RAP	DBU
2	0.205378820	0.378235750	0.07831258	0,00	0.95343422	1,00	0.98780233	41,99
3	0.208055780	0.377276300	0.07258781	0,00	0.95692665	1,00	0.93220572	35,99
4	0.210670480	0.376316840	0.067113160	0.002724790	0.949941790	0.996330300	0.92812246	35,89
5	0.213378570	0.375510900	0.062388830	0.005449590	0.949941790	0.992799120	0.89265360	32,39
6	0.215899890	0.374647400	0.057747880	0.005449590	0.949941790	0.992799120	0.76292817	18,39
7	0.220569000	0.373112270	0.050216760	0.010899180	0.947613500	0.986113050	0.54776295	-4,21
8	0.224677830	0.371711470	0.043741660	0.013623970	0.945285210	0.982941040	0.46308824	-6,01
9	0.228413120	0.370464180	0.038572690	0.016348770	0.938300340	0.979873050	0.44961138	-6,61
10	0.231090080	0.369523910	0.034848820	0.019073560	0.938300340	0.976902480	0.44750522	-6,01
11	0.233922670	0.368641220	0.031541790	0.021798360	0.938300340	0.974023320	0.74863650	27,29
12	0.236724140	0.367758520	0.028290350	0.024523160	0.935972060	0.971230120	0.69602451	22,39
13	0.239401100	0.366875820	0.025372380	0.024523160	0.935972060	0.971230120	0.60429010	12,49

Conforme depreendido na planilha, os parâmetros que compuseram a Rede Neural foram os seguintes:

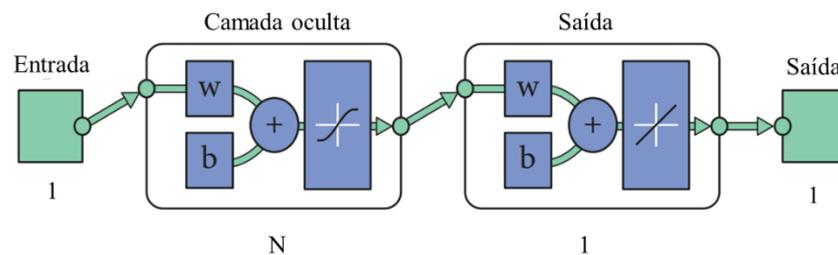
- LAT: latitude do ponto medido;
- LON: longitude do ponto medido;
- AZI: azimute entre as antenas transmissora e receptora, em graus decimais;
- DIS: distância entre antena transmissora e a antena receptora, em quilômetros;
- CRX: cota da base do ponto de medição, em relação ao nível do mar, em metros;
- ITU: nível de intensidade de campo elétrico calculado pela ITU-R P.1546-1, em $\text{dB}\mu\text{v}/\text{m}$;
- RAP: nível de intensidade de campo elétrico calculado pela Equação 10, convertido para $\text{dB}\mu\text{v}/\text{m}$;
- DBU: potência elétrica de sinal medida em campo pelo equipamento Anritsu, convertido para $\text{dB}\mu\text{v}/\text{m}$.

O banco de dados consolidado, com suas 1.200 linhas e 8 colunas agrupadas no formato Excel, teve suas variáveis importadas através do programa Matlab R2022b®, individualmente, como matrizes de vetores numéricos.

4.4 Rede Neural Artificial Proposta

A estrutura básica de três camadas da RNA proposta é demonstrada na Figura 21, com função de transferência sigmóide na camada oculta, e função de transferência linear para a camada de saída:

Figura 21: Estrutura Básica da RNA proposta

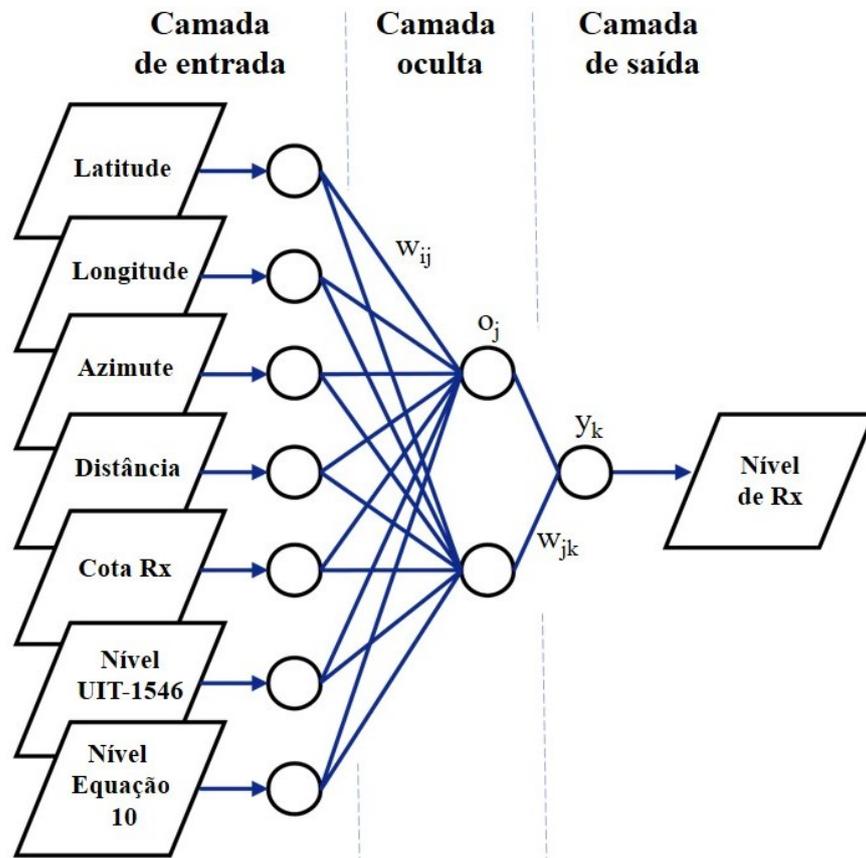


Fonte: [33]

A rede MLP deste estudo foi idealizada para acomodar a complexa relação não-linear que ocorre nas variáveis em análise quando envolvidas em um ambiente urbano, incluindo suas edificações, vegetação, comércio e indústrias. Definir um modelo altamente preciso para estudos quantitativos depende de condições como a distribuição de parâmetros, o número de atributos de entrada e a complexidade das interações entre os preditores.

Cada um dos pontos de recepção (RX) foi mapeado por suas características de azimuth e distância em relação à estação transmissora, cota da base do terreno em relação ao nível do mar, o nível de intensidade de campo elétrico predito pelas curvas da Recomendação ITU-R P.1546 e o nível de potência calculado no Expoente de Perda para Diferentes Ambientes, da Equação 10, que reflete uma medida do impacto do ambiente na atenuação do sinal. Sua estrutura foi definida por uma única variável de saída que simula a correspondência do nível de recepção medido na prática, ou seja, um único vetor de valores atuou como alvo da RNA, conforme ilustrado na Figura 22:

Figura 22: Arquitetura do Modelo de RNA



Fonte: o autor

O banco de dados foi importado para a suíte de ferramentas de redes neurais disponível no programa de cálculo numérico Matlab R2022b®, da empresa Mathworks, que oferece doze opções integradas de algoritmos de treinamento em RNA. Dentre as técnicas de regularização disponíveis na suíte *Neural Net Fitting*, LM e BR foram previamente selecionadas para esta pesquisa tendo em vista que a literatura as aponta como capazes de obter erros quadráticos médios mais baixos do que qualquer outro algoritmo de treinamento [32]. O algoritmo de gradiente conjugado escalonado foi escolhido como terceira opção deste comparativo por apresentar menor consumo de memória em relação aos anteriores e por estar igualmente embarcado nesta mesma suíte de ferramentas.

4.5 Análise dos Parâmetros da Rede

Determinar o modelo com melhor desempenho no comparativo entre LM, BR e SCG exige que o algoritmo seja treinado até a devida estabilização dos dados retornados. Para tanto, a definição do número de neurônios na camada oculta foi inicialmente guiada pelo algoritmo de LM, referência na entrega de altos valores de correlação, modulando sistematicamente o número de neurônios até a rede convergir para a menor faixa possível de erros, tendo os mesmos parâmetros sido replicados aos demais algoritmos. Através do método de tentativa e erro, a divisão do conjunto amostral obteve sua melhor faixa de conversão dos resultados após percorridas pelo menos 100 épocas em cada algoritmo, alcançando a melhor estabilização quando definidos 80% dos dados para o treinamento, 10% para os dados de validação e 10% para os dados de teste. Ou seja, aleatoriamente, 1.200 amostras de dados foram divididas em 960 dados para treinamento, 120 dados para validação e 120 dados para teste.

Na avaliação do modelo proposto, os resultados obtidos demonstraram que a quantidade de 13 neurônios na camada oculta apresentou os menores valores de regressão R. A quantidade de iterações no processo de treinamento, nas quais ocorreram tentativas de minimizar a função de erro, superou 100 épocas, ou passagens completas no conjunto de dados, nas avaliações dos três algoritmos.

4.6 Conclusão Parcial do Capítulo IV

O estudo em tela apresentou em detalhes o sistema de retransmissão de TV digital em Araguari, Minas Gerais, destacando características técnicas da estação e a metodologia de recepção. A análise dos testes de campo revelou detalhes sobre o itinerário, os equipamentos utilizados e os dados coletados, incluindo medições de potência e parâmetros de propagação. Uma Rede Neural Artificial foi proposta para modelar a relação não linear entre variáveis urbanas e de recepção. A estrutura da RNA foi definida com três camadas e funções de transferência adequadas. A análise dos parâmetros da rede indicou que 13 neurônios na camada oculta proporcionaram os melhores resultados de correlação, sendo esta definição aplicada aos três algoritmos em análise. O estudo proposto evidenciou a complexidade de modelagem da recepção de TV digital *One-seg* e a eficácia da RNA na predição dos níveis de intensidade de sinal para ambientes urbanos.

As seções a seguir descrevem o comportamento de cada algoritmo, individualmente, conforme os resultados obtidos nas simulações.

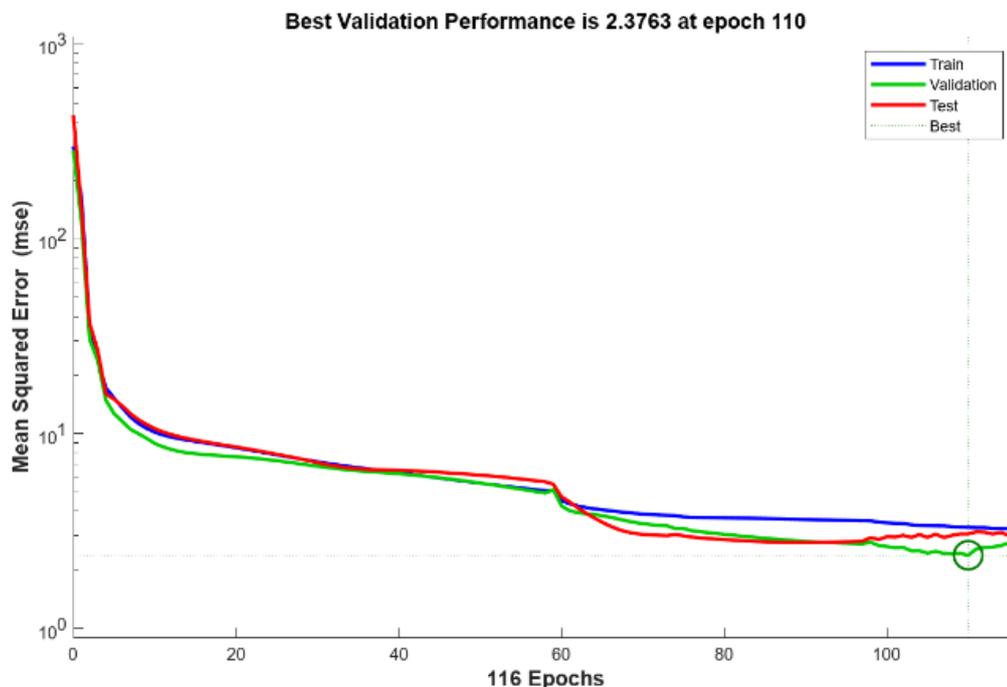
Capítulo 5

5. SIMULAÇÕES E RESULTADOS

5.1 Algoritmo de Levenberg-Marquardt

O melhor desempenho de validação na RNA empregando o algoritmo de LM foi época 110, conforme apresentado na Figura 23. Neste ponto foi criado um modelo otimizado com o mais baixo valor de MSE, situado em 2,3763, o que representa uma rede com baixo índice de erros. As linhas coloridas que compõem o gráfico simulam o treinamento, validação e teste e serão reproduzidas individualmente, nos três algoritmos deste comparativo. O processo é iniciado com o valor de MSE alto para evitar a ocorrência de sobreajuste e decresce seguindo o critério de validação. Após 110 épocas, o treinamento mantém o erro decrescente em função do tempo, porém os erros de validação e de teste passam a apresentar crescimento de forma simultânea, ao passo que o processo de treinamento é interrompido.

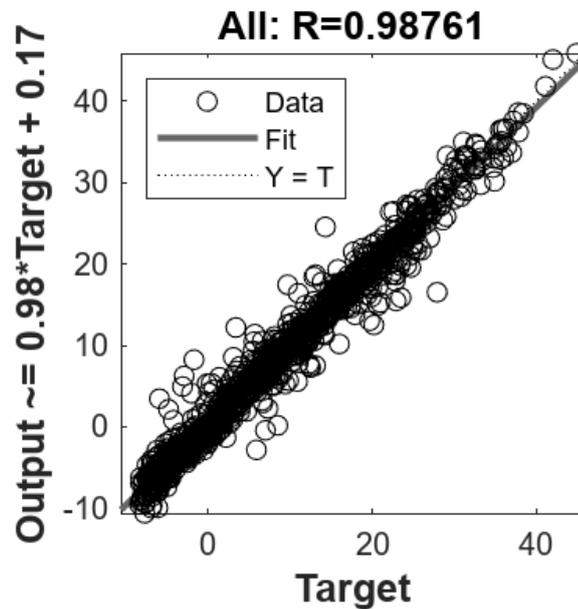
Figura 23: Resultado de Desempenho do algoritmo LM



Fonte: [33]

A Figura 24 agrupa os dados resultantes durante a regressão de treinamento, validação, teste e sua correlação geral de forma agrupada. A linha tracejada em cada gráfico observado nos diagramas de regressão simula as saídas com resultados perfeitos. A linha sólida em cada gráfico representa a linha de regressão linear mais adequada entre os resultados e os alvos. Os valores de regressão comprovaram a alta precisão de correlação do algoritmo de LM, superando o valor de 0,98 para todos os resultados deste algoritmo.

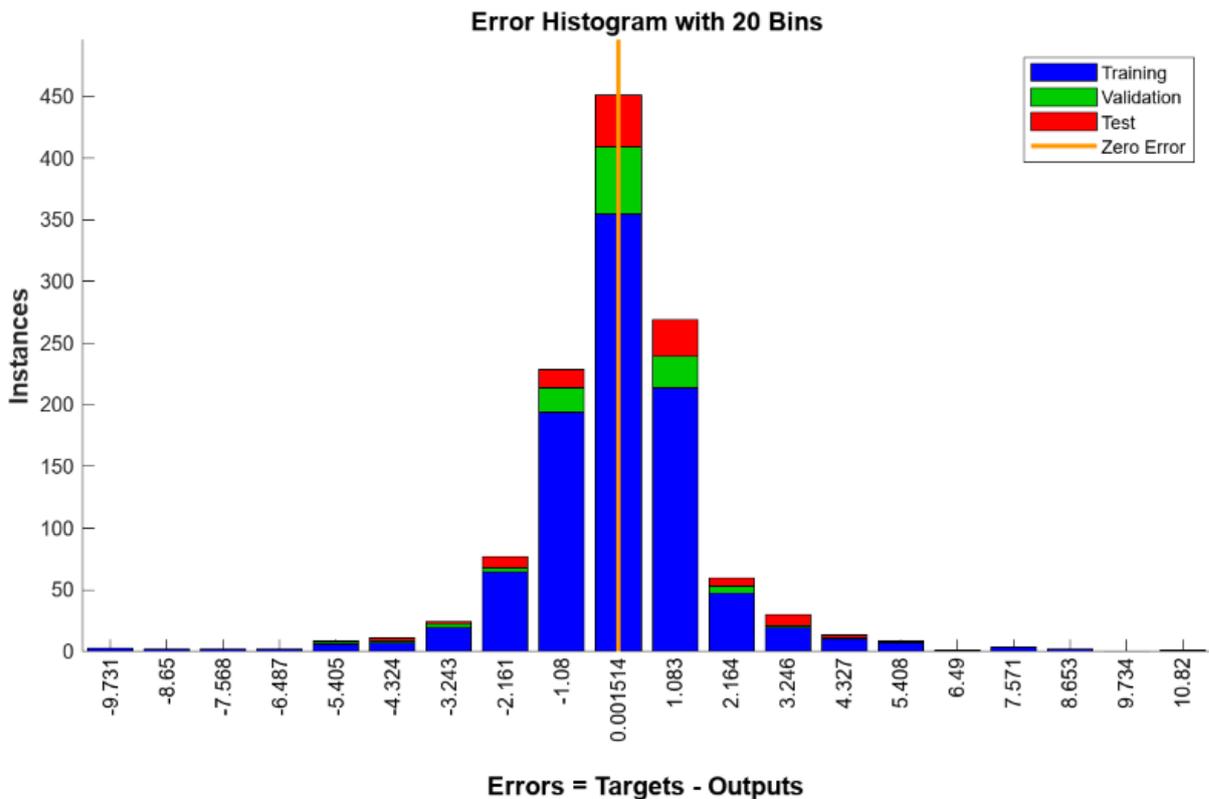
Figura 24: Gráfico de Regressão para o algoritmo LM



Fonte: [33]

A Figura 25 representa o histograma de distribuição de erros do modelo para treinamento, validação e teste. As barras convergem para a linha central vermelha, as quais indicam zero erro no gráfico e o histograma de erros pode fornecer uma indicação acerca dos eventuais dados discrepantes. Uma distribuição equilibrada garante que o modelo seja treinado em um intervalo representativo do conjunto amostral. Caso a distribuição não seja equilibrada, mais dados semelhantes aos pontos discrepantes devem ser considerados na análise de treinamento e a rede deve ser treinada novamente. O gráfico exibido para LM apresenta uma distribuição predominantemente simétrica do erro e não possui dados discrepantes afetando a distribuição geral.

Figura 25: Histograma de erro para LM



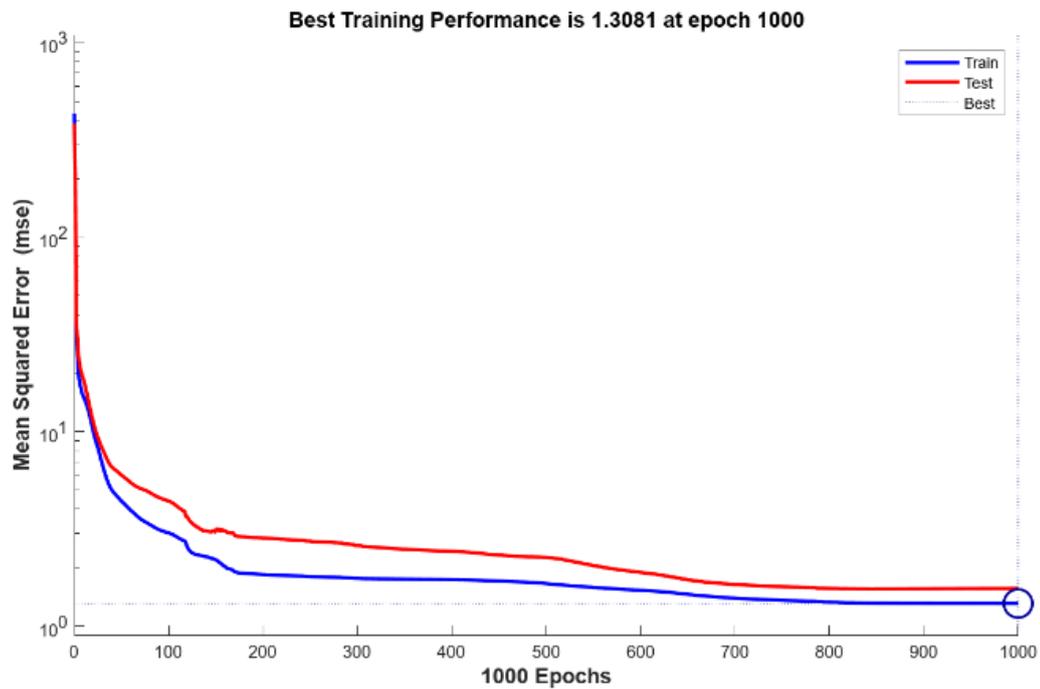
Fonte: [33]

O treinamento baseado no algoritmo LM rendeu 98,7% de precisão para todas as amostras, 98,7% para treinamento, 98,7% para validação e 98,8% para testes, registrando uma alta correlação entre os valores reais e os valores alvo da rede.

5.2 Algoritmo de Regularização Bayesiana

De modo similar à LM, o algoritmo de BR foi usado para treinar o modelo com o mesmo número de neurônios na camada oculta. A melhor performance no treinamento usando BR foi com o MSE de 1,3081 na época 1.000, tal como observado na Figura 26. Convém ratificar que este algoritmo possui um tipo de validação próprio durante a fase de treinamento.

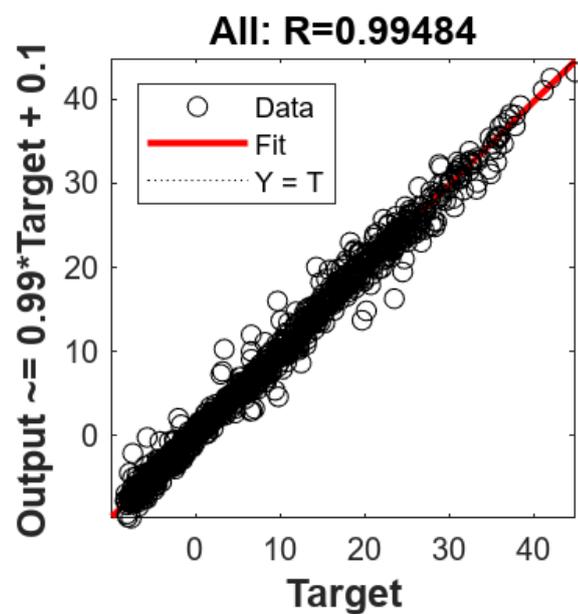
Figura 26: Resultado de Desempenho do algoritmo BR



Fonte: [33]

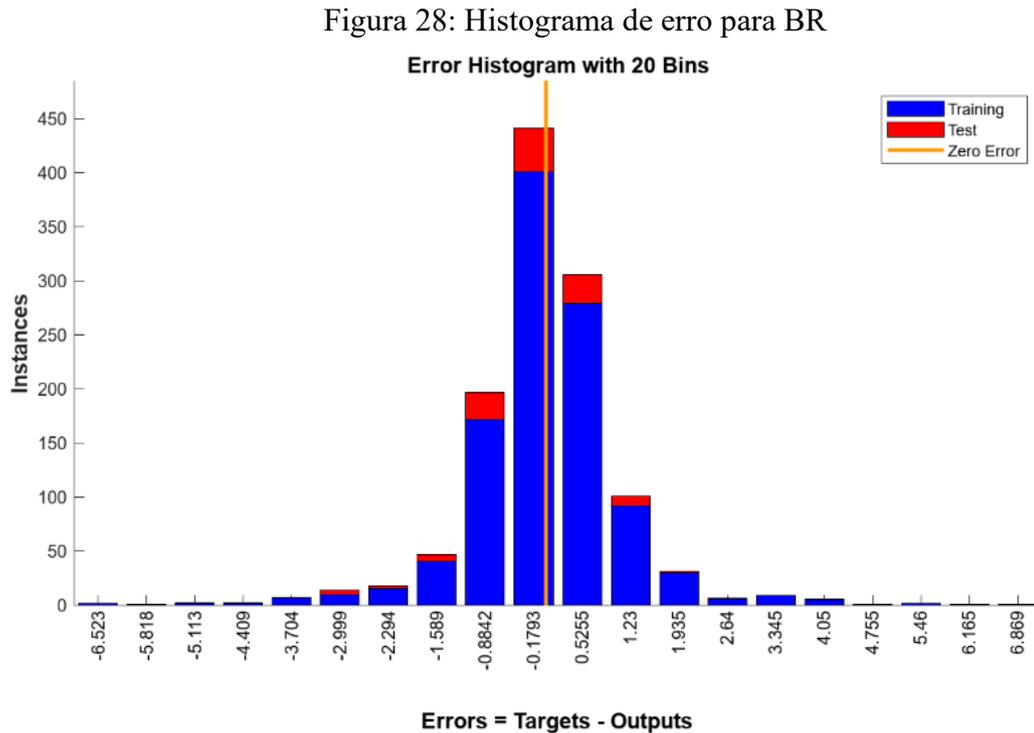
O parâmetro R em 0,99426 apresentou a mais alta correlação entre os valores de saída e os valores alvos do estudo proposto, conforme Figura 27.

Figura 27: Gráfico de Regressão para o algoritmo BR



Fonte: [33]

O histograma de erro apresentado na Figura 28 exibe uma distribuição balanceada de erros para treinamento, validação e teste, que mantém a generalização adequada da abordagem BR, com ocorrências ligeiramente maiores de frequências em valores negativos de erros em comparação com valores positivo.



Fonte: [33]

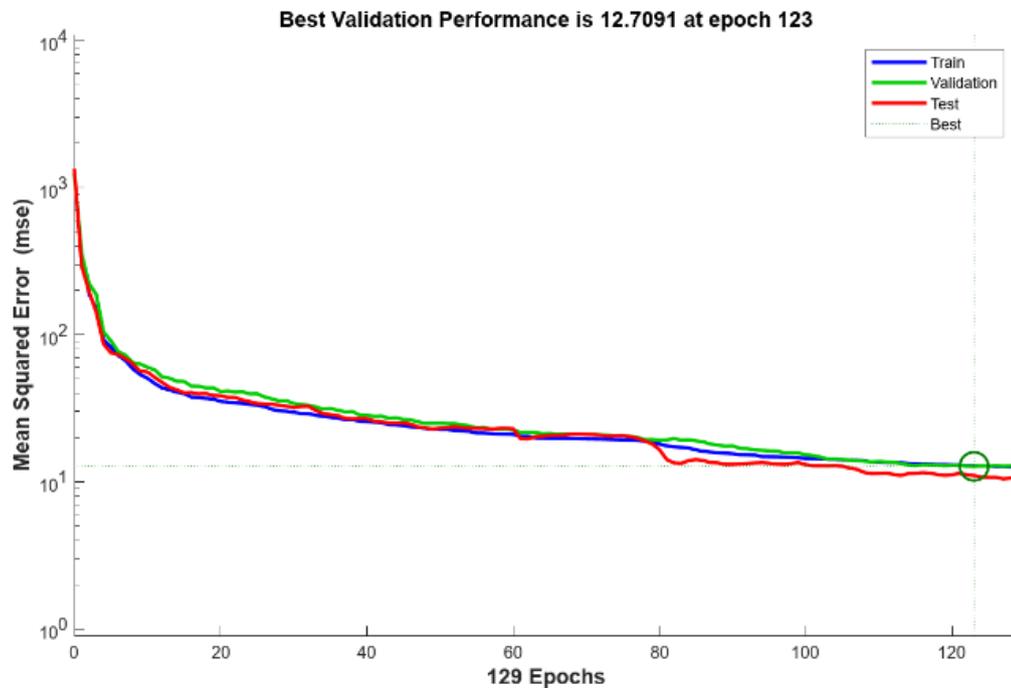
O treinamento baseado no algoritmo BR obteve 99,5% de acurácia para todas as amostras, 99,5% para treinamento e 99,4% para testes, ao passo que o MSE atingiu 1,5622. Tais valores se consolidaram nos melhores índices de precisão e acurácia encontrados neste comparativo.

5.3 Algoritmo de Gradiente Conjugado Escalonado

O algoritmo de SCG encerra seu treinamento automaticamente quando a generalização para de melhorar, conforme indicado por um aumento no erro quadrático médio das amostras de validação. O treinamento foi interrompido quando o erro de validação atingiu o máximo de seis verificações, previamente estipuladas como limite para este comparativo. O melhor desempenho de validação empregando o algoritmo de SCG foi 12,7091 na época 123. Apesar

da Figura 29 exibir valores inferiores aos encontrados nos demais algoritmos, este valor de MSE ainda representa uma rede com alta qualidade para uso prático.

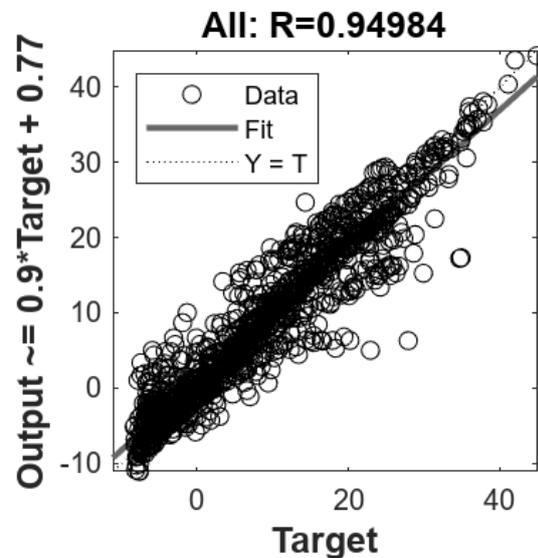
Figura 29: Resultado de Desempenho do algoritmo SCG



Fonte: [33]

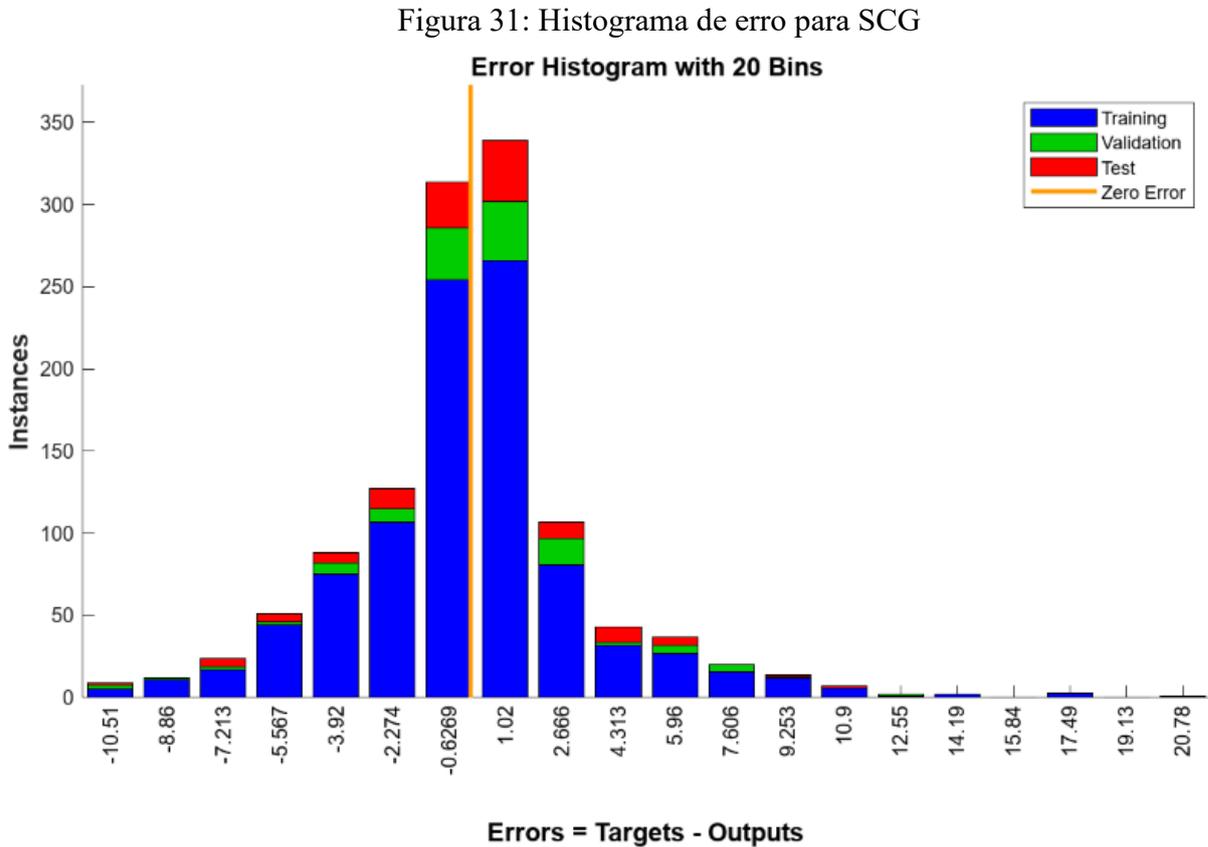
A Figura 30 demonstra o parâmetro R em 0,95447, que apresentou a menor correlação entre os valores de saída e os valores alvos do comparativo.

Figura 30: Gráfico de Regressão para o algoritmo SCG



Fonte: [33]

O histograma de erro para SCG demonstra um comportamento semelhante ao observado em BR, no qual as frequências correspondentes a valores negativos de erros são relativamente maiores em comparação com as frequências correspondentes a valores positivos, conforme demonstrado na Figura 31.



Fonte: [33]

O treinamento baseado no algoritmo SCG rendeu 95% de precisão para todas as amostras, 94,8% para treinamento, 95,5% para validação e 95,4% para teste. O MSE atingiu 11,0061 durante os testes.

5.4 Resultados e Discussões

O objetivo deste estudo foi avaliar o desempenho dos algoritmos LM, BR e SCG para a previsão de intensidade de sinal de televisão digital *One-seg* e apontar o mais preciso destes modelos. Dado o espaço amostral em análise, foi possível obter um conjunto de resultados

presumidamente aceitável para uma avaliação dos algoritmos. A Tabela 10 apresenta o resumo geral das medidas de desempenho, com os resultados detalhados.

Tabela 10: Resumo do comparativo de desempenho entre LM, BR e SCG

	LM	BR	SCG
Função no Matlab®	trainlm	trainbr	trainscg
Número de Épocas	116	1.000	129
Tempo de execução [s]	1	8	1
Melhor desempenho	3,24	1,31	12,6
MSE (Validação)	2,3763	-	12,7091
R (Validação)	0,9875	-	0,9552
MSE (Teste)	3,0580	1,5622	11,0061
R (Teste)	0,9886	0,9943	0,9545

Conforme depreendido na Tabela 10, o treinamento baseado no algoritmo LM alcançou 98,8% nos testes e seu MSE esteve em 3,0580, registrando uma alta correlação entre os valores reais e os valores alvo da rede. O algoritmo BR obteve 99,4% para testes, ao passo que seu MSE atingiu 1,5622, registrando os melhores índices de precisão e acurácia deste comparativo. O treinamento baseado no algoritmo SCG apresentou 95,4% na etapa de teste e seu MSE estabilizou em 11,0061.

Conforme demonstrado, as RNA's analisadas nesta pesquisa entregaram em suas saídas valores muito mais próximos aos obtidos na prática do que os valores previstos teoricamente pela mancha de cobertura e pela norma técnica de radiodifusão, as quais apresentaram níveis de intensidade de sinal superiores aos medidos em campo para o caso em análise, em uma observação direta aos valores constantes no banco de dados consolidado. Neste ponto, convém esclarecer que os valores estimados pelo software EDX para a mancha de cobertura devidamente consideraram a polarização elíptica (70%H; 30%V) e a antena de recepção possui sua recepção na componente na vertical, limitação na qual impõe o recebimento da menor parcela de potência oferecida pela transmissão. Paralelamente, a ITU-R P.1546.1 tem sua tabulação de curvas de propagação registradas a partir de medições feitas em zonas da Europa e Estados Unidos, com clima e relevo peculiarmente diferente do brasileiro. Portanto, os esclarecimentos sobre as eventuais diferenças de níveis de sinal supracitadas, previstas na teoria e em relação aos aferidos na prática, não foram examinadas devido à impossibilidade desta avaliação se esgotar somente pelas medidas de potência coletadas em campo para os experimentos desta pesquisa.

Diante do exposto, os resultados sugerem que as abordagens de Redes Neurais Artificiais podem inferir com alta precisão o nível de intensidade de campo de televisão digital terrestre *One-seg* esperado em uma determinada área, desde que tomadas de modo restrito, haja vista que estas simulações não podem extrapolar seu conjunto amostral.

Capítulo 6

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

6.1 Introdução

A premissa de se estimar o campo elétrico de TV digital com resultados satisfatórios através do uso das RNA foi plenamente atendida, com altos índices de precisão e acurácia. Os valores regressão demonstram uma associação quase idêntica entre os dados de entrada e de saída, ainda mais se notarmos a ordem de grandeza dos valores de saída, os quais foram escalonados em decibéis-microvolt. Paralelamente, os valores de disparidade quadrática média entre resultados e objetivos alcançados neste estudo correspondem a uma rede com baixa incidência de erros.

Outro destaque para a RNA é sobre sua rápida velocidade de processamento e menor custo computacional, por dispensar as extensas interpolações envolvidas nos cálculos vetoriais do relevo digitalizado.

A ampla variedade de preditores de entrada, composta pelas medidas de campo e pelo do aproveitamento de recursos gratuitos, materializou um banco de dados adequado, que permitiu à RNA entregar alta precisão nos resultados das simulações aliada a um baixo custo computacional. Por sua vez, a rede forneceu previsões para pontos de interesse diversos com exatidão maior do que as puramente trazidas pela norma ou pela mancha de cobertura teórica, as quais se mostraram otimistas em relação aos valores medidos na prática. Quanto à esta observação, convém notar de que os efeitos de propagação para dispositivos móveis carregam incertezas estatísticas e tendem a justificar a preferência por modelos semi-empíricos, em contraponto aos métodos de cálculo meramente analíticos.

6.2 Conclusão

Considerando a proposta deste estudo, em obter com máxima precisão os valores de intensidade de campo elétrico na saída da RNA e realizar a comparação entre três diferentes algoritmos de treinamento, o algoritmo BR apresentou os melhores resultados deste comparativo no que tange aos indicadores de Coeficiente de Correlação (R) e Erro Médio Quadrático (MSE). Em segundo lugar, o algoritmo de LM ofereceu resultados inferiores em ambos os indicadores estatísticos considerados, mas consumiu um menor tempo de processamento em relação à BR, respectivamente semelhante ao algoritmo SCG, que por sua vez inferiu a menor precisão deste comparativo. Tendo em vista a precisão como a prioridade buscada nesta pesquisa, o maior tempo de processamento computacional de BR em relação à LM e SCG pode ser considerado desprezível, sobretudo quando comparado aos programas específicos da área, com alto custo computacional e maiores tempos de processamento dos resultados.

Empiricamente, os resultados revelaram que o algoritmo de treinamento BR foi o melhor classificado neste comparativo, devido sua alta performance de valor R e MSE baixo em relação algoritmos LM e SCG, os quais foram sucedidos nesta ordem, respectivamente. Não obstante, os testes evidenciaram que os três modelos analisados possuem valores de precisão comprovadamente aptos à utilização na prática.

Conclui-se que as Redes Neurais Artificiais podem oferecer uma alternativa de com elevada assertividade para a previsão de intensidade de sinal digital terrestre *One-seg*, na faixa de UHF de 572 a 578 MHz, em comparação aos tradicionais programas computacionais específicos da área, desde possuam uma base de dados consistente para seu adequado treinamento.

6.3 Proposta de Trabalhos Futuros

As propostas de sugestões para trabalhos futuros estão relacionadas especialmente à próxima geração do Sistema Brasileiro de Televisão Digital Terrestre, denominada “TV 3.0”. Considerando o estipulado no Decreto nº 11.484, de 6 de abril de 2023, o novo padrão de TV digital garantirá entre suas características a recepção em dispositivos móveis, o que manterá a escalabilidade da pesquisa apresentada. Consequentemente, este trabalho poderá contribuir para um eventual aprimoramento futuro no comparativo entre as características

ora apresentadas e as provenientes da próxima tecnologia, prevista para iniciar sua implantação no próximo biênio.

Outras possibilidades de estudo poderão ser apreciadas, como encontrar a melhor quantidade de pontos no banco de dados para se obter o máximo de precisão possível, comparar as medidas coletadas em função das estações do ano ou por áreas específicas, analisar o campo elétrico em outras faixas de frequência, ampliar a área da campanha de medidas para contemplar sua zona urbana na íntegra, aferir os efeitos da inclusão de mais entradas na RNA, bem como promover um comparativo entre o sinal *One-seg* analisado com o sinal *Full-seg*.

REFERÊNCIAS

- [1] NESKOVIC, A., *et al.* Macrocell Electric Field Strength Prediction Model Based Upon Artificial Neural Networks. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, no. 06, 2002. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1021909>. Acesso em: 26 abr. 2022. DOI: 10.1109/JSAC.2002.801217
- [2] CERRI, G.; CINALLI, M.; MICHETTI, F.; RUSSO, P. Feed-forward neural networks for path loss prediction in urban environment. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 52, n. 11, p. 3137–3139, nov. 2004. DOI: <https://doi.org/10.1109/tap.2004.835252>.
- [3] ÖSTLIN, E.; ZEPERNICK, H.; SUZUKI, H. Macrocell radio wave propagation prediction using an artificial neural network. **IEEE 60th Vehicular Technology Conference**, no. 06, 2004. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1399921>. Acesso em: 15 set. 2022. DOI: 10.1109/VETECONF.2004.1399921
- [4] ANGELES, J. C. D; DADIOS, E. P. Neural network-based path loss prediction for digital TV macrocells. **International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM)**, Cebu, Philippines, 2015, p. 1-9. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7393223>. Acesso em: 25 out. 2022. DOI: 10.1109/HNICEM.2015.7393223
- [5] OGBEIDE, K.; EKO, J. E. Path-Loss Prediction for UHF/VHF Signal Propagation in Edo State: Neural Network Approach. **APTIKOM Journal on Computer Science and Information Technologies**, no 02, 2016. Disponível em: <http://aptikomjournal.com/index.php/CSIT/article/view/113>. Acesso em: 17 nov. 2022. DOI:10.11591/APTIKOM.J.CSIT.113
- [6] POPOOLA, S. I., *et al.* Characterization of Path Loss in the VHF Band using Neural Network Modeling Technique. **19th International Conference on Computational Science and Its Applications (ICCSA)**, St. Petersburg, Russia, 2019, p. 166-171. Disponível em:

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8853607>. Acesso em: 25 out. 2022. DOI: 10.1109/ICCSA.2019.00017

[7] BATAINEH, A. A.; KAUR, D. A Comparative Study of Different Curve Fitting Algorithms in Artificial Neural Network using Housing Dataset. **NAECON 2018 - IEEE National Aerospace and Electronics Conference**, Dayton, OH, USA, 2018, p. 174-178. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8556738>. Acesso em: 17 jul. 2022. DOI: 10.1109/NAECON.2018.8556738

[8] KİRİSCİ, M.; DEMİR, İ.; ŞİMŞEK, N. Comparative Analysis of Neural Networks in the Diagnosis of Emerging Diseases based on COVID-19. **Konuralp Journal of Mathematics**, no. 2, 2021. Disponível em: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1960322>. Acesso em: 07 jul. 2022.

[9] CHI, Y. N. Application of Nonlinear Autoregressive Neural Network Model to Forecast Local Mean Sea Level. **Journal of Computing and Applied Informatics (JoCAI)**, no. 2, 2022. Disponível em: <https://talenta.usu.ac.id/JoCAI/article/view/8975>. Acesso em: 21 dez. 2022. DOI: <https://doi.org/10.32734/jocai.v6.i2-8975>

[10] DIXIT, V.; MITTAL, P. A Comparative Analysis of ANN Algorithms Performance for Maximum Power Point Tracking in Solar Photovoltaic System. **International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)**, no. 2, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.46055>. Acesso em: 12 jul. 2023.

[11] FAUZI, M. F. A. Mobile Network Coverage Prediction Based on Supervised Machine Learning Algorithms. **IEEE Access**, no. 10, 2022. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9779262>. Acesso em: 18 jul. 2022. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3176619

[12] BRASIL. **Decreto nº 5.820, de 29 de junho de 2006**. Dispõe sobre a implantação do SBTVD-T, estabelece diretrizes para a transição do sistema de transmissão analógica para o sistema de transmissão digital do serviço de radiodifusão de sons e imagens e do serviço de retransmissão de televisão, e dá outras providências. Disponível em:

https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2006/decreto/d5820.htm. Acesso em: 27 fev. 2022.

[13] BRASIL. **Decreto nº N° 8.061, de 29 de julho de 2013**. Altera o Decreto nº 5.820, de 29 de junho de 2006, o Regulamento dos Serviços de Radiodifusão, aprovado pelo Decreto nº 52.795, de 31 de outubro de 1963, e dá outras providências. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2013/decreto/d8061.htm. Acesso em: 27 fev. 2022.

[14] BRASIL. MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES. **Portaria MCom nº 2.992, de 26 de maio de 2017**. Estabelece o cronograma de transição da transmissão analógica dos serviços de radiodifusão de sons e imagens e de retransmissão de televisão para o SBTVD-T. Diário Oficial da União: seção 1, edição 101, página 13. Brasília, DF, 29 mar. 2022.

[15] BRASIL. MINISTÉRIO DAS COMUNICAÇÕES. **Portaria MCom Nº 11.476, de 8 de dezembro de 2023**. Altera a Portaria MCOM nº 2.992, de 26 maio de 2017 e a Portaria de Consolidação GM/MCOM nº 1, de 2 de junho de 2023, para estabelecer diretrizes para o desligamento dos sinais analógicos de televisão. Disponível em: <https://www.in.gov.br/web/dou/-/portaria-mcom-n-11476-de-8-de-dezembro-de-2023-529259203>. Acesso em: 27 fev. 2023.

[16] MAROJA, R. M.; BRITO, L. COFDM – Modulação Hierárquica e Modulação Segmentada em TV Digital. **SET - Revista de Radiodifusão**, São Paulo, nº 3, 2008.

[17] YAMADA, F.; SUKYS, F.; BEDICKS JR., G.; AKAMINE, C.; RAUNHEITTE, L. T. M.; DANTAS, C. E. Parte I - SISTEMAS DE TV DIGITAL. **Revista Mackenzie de Engenharia e Computação**, v. 5, n. 5, 2010. Disponível em: <https://editorarevistas.mackenzie.br/index.php/rmec/article/view/2066>. Acesso em: 21 fev. 2024.

[18] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **Norma ABNT 15604:2007 (Televisão Digital Terrestre – Receptores)**. Norma Brasileira. Rio de Janeiro, p. 16. 2007.

- [19] BRASIL. MINISTÉRIO DAS COMUNICAÇÕES. AGÊNCIA NACIONAL DE TELECOMUNICAÇÕES. **Ato N° 9.751, de 06 de julho de 2022**. Disponível em: <https://informacoes.anatel.gov.br/legislacao/atos-de-requisitos-tecnicos-de-gestao-do-espectro/2022/1688-ato-9751>. Acesso em: 27 fev. 2024.
- [20] RECOMMENDATION ITU-R P. 1546-1. **Method for point-to-area predictions for terrestrial services in the frequency range 30 MHz to 3000 MHz**. Genebra, Suíça: International Telecommunication Union, 2001.
- [21] RAPPAPORT, T. S. **Wireless Communications Principles And Practice**. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002. 104 p.
- [22] LÉVY, Y. DVB-T - A Fresh Look at Single and Diversity Receivers for Mobile and Portable Reception. **EBU Technical Review**, p. 1–10, Abril de 2004.
- [23] CHAUVIN, Y., RUMELHART, D.E., **Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications**, Lawrence Erlbaum Associates, 1995.
- [24] FAUSSET, L., **Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications**, Dorling Kindersley India, 2004.
- [25] HAYKIN, Simon. **Redes Neurais: Princípios e Prática**. 2. Ed. Tradução de Paulo Martins Engel. São Paulo: Editora Artmed LTDA, 1999.
- [26] AGGARWAL, Charu C. **Neural Networks and Deep Learning A Textbook**. Yorktown Heights: Springer International Publishing AG, 2018, 127, 211 p.
- [27] DEEP LEARNING BOOK, 2023. **Usando Early Stopping Para Definir o Número de Épocas de Treinamento**. Disponível em: < <https://www.deeplearningbook.com.br/usando-early-stopping-para-definir-o-numero-de-epocas-de-treinamento/>>. Acesso em: 18 fev. 2023.
- [28] MAHMOODI, Masoud; NADERI, Ali. **Applicability of Artificial Neural Network and Nonlinear Regression to Predict Mechanical Properties of Equal Channel Angular Rolled Al5083 Sheets**. Latin American Journal of Solids and Structures, no. 13, 2016. Disponível em:

<<https://doi.org/10.1590/1679-78252154>> Acesso em: 20 jul. 2023. DOI: 10.1590/1679-78252154

[29] ANTENAS PROFISSIONAIS, IDEAL. **Ficha de Dados Antena Slot Polarização Circular/Elíptica**. Pouso Alegre: Ideal Indústria e Comércio de Antenas Ltda., 20 de janeiro de 2009, 21 p.

[30] GOOGLE: **Earth Pro**. 2023 Version. Mountain View, Califórnia: Google Inc., 2023.

[31] CAMPANELA, Michele. **Broadcast Telecommunication Manual**. Telecomponents srls. TA, Italy, 202, p. 47.

[32] DEMUTH, Howard; BEALE, Mark. **Neural Network Toolbox User's Guide Version 4**; The Math Works Inc.: Natick, MA, USA, 2000; pp. 5-22.

[33] MATLAB®: **Neural Net Fitting**. R2022b Version. Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc., 2022.