

VITOR ANNECCHINI SCHIMID

**IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS DE MÁQUINAS
SÍNCRONAS PELO ENSAIO DE RESPOSTA EM
FREQUÊNCIA UTILIZANDO REDE NEURAL LSTM**

SÃO PAULO
2020

VITOR ANNECCHINI SCHIMID

**IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS DE MÁQUINAS
SÍNCRONAS PELO ENSAIO DE RESPOSTA EM
FREQUÊNCIA UTILIZANDO REDE NEURAL LSTM**

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para a obtenção do
Título de Mestre em Ciências.

Programa: Engenharia Elétrica

Área de Concentração: Sistemas de Potência

Orientador: Prof. Dr. Silvio Ikuyo Nabeta

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

SCHIMID, VITOR
IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS DE MÁQUINAS SÍNCRONAS PELO
ENSAIO DE RESPOSTA EM FREQUÊNCIA UTILIZANDO REDE NEURAL
LSTM / V. SCHIMID -- versão corr. -- São Paulo, 2020.
99 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas.

1.Máquina Síncrona 2.Ensaio de Resposta em Frequência 3.Ajuste de curva 4.Redes Neurais LSTM I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas II.t.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a toda a minha família, amigos e ao Prof. Dr. Silvio Ikuyo Nabeta pela grande ajuda.

RESUMO

O presente trabalho visa o desenvolvimento de um método numérico para o ajuste da curva de indutância de uma máquina síncrona, proveniente do ensaio de resposta em frequência com a utilização de um inversor de frequência. Este método baseia-se na utilização da rede neural *LSTM*, bem como os métodos numéricos Simplex de Nelder e Mead e Média Móvel, para previsão de pontos nos extremos das altas e baixas frequências da curva de indutância, tendo em vista que as limitações do inversor impedem a obtenção destes pontos diretamente do arranjo em bancada. Desta forma, os parâmetros da máquina síncrona puderam ser obtidos com margem de erro máxima de 13%.

Palavras-chave – Ensaio de resposta em frequência, LSTM, redes neurais.

ABSTRACT

This work aims to develop a numerical method for adjusting the inductance curve of a synchronous machine from the frequency response test using a frequency inverter. This method is based on the use of the *LSTM* neural network, as well as the Simplex and Moving Average methods, to predict points at the ends of the high and low frequencies of the inductance curve, since the inverter limitations prevent the obtaining of these points directly from the bench arrangement. In this way, the parameters of the synchronous machine could be obtained with a maximum error margin of 13%.

Keywords – Frequency response test, LSTM, neural network.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 2.1 – Eixos direto e em quadratura em máquina síncrona de pólos salientes | 23 |
| Figura 2.2 – Modelo de representação para as indutâncias e resistências de eixo direto e quadratura | 28 |
| Figura 3.1 – Posicionamento do rotor no eixo direto..... | 36 |
| Figura 3.2 – Circuito para determinação da curva de $L_d(s)$ | 38 |
| Figura 3.3 – Circuito para determinação da curva de $sG(s)$ | 39 |
| Figura 3.4 – Circuito para determinação da curva de $L_{af0}(s)$ | 40 |
| Figura 3.5 – Circuito para determinação da curva de $L_q(s)$ | 42 |
| Figura 4.1 – Esquema de um neurônio | 45 |
| Figura 4.2 – Modelo de um neurônio..... | 46 |
| Figura 4.3 – Modelo de rede neural multicamadas..... | 47 |
| Figura 4.4 – Camadas intermediárias de uma rede neural do tipo <i>deep learning</i> | 49 |
| Figura 4.5 – Esquema de rede do tipo <i>recorrente</i> | 50 |
| Figura 4.6 – Bloco <i>LSTM - Long Short-Term Memory</i> | 52 |
| Figura 4.7 – Esquema de funcionamento das portas de uma rede <i>LSTM</i> | 53 |
| Figura 5.1 – <i>Média móvel simples</i> aplicada a um conjunto de dados de medida de velocidade do vento | 55 |
| Figura 5.2 – Exemplo de <i>simplex</i> | 57 |
| Figura 5.3 – Elementos de <i>função objetivo</i> sobre <i>simplex</i> | 58 |
| Figura 5.4 – Cinco casos de transformação do <i>simplex</i> | 60 |
| Figura 6.1 – Indutância de eixo direto de uma máquina síncrona..... | 65 |
| Figura 6.2 – Diagrama de bode para $L_d(s)$ | 67 |
| Figura 6.3 – Curva de $L_d[mH]$, referente à Tabela 2 | 69 |
| Figura 6.4 – Previsão de pontos referentes ao intervalo de 70Hz a 95Hz | 71 |
| Figura 6.5 – Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de | |

| | |
|--|----|
| 70Hz a 95Hz..... | 72 |
| Figura 6.6 – Previsão de pontos referentes ao intervalo de 95Hz a 120Hz | 73 |
| Figura 6.7 – Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de 95Hz a 120Hz..... | 74 |
| Figura 6.8 – Previsão de pontos referentes ao intervalo de 120Hz a 200Hz..... | 75 |
| Figura 6.9 – Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de 120Hz a 200Hz | 76 |
| Figura 6.10 – Previsão de pontos referentes ao intervalo de 1mHz a 1,5Hz | 77 |
| Figura 6.11 – Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de 1mHz a 1,5Hz..... | 78 |
| Figura 6.12 – Curva de L_d no domínio da frequência..... | 79 |
| Figura 6.13 – Aplicação do algoritmo <i>média móvel</i> à esq. e ampliação da região da baixa freq. à dir. | 80 |
| Figura 6.14 – Curva esquemática do módulo de L_d | 80 |
| Figura 6.15 – Diagrama de bode (módulo) de $G(1+j\omega)^n$ | 81 |
| Figura 6.16 – Diagrama de bode (módulo) de $G(1+j\omega)^{-n}$ | 82 |
| Figura 6.17 – Análise gráfica para cálculo do T'_{do} e T''_d | 83 |
| Figura 6.18 – Resultado gráfico da função <i>bodefit</i> | 83 |

LISTA DE SÍMBOLOS

| | |
|---------------|--|
| c | Centroide do simplex. |
| e_{fa} | Tensão induzida no enrolamento de campo. |
| f | Frequência. |
| $g(x)$ | Função objetivo. |
| G | Função de transferência |
| h | Passo de tempo/ função tangente hiperbólica. |
| i_{arm} | Corrente de armadura. |
| i_d | Corrente de armadura no eixo direto. |
| i_D | Corrente de enrolamento amortecedor no eixo direto. |
| i_f, i_{fd} | Corrente de campo. |
| i_q | Corrente de armadura no eixo em quadratura. |
| i_Q | Corrente de enrolamento amortecedor no eixo em quadratura. |
| j | Sequência de números naturais que vai de $j=1$ a $j=p+1$. |
| k | Dimensão do simplex. |
| L_{ad} | Indutância relativa ao fluxo mútuo entre rotor e armadura. |
| L_{af0} | Indutância mútua entre os enrolamentos de campo e armadura. |
| L_{aq} | Indutância mútua entre rotor e armadura no eixo em quadratura. |
| L_d | Indutância síncrona no eixo direto. |
| L'_d | Indutância transitória no eixo direto. |
| L''_d | Indutância subtransitória no eixo direto. |
| L_D | Indutância própria do enrolamento amortecedor no eixo direto. |
| L_f | Indutância própria de campo. |
| L_l | Indutância de dispersão. |
| L_{lD} | Indutância de dispersão do amortecedor no eixo direto. |
| L_{lf} | Indutância de dispersão do rotor. |
| L_{lQ} | Indutância de dispersão do amortecedor no eixo em quadratura. |
| L_q | Indutância síncrona do amortecedor no eixo em quadratura. |
| L''_q | Indutância subtransitória no eixo em quadratura. |
| L_Q | Indutância do enrolamento amortecedor no eixo em quadratura. |
| m | Número de entradas de rede neural multicamadas. |
| n | Quantidade de melhores vértices/ número de neurônios |
| p | Dimensão da função objetivo. |
| r | Número de saídas de rede neural multicamadas. |

| | |
|--------------------|---|
| r, r_a, r_{arm} | Resistência do enrolamento de armadura. |
| r_D | Resistência do enrolamento amortecedor no eixo direto. |
| $RMSE$ | Erro quadrático médio. |
| r_f | Resistência do enrolamento de campo. |
| r_Q | Resistência do enrolamento amortecedor no eixo em quadratura. |
| s | Operador de Laplace. |
| $sG(s)$ | Expressão que relaciona as correntes de campo e armadura. |
| t | Índice de tempo presente. |
| T_D, T_3 | Constantes de tempo do amortecedor. |
| T'_d, T_2 | Constante de tempo transitória no eixo direto, em curto. |
| T''_d, T_4 | Constante de tempo subtransitória no eixo direto, em curto. |
| T_F, T'_{d0} | Constante de tempo transitória no eixo direto, em aberto. |
| T''_{d0}, T_1 | Constante de tempo subtransitória no eixo direto, em aberto. |
| T_{kD} | Constante de tempo de dispersão do amortecedor no eixo direto. |
| T_S, T''_q | Constante de tempo subtransitória de eixo quadratura, em curto. |
| T_Q, T''_{q0} | Constante de tempo subtransitória de eixo em quadratura, em aberto. |
| U | Matriz de estado oculto. |
| v_{arm}, e_{arm} | Tensão de armadura. |
| v_d, e_d | Tensão da armadura no eixo direto. |
| v_f | Tensão aplicada no enrolamento de campo. |
| v_q, e_q | Tensão da armadura no eixo em quadratura. |
| W | Matriz de pesos. |
| \bar{x} | Centroide dos n melhores vértices do simplex. |
| x_0 | Vértice de contração externa. |
| X_d | Reatância síncrona no eixo direto. |
| x_e | Vértice de expansão. |
| x_i | Vértice de contração interna. |
| x_j | J-ésimo vértice para x_{js} |
| x_{js} | Vértice de encolhimento. |
| x_{melhor} | Vértice com o maior valor da função objetivo. |
| X_n | Entradas de um neurônio. |
| x_{pior} | Vértice com o menor valor da função objetivo. |
| x_r | Vértice de reflexão. |
| x_{ruim} | Vértice com valor intermediário da função objetivo. |
| X_t | Passo de tempo. |
| y_n | Saídas de um neurônio. |

| | |
|----------------|---|
| Z_{af0} | Impedância mútua entre rotor e estator. |
| Z_{arm} | Impedância de armadura. |
| Z_d | Impedância síncrona no eixo direto. |
| Z_q | Impedância síncrona no eixo em quadratura. |
| α_c | Constante de operação de contração. |
| α_e | Constante de operação de expansão. |
| α_r | Constante de operação de reflexão. |
| α_s | Constante de operação de encolhimento. |
| ω | Frequência angular. |
| ω_n | Pesos ponderados da entrada de um neurônio. |
| σ | Função sigmoide. |
| ϕ | Função de ativação de um neurônio. |
| λ_d | Enlace de fluxo magnético no eixo direto. |
| λ_D | Enlace de fluxo magnético do enrolamento amortecedor no eixo direto |
| λ_f | Enlace de fluxo magnético no enrolamento de campo. |
| λ_q | Enlace de fluxo magnético no eixo em quadratura. |
| λ_Q | Enlace de fluxo magnético do amortecedor no eixo em quadratura. |
| Δ_{tol} | Tolerância para critério de parada. |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 6.1 – Parâmetros da máquina síncrona obtidos por ensaios no domínio do tempo..... | 64 |
| Tabela 6.2 – Pontos da medição realizada por Sousa (2011) no ensaio de resposta em frequência..... | 66 |
| Tabela 6.3 – Eliminação de pontos da Tabela 6.2 utilizando critério das condições de contorno de L_d e L_d'' | 68 |
| Tabela 6.4 – Resultados do ajuste de curva proposto | 84 |

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO..... | 15 |
| 1.1 Definição do problema | 15 |
| 1.2 Objetivo | 16 |
| 1.3 Justificativa | 16 |
| 1.4 Revisão bibliográfica..... | 17 |
| 1.4.1 O estado-da-arte | 17 |
| 1.5 Estrutura da dissertação | 22 |
| 2 INDUTÂNCIAS OPERACIONAIS DE MÁQUINAS SÍNCRONAS | 23 |
| 2.1 Introdução..... | 23 |
| 2.2 Fundamentação matemática..... | 24 |
| 2.2.1 Indutâncias operacionais da máquina no eixo direto | 26 |
| 2.2.2 Indutâncias operacionais da máquina no eixo em quadratura | 31 |
| 2.2.3 Parâmetros das indutâncias operacionais da máquina síncrona..... | 32 |
| 3 ENSAIO DE RESPOSTA EM FREQUÊNCIA EM MÁQUINAS SÍNCRONAS . | 36 |
| 3.1 Introdução..... | 36 |
| 3.2 Posicionamento do rotor para ensaio no eixo direto | 36 |
| 3.3 Posicionamento do rotor para ensaio no eixo em quadratura..... | 37 |
| 3.4 Ensaio no eixo direto..... | 37 |
| 3.4.1 Curva de indutância operacional $L_d(s)$ | 37 |
| 3.4.2 Curva da função de transferência $sG(s)$ | 39 |
| 3.4.3 Curva característica da indutância $L_{af0}(s)$ | 40 |
| 3.4.4 Ensaio no eixo q | 41 |
| 4 REDES NEURAIS | 44 |
| 4.1 Introdução..... | 44 |
| 4.2 Neurônio biológico..... | 44 |

| | |
|--|-----------|
| 4.3 Características gerais..... | 45 |
| 4.4 Processos de aprendizado | 47 |
| 4.5 Redes neurais artificiais <i>profundas (deep learning)</i> | 48 |
| 4.6 Redes do tipo <i>feedforward</i> | 49 |
| 4.7 Redes neurais do tipo <i>recorrente</i> | 49 |
| 4.8 <i>Long Short-Term Memory units (LSTMs)</i> | 51 |
| 5 ALGORÍTMOS NUMÉRICOS..... | 54 |
| 5.1 Introdução..... | 54 |
| 5.2 <i>Média móvel</i> | 54 |
| 5.2.1 <i>Média móvel simples</i> | 54 |
| 5.3 O Programa <i>bodefit</i> | 55 |
| 5.3.1 A função <i>erquad</i> | 56 |
| 5.3.2 Fundamentação teórica do método de Nelder-Mead..... | 56 |
| 5.3.2.1 O Algoritmo | 56 |
| 5.3.2.2 <i>Simplex</i> | 56 |
| 5.3.2.3 Funcionamento | 57 |
| 5.3.2.4 Critério de parada | 61 |
| 5.3.2.5 Falha no algoritmo..... | 61 |
| 5.3.2.6 Vantagens e desvantagens do método | 61 |
| 6 APLICAÇÃO E RESULTADOS DO ALGORITMO PROPOSTO | 63 |
| 6.1 Introdução..... | 63 |
| 6.2 O ajuste de curva..... | 64 |
| 6.2.1 Curva de indutância operacional segundo a IEEE-115 | 64 |
| 6.2.2 Análise da medição de Sousa (2011) | 65 |
| 6.2.3 Aplicação das condições de contorno | 68 |
| 6.2.4 A rede neural <i>LSTM (Long Short-Term Memory)</i> | 69 |
| 6.2.5 <i>Média móvel</i> | 79 |

| | |
|--|-----------|
| 6.2.6 Extração das constantes de tempo T'_{do} e T''_d | 80 |
| 6.2.7 Extração das constantes de tempo T'_d e T''_{do} | 83 |
| 7 CONCLUSÃO | 85 |
| 8 DESENVOLVIMENTOS FUTUROS | 86 |
| 9 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 87 |

1 Introdução

1.1 Definição do problema

Os parâmetros dos modelos matemáticos dinâmicos de máquinas síncronas são de grande importância no estudo da dinâmica de um sistema elétrico de potência. Dentre as principais aplicações deste tipo de estudo estão: projetos de esquemas de proteção, compensação de reativos, estabilidade transitória, operação desbalanceada, determinação dos limites de operação, controle de tensão e frequência, etc. Ademais, a obtenção dos parâmetros da máquina síncrona com precisão satisfatória também é crucial para o diagnóstico do bom funcionamento da própria máquina (MENDOZA, 2011).

A fim de encontrar os parâmetros de máquinas síncronas, alguns ensaios no domínio do tempo podem ser realizados em laboratório com relativa facilidade, tendo em vista a possibilidade de utilização de equipamentos de mais fácil acesso. Alguns deles, porém, podem ser degenerativos à máquina, como o exemplo clássico do ensaio de curto-circuito trifásico abrupto. O ensaio estático de resposta em frequência, por outro lado, tem como grande vantagem a ausência de quaisquer danos à máquina, já que o rotor permanece estático e os níveis de tensões e correntes envolvidos são relativamente baixos. Entretanto, a realização deste ensaio demanda a utilização de alguns equipamentos de difícil acesso e alto custo, o que em muitos casos acaba por inviabilizá-lo.

Em sua dissertação de mestrado, Sousa (2011) propôs uma metodologia alternativa para a realização deste ensaio, utilizando um inversor de frequência em vez de um gerador de tensões senoidais de frequência variável, tendo em vista a dificuldade de acesso a este equipamento devido a seu alto preço. Desta forma, a grande contribuição do autor foi tornar o referido ensaio mais acessível e financeiramente viável.

Tal abordagem, entretanto, gera resultados finais pouco precisos, decorrentes da baixa qualidade dos pontos dos extremos de altas e baixas frequências na curva de indutância medida, que são consequência direta da flutuação da amplitude do sinal senoidal gerado pelo inversor nessas regiões. Uma das premissas deste trabalho é de que é possível mitigar o impacto dessas imprecisões a partir do desenvolvimento de um ajuste numérico sofisticado para a curva em questão, com foco específico nesta aplicação, de forma a corrigir as imprecisões e limitações provenientes desta adaptação do ensaio e, desta forma, obter os parâmetros da máquina com precisão satisfatória.

Segundo a norma da IEEE (2009) para ensaios de resposta em frequência, a faixa de medição deste ensaio deve abranger aproximadamente o intervalo compreendido entre 1mHz e 200Hz. A dificuldade imposta pela limitação dos equipamentos utilizados por Sousa (2011) em seu ensaio restringiu a medição de pontos a uma faixa de valores entre 0.7Hz e 120Hz, o que é consideravelmente abaixo do exigido.

Para melhorar a qualidade dos pontos da medição de Sousa (2011) e prever pontos fora dos limites dos equipamentos por ele utilizados, optou-se por desenvolver um método que tem como base a rede neural *LSTM* (*Long-Short Term Memory*). Esta rede já se mostrou promissora em diversas aplicações de diferentes áreas. O trabalho de Simplicio (2019), por exemplo, evidencia a eficiência desta abordagem na previsão do fator de potência de uma rede elétrica. Já Sugimoto et al. (2019), demonstrou a utilidade desta rede neural na previsão de dados acerca de fluxos de rios para projetos de usinas hidroelétricas. Dados de problemas relacionados a ciências econômicas também podem ser estudados com base na rede *LSTM*, como demonstrou Quirino (2017). Assim sendo, a principal hipótese da presente dissertação é a de que a rede neural *LSTM* também pode ser aplicada com efetividade no ajuste da curva de indutância proveniente do ensaio de resposta em frequência de máquina síncrona com inversor de frequência.

O ensaio realizado por Sousa (2011) e publicado em sua dissertação de mestrado é a base do presente trabalho e será discutido em detalhes no Capítulo 3. Em sua abordagem, o autor utilizou uma máquina síncrona de polos salientes de 2kVA e 60Hz, com rotor posicionado permanentemente no eixo direto. Todos os dados de medição utilizados no presente trabalho foram retirados da dissertação de Sousa (2011).

1.2 Objetivo

O objetivo deste trabalho é desenvolver, com base na utilização da rede neural *LSTM*, um método de ajuste de curva de indutância de uma máquina síncrona ensaiada no domínio da frequência com utilização de inversor de frequência, de forma a prever pontos fora do intervalo original de medição, nos extremos das altas e baixas frequências, bem como melhorar a qualidade dos pontos já existentes nesses extremos, e assim possibilitar a obtenção dos parâmetros da máquina com margem de erro abaixo de 10%. Esta margem será discutida no item 1.4.1.

1.3 Justificativa

O presente trabalho é especificamente importante por melhorar numericamente o resultado de um ensaio de resposta em frequência realizado com inversor de frequência, expandindo o gráfico de indutância da máquina, com foco nas regiões de altas e baixas frequências, a partir da utilização da rede neural *LSTM*, aumentando assim consideravelmente a precisão de seus resultados.

Esta abordagem complementa a aplicação da metodologia de ensaio de resposta em frequência com utilização de inversor de frequência, provendo uma alternativa de baixo custo

para a determinação dos parâmetros de uma máquina síncrona, com nível satisfatório de precisão para suas diversas aplicações em Sistemas de Potência, e sem que haja o risco de danificá-la com ensaios mais agressivos.

1.4 Revisão bibliográfica

Nesta seção será apresentada uma breve revisão dos principais artigos publicados nas últimas três décadas acerca do tema “Standstill Frequency-Response Test”, ou “Ensaio de Resposta em Frequência”. Desta forma, serão observados os avanços graduais na metodologia do ensaio em questão, bem como as diferentes propostas de tratamentos dos dados posteriores às medições.

1.4.1 O estado-da-arte

Considerando os últimos trinta anos de desenvolvimentos do ensaio de resposta em frequência para determinação de parâmetros de máquinas síncronas, um artigo de grande relevância foi escrito por Walton e Croft (1989), que discutiram a possibilidade de aplicação de diferentes sinais de entrada a uma máquina síncrona ensaiada, objetivando encontrar os valores de indutâncias e constantes de tempo e analisaram a medida na qual tais parâmetros variam em função da variação do sinal de entrada.

Os autores enumeraram cinco possíveis sinais de entrada para ensaio de resposta em frequência em máquina síncrona:

- 1 – Degrau;
- 2 – Rampa;
- 3 – Impulso;
- 4 – Ruído;
- 5 – Senoidal;

Para sistemas de segunda ordem, a resposta ao degrau é amplamente utilizada na investigação de problemas de estabilidade, pois tem como vantagem a possibilidade de identificação imediata dos parâmetros da máquina. Além disso, a realização do ensaio de resposta ao degrau tem como grande facilitador a possibilidade de modificação dos valores de entrada aplicando funções matemáticas. Já para estudo de parâmetros de ordem superior, a utilização de resposta ao degrau é menos efetiva, possibilitando apenas a obtenção de informações sobre margens e estabilidade.

O uso de resposta à rampa também permite a obtenção de parâmetros para sistemas simples. Entretanto, a necessidade de geração de rampas com alta precisão torna este ensaio menos prático que a resposta ao degrau.

A resposta a um impulso é provavelmente a forma ideal de ensaio, já que revela a função de transferência do sistema de forma imediata. Novamente, para sistemas de baixa ordem, ou para ordem previamente conhecida, a extração dos parâmetros da máquina é possível. Mas para altas ordens, o ensaio torna-se inviável. Ademais, a geração deste sinal de entrada, com nível de aproximação adequado e com nível de potência suficientemente alto não é simples de ser realizado na prática.

A utilização de ruídos digitais oferece mais possibilidades do que a resposta ao impulso. Sinais digitais binários ou ternários e suas correlações cruzadas fornecem meios que facilitam a utilização do impulso para obtenção dos parâmetros da máquina com maior precisão.

Outra forma de realização do ensaio é a resposta à senoide. Os conceitos para a realização deste ensaio são bem estabelecidos e formam a base da teoria de controle linear. Consiste basicamente nas medições de módulo e fase das respostas ao sinal senoidal de entrada.

Para sistemas de mais baixa ordem, a determinação de constantes de tempo e indutâncias transitórias é relativamente simples para resposta à senoide, tendo seu grau de complexidade aumentado na medida em que se aumenta a ordem do sistema. Em função da facilidade na identificação dos parâmetros da máquina a partir deste método quando comparado à utilização de outros tipos de sinal, este se tornou o procedimento clássico de realização do ensaio, que posteriormente foi normatizado pela IEEE (2009). Os detalhes desta norma serão discutidos no Capítulo 3 desta dissertação, que servirá como ponto de partida para o desenvolvimento proposto nos capítulos posteriores.

Antes da realização do ensaio de resposta em frequência, entretanto, deve-se ressaltar que a determinação das indutâncias operacionais de uma máquina síncrona requer a utilização de relações matemáticas que discriminem a identificação dos valores de tais parâmetros (KUNDUR, 1993). O Capítulo 2 desta dissertação discorrerá sobre este tópico.

Outro artigo relevante sobre o tema foi escrito por Canay (1993). Neste texto, o autor avalia os resultados dos ensaios no domínio da frequência e do tempo, para modelos de diferentes ordens, apontando as vantagens e desvantagens de cada ensaio.

Segundo Canay (1993), o modelo proposto para o ensaio no domínio da frequência gera distorções nos resultados devido à imprecisão intrínseca na determinação da resistência dos enrolamentos do estator. Esta imprecisão decorre do fato de o ensaio ser realizado com o rotor parado, gerando um afrouxamento das conexões dos enrolamentos amortecedores, modificando assim a resistência equivalente do conjunto.

Outra análise importante feita pelo autor diz respeito à ordem do modelo proposto. Segundo ele, os principais fenômenos observados no ensaio no domínio da frequência se manifestam plenamente em modelos de ordens mais baixas, não sendo necessária, em casos práticos, a

adoção de modelos de ordens mais altas, que aumentam muito a complexidade matemática do experimento, e acabam por limitar o seu alcance.

Sabe-se que o ensaio de resposta em frequência para máquinas síncronas gera como resultado uma curva de indutância que pode ser comparada a uma função de transferência (FT), que é a representação matemática da relação entre a entrada e a saída de um sistema físico. Para que esta curva possa ser analisada em suas nuances, faz-se necessária uma comparação entre a curva medida em bancada e a curva teórica da FT. Com o objetivo de otimização dos resultados desta comparação, os parâmetros teóricos da FT precisam ser definidos através de métodos numéricos. Nesse contexto, Walton (2000) novamente propõe alterações nos modelos matemáticos de ajuste de curva para extração de parâmetros de máquina síncrona no ensaio de resposta em frequência, tanto para eixo direto quanto em quadratura. Segundo o autor, as técnicas numéricas de ajuste de curva até então utilizadas são excessivamente simplificadoras e podem levar a resultados pouco precisos. Para corrigir tais distorções, é proposta uma abordagem de elevação da ordem do modelo e utilização de curva de fase para obtenção dos polos e zeros da função de transferência. A curva de fase é útil na análise de funções de transferência, como é o caso da curva de indutância de uma máquina síncrona. Sua obtenção prática, entretanto, possui alto grau de complexidade e demanda equipamentos precisos, que nem sempre são de fácil acesso em uma bancada de laboratório. Apesar do trabalho relevante de Walton, a medição da curva de fase da indutância acaba sendo negligenciada em função da dificuldade prática imposta por esta medida.

Bortoni (2004) propôs uma abordagem radicalmente diferente do que existia até então. Com o objetivo de determinar as impedâncias operacionais de uma máquina síncrona para os eixos direto e em quadratura, o ensaio é aplicado com o rotor parado em uma determinada posição arbitrária, evitando assim as dificuldades no alinhamento mecânico do rotor e tornando-o adequado para grandes máquinas síncronas de pólos saliente, mesmo aqueles utilizados em plantas de geração hidrelétrica.

O método consiste em utilizar as equações clássicas do ensaio de resposta em frequência associados às equações propostas por Dalton e Cameron (1952). Desta forma, é possível encontrar os parâmetros da máquina para uma posição arbitrária e, posteriormente, através de uma decomposição de parâmetros, determinar as constantes de tempo e indutâncias para os eixos direto e em quadratura. Este método, segundo os autores, resulta em erros percentuais consideráveis para máquinas pequenas. A margem de erro é diminuída na medida em que são utilizadas máquinas maiores. Para a máquina síncrona utilizada na presente dissertação, foi possível posicionar o rotor no eixo direto sem as dificuldades pontuadas pelo autor deste artigo.

Hernandez et al (2006) estudaram o impacto do ruído na determinação dos parâmetros do circuito equivalente de uma máquina síncrona ensaiada no domínio da frequência. Para realizar o ensaio, foram utilizados circuitos equivalentes de um e três ramos amortecedores, respectivamente. Para cada um destes casos, o ruído é sistematicamente inserido em dados obtidos previamente a partir de simulações pelo método dos elementos finitos. Uma

densidade de probabilidade é então utilizada para incluir duas taxas de ruído de maneira sistemática.

Os autores concluem seu texto afirmando que a presença de ruído não modificou significativamente os parâmetros da máquina síncrona obtidos a partir do ensaio de resposta em frequência. Os bons resultados encontrados pelos autores são um indicativo de que é possível obter os parâmetros da máquina com boa margem de erro mesmo com a presença de ruídos advindos da imprecisão dos equipamentos. Esta premissa é de extrema importância, já que muitas vezes não é possível realizar o ensaio com o nível de precisão dos equipamentos sugeridos pela norma.

Barakat et al (2010) analisaram a influência da resistência do estator na identificação e precisão dos parâmetros da máquina síncrona pelo ensaio de resposta em frequência. Em seu artigo, os autores comparam resultados tendo como ponto de partida duas formas de determinação de resistência equivalente do estator: medida direta de V/I e um método alternativo, que trata esta resistência como uma variável a ser determinada por meio de método iterativo. Para cada um desses dois valores, são calculados os demais parâmetros e os dois métodos são comparados.

Em sua conclusão, os autores reforçam a necessidade de utilização de um valor de resistência equivalente de estator para a obtenção de resultados mais precisos, independente do método de cálculo ou medição adotado. O método de medida direta V/I foi escolhido, por sua praticidade, pelo autor do ensaio que serve de base para a presente dissertação.

Sousa (2011) propôs uma metodologia alternativa para a realização do ensaio, baseada na substituição do gerador de sinal senoidal por um inversor de frequência. A presença de tal inversor, entretanto, elevou consideravelmente a presença de harmônicas. Para mitigar este efeito, o autor utilizou um filtro passa-baixa simples, com indutor série e capacitor paralelo.

Conforme previsto na introdução da publicação, os resultados obtidos diretamente do ensaio foram pouco precisos, tendo em vista que o inversor de frequência não é um dispositivo adequado para esta aplicação. A fim de melhorar os parâmetros obtidos, foi aplicada a técnica de ajuste de curva dos mínimos quadrados, obtendo valores com desvio máximo de 56% para constantes de tempo e indutâncias. O ensaio realizado por Sousa (2011) servirá como base para o ajuste de curva de indutância proposto na presente dissertação.

Racewicz et al (2014) estudaram a utilização de modelos de ordens não-inteiras como forma de melhorar a precisão dos resultados adquiridos. Inicialmente, os autores propõem um modelo de impedância de meia ordem. Posteriormente, a partir de considerações físicas e simulações pelo método dos elementos finitos, esta impedância é calculada, levando em consideração os efeitos de saturação e difusão. Foi então demonstrado que este modelo pode ser incluído com sucesso nos circuitos equivalentes de uma máquina síncrona, levando em conta os efeitos induzidos em partes maciças do rotor e barras amortecedoras. A validação deste modelo ocorre a partir do ensaio de resposta em frequência para condições variáveis de excitação de campo.

Os autores concluem que a utilização de modelos de ordens não inteiras é funcional, porém apenas confiável na presença de um sistema de controle robusto para a máquina síncrona ensaiada, o que nem sempre é factível do ponto de vista prático.

Bladh et al (2016) propuseram um aprofundamento no estudo da influência do enrolamento amortecedor no ensaio de resposta em frequência. Inicialmente, os autores apresentam dados de um ensaio previamente realizado, com uma máquina síncrona de polos salientes contendo enrolamento amortecedor configurável. Neste ensaio, foram medidas as correntes nas barras amortecedoras para a obtenção da função de transferência estator-enrolamento amortecedor. Este teste foi realizado três vezes com configurações de enrolamentos amortecedores fisicamente diferentes. A validação deste modelo decorre da comparação entre as respostas da máquina a um degrau de torque em medição e, posteriormente, em simulação.

Os autores concluem que o cálculo da função de transferência entre estator e enrolamento amortecedor só se mostrou justificável para ensaios no eixo em quadratura, tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência. No que tange ao eixo direto, a influência desta função de transferência é menor. Como o ajuste de curva de indutância proposto no presente trabalho tem como foco o eixo direto, este modelo não se aplica. Entretanto, o ajuste pode ser replicado no eixo em quadratura e, para este caso, o modelo proposto pelos autores pode ser de grande utilidade.

O trabalho publicado por Kornrumpf (2017) é uma continuação direta do trabalho de Sousa (2011). O autor objetiva aumentar a precisão dos resultados do ensaio de resposta em frequência realizado por Sousa (2011) com a utilização de uma técnica de ajuste de curva com redes neurais multicamadas do tipo Perceptron, com retroprogramação de erro segundo algoritmo de Levenberg-Marquart. Os resultados encontrados por Kornrumpf (2017) possuem margem de erro máxima de 30%, portanto mais precisos que os de Sousa (2011), porém ainda não plenamente satisfatórios para determinadas aplicações.

O trabalho de Kornrumpf (2017), entretanto, mostrou que para diferentes métodos numéricos de tratamento de dados, a margem de erro dos resultados pode cair substancialmente. Em particular, o uso de redes neurais para esta aplicação específica se mostrou promissor.

Uma característica importante do ajuste proposto pelo autor é o fato de que a faixa de frequências abrangidas pelo ensaio da máquina não foi extrapolada pelo ajuste. Em outras palavras, a rede neural utilizada foi condicionada à previsão de novos pontos restritos ao intervalo de frequências inicial de medição. Este fato possivelmente limitou a capacidade de obtenção de resultados do método.

Como forma de expandir a proposta de Kornrumpf (2017), a presente dissertação apresenta uma abordagem alternativa, baseada em um tipo de rede neural mais sofisticada, capaz de prever pontos fora do intervalo inicial de medição do ensaio realizado por Sousa (2011), de forma a possibilitar a obtenção de resultados mais precisos.

A margem de erro máxima adotada no presente trabalho foi determinada por comparação ao método de Kornhumpf (2017). Adotou-se como meta um terço do valor de 30% de erro máximo por ele encontrado por se tratar de uma margem consideravelmente melhor.

1.5 Estrutura da dissertação

Capítulo 1: apresentou uma definição do problema a ser estudado, bem como os objetivos e a justificativa para a utilização da rede neural *LSTM* no ajuste de curva de indutância que será realizado. Além disso, foi feita uma linha do tempo acerca dos principais desenvolvimentos no que tange ao ensaio de resposta em frequência nas últimas três décadas para máquinas síncronas, e de que maneira esses tópicos influenciaram no desenvolvimento do presente trabalho.

Capítulo 2: apresenta a fundamentação matemática necessária para a definição dos parâmetros da máquina síncrona, ou seja, as indutâncias operacionais e constantes de tempo. Estes parâmetros são o resultado final do ensaio de resposta em frequência e a partir deles é medido o grau de precisão de todo o trabalho realizado no ensaio e posterior método numérico de tratamento de dados.

Capítulo 3: descreve o ensaio de resposta em frequência, que é a base deste trabalho. A partir da realização deste ensaio em uma máquina síncrona, obtém-se a curva de indutância e nela se aplica o ajuste numérico da curva, obtendo-se assim os parâmetros procurados.

Capítulo 4: dedicado à exposição das redes neurais, em particular a rede *LSTM*, que servirá como base para o método numérico proposto para o ajuste da curva de indutância da máquina síncrona estudada.

Capítulo 5: descreve os principais algoritmos que, associados ao uso da rede *LSTM*, formam o método numérico proposto neste trabalho. Destacam-se a rotina *média móvel*, utilizada em suavização de curvas e a rotina de extração de parâmetros de gráficos no domínio da frequência, a *bodefit*.

Capítulo 6: apresenta o passo a passo de todo o desenvolvimento e aplicação do algoritmo de ajuste da curva de indutância proposto, culminando nos valores das constantes de tempo e indutâncias operacionais da máquina.

Capítulo 7: analisa os resultados obtidos pelo método proposto e apresenta as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

2 Indutâncias Operacionais de Máquinas Síncronas

2.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados os principais métodos matemáticos utilizados na determinação das indutâncias operacionais e constantes de tempo de uma máquina síncrona de polos salientes, por ser este o tipo de máquina em foco no presente estudo. A definição de tais parâmetros é fundamental no contexto do ajuste de curva de indutância proposto nesta dissertação, já que estes são os parâmetros a serem encontrados por meio do ajuste em questão.

Na análise que se segue, se uma referência é fixada ao estator para a medida do ângulo do rotor, todas as medidas associadas a esta referência apresentam variações no espaço e no tempo em função do movimento do rotor.

Esta análise pode ser consideravelmente simplificada utilizando uma referência girante com o rotor. Desta forma, tanto as tensões como as correntes e fluxos magnéticos, no estator e no rotor, são transformadas em dois grupos de variáveis ortogonais com componentes no denominado eixo direto (d), que é definido pelo alinhamento com o eixo magnético do enrolamento de campo, e no eixo em quadratura (q), situado ortogonalmente ao eixo direto. A transformada dos parâmetros associados aos eixos magnéticos das três fases da máquina síncrona em variáveis d e q é conhecida como transformada de Park (KUNDUR, 1994).

A Figura 2.1 identifica a presença desses dois eixos em uma máquina síncrona.

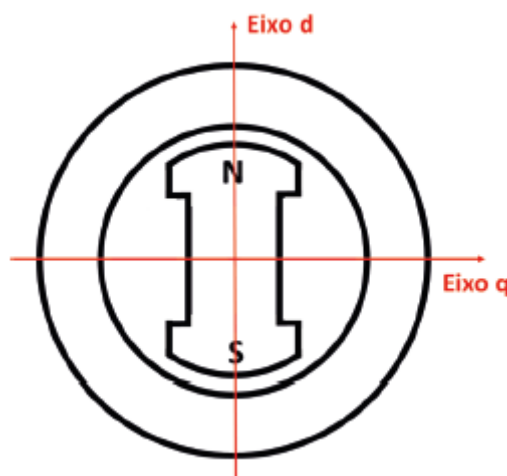


Figura 2.1 Eixos direto e em quadratura em máquina síncrona de polos salientes (SILVA,2018)

2.2 Fundamentação matemática

Sabe-se que uma máquina síncrona possui três fases no estator, um enrolamento de campo no rotor, além dos enrolamentos amortecedores nos eixos direto e em quadratura.

O ponto de partida desta análise é a aplicação da transformada de Park sobre as equações de tensão do estator, resultando nas equações de tensões para os eixos direto e em quadratura apresentadas em 2.1 e 2.2 (ADKINS e HARLEY, 1975), em que v_d é a tensão de armadura no eixo direto, v_q é a tensão de armadura no eixo em quadratura, r é a resistência de armadura, i_d é a corrente de armadura no eixo direto, i_q é a corrente de armadura no eixo em quadratura, ω é a frequência angular da máquina, λ_d é o enlace de fluxo magnético no eixo direto e λ_q é o enlace de fluxo magnético no eixo em quadratura

$$v_d = \frac{d\lambda_d}{dt} - r i_d - \omega \lambda_q \quad (2.1)$$

$$v_q = \frac{d\lambda_q}{dt} - r i_q - \omega \lambda_d. \quad (2.2)$$

A tensão no enrolamento de campo (v_f) é dada pela equação 2.3, onde r_f é a resistência do enrolamento de campo, i_f é a corrente de campo e λ_f é o enlace de fluxo magnético no enrolamento de campo.

$$v_f = r_f i_f + \frac{d\lambda_f}{dt} \quad (2.3)$$

As equações diferenciais de tensão dos enrolamentos amortecedores são descritas em 2.4 e 2.5, em que r_D é a resistência do enrolamento amortecedor no eixo direto, r_Q é a resistência do enrolamento amortecedor no eixo em quadratura, i_D é a corrente do enrolamento amortecedor no eixo direto, i_Q é a corrente do enrolamento amortecedor no eixo em quadratura, λ_D é o enlace de fluxo magnético do enrolamento amortecedor no eixo direto e λ_Q é o enlace de fluxo magnético do enrolamento amortecedor no eixo em quadratura

$$0 = r_D i_D + \frac{d\lambda_D}{dt} \quad (2.4)$$

$$0 = r_Q i_Q + \frac{d\lambda_Q}{dt}. \quad (2.5)$$

As equações 2.6 a 2.10, que relacionam o fluxo magnético às indutâncias, também partem da transformada de Park, onde L_d é a indutância síncrona de eixo direto, L_{ad} é a indutância relativa ao fluxo mútuo entre circuitos do rotor e da armadura, L_{aq} é a indutância mútua entre os circuitos do rotor e da armadura no eixo quadratura, L_f é a indutância própria de campo, L_D é a indutância do enrolamento amortecedor no eixo direto e L_Q é a indutância do enrolamento amortecedor no eixo em quadratura.

$$\lambda_d = -L_d i_d + L_{ad} i_f + L_{ad} i_D \quad (2.6)$$

$$\lambda_q = -L_q i_q + L_{aq} i_Q \quad (2.7)$$

$$\lambda_f = -L_{ad} i_d + L_f i_f + L_{ad} i_D \quad (2.8)$$

$$\lambda_D = -L_{ad} i_d + L_{ad} i_f + L_D i_D \quad (2.9)$$

$$\lambda_Q = -L_{aq} i_q + L_Q i_Q \quad (2.10)$$

Aplica-se a Transformada de Laplace para todas as equações de Park apresentadas até este ponto, resultando em novas equações, nas quais $s=j\omega$ e ω é a frequência angular da máquina. Os resultados são apresentados nas equações 2.11 a 2.18, onde L_q é a indutância síncrona no eixo em quadratura.

$$V_f(s) = s\lambda_f(s) + r_f I_f(s) \quad (2.11)$$

$$0 = s\lambda_D(s) + r_D I_D(s) \quad (2.12)$$

$$0 = s\lambda_Q(s) + r_Q I_Q(s) \quad (2.13)$$

$$\lambda_d(s) = -L_d I_d(s) + L_{ad} I_f(s) + L_{ad} I_D(s) \quad (2.14)$$

$$\lambda_q(s) = -L_q I_q(s) + L_{aq} I_Q(s) \quad (2.15)$$

$$\lambda_f(s) = -L_{ad} I_d(s) + L_f I_f(s) + L_{ad} I_D(s) \quad (2.16)$$

$$\lambda_D(s) = -L_{ad} I_d(s) + L_{ad} I_f(s) + L_D I_D(s) \quad (2.17)$$

$$\lambda_Q(s) = -L_{aq} I_q(s) + L_Q I_Q(s) \quad (2.18)$$

Partindo deste conjunto de equações, é possível calcular as indutâncias operacionais de uma máquina síncrona para o eixo direto e em quadratura, conforme apresentado na seção 2.2.1.

2.2.1 Indutâncias operacionais da máquina no eixo direto

Para a obtenção dos parâmetros da máquina no eixo direto, são utilizadas as equações de tensão 2.11 e 2.12 e as equações de fluxo 2.16 e 2.17. Primeiramente, substitui-se a equação 2.16 na equação 2.11, resultando na equação 2.19.

$$V_f(s) = -sL_{ad} I_d(s) + sL_f I_f(s) + sL_{ad} I_D(s) + r_f I_f(s) \quad (2.19)$$

Similarmente, a expressão do fluxo magnético no enrolamento amortecedor do eixo direto (2.17) é substituída na equação 2.12, obtendo-se a equação 2.20.

$$0 = -sL_{ad} I_d(s) + sL_{ad} I_f(s) + sL_D I_D(s) + r_D I_D(s) \quad (2.20)$$

O objetivo agora é encontrar o fluxo magnético no eixo d (λ_d) em função da tensão de campo V_f e da corrente de armadura $I_d(s)$. Para isso, substitui-se a equação 2.19 na equação 2.20 a partir do termo $I_f(s)$ (corrente de campo), que não estará contido na equação 2.21 resultante.

$$I_D(s) = \frac{-sL_{ad}V_f(s) + [sL_{ad}(r_f + sL_f) - s^2L_{ad}^2]I_d(s)}{-s^2L_{ad}^2 + (r_D + sL_D)(r_f + sL_f)} \quad (2.21)$$

Para que a corrente de campo $I_f(s)$ seja expressa em função das magnitudes de entrada da máquina, a equação 2.21 é substituída em 2.19 a partir do termo $I_D(s)$, resultando na equação 2.22.

$$I_f(s) = \frac{(r_D + sL_D)V_f(s) + [sL_{ad}(r_D + sL_D) - s^2L_{ad}^2]I_d(s)}{-s^2L_{ad}^2 + (r_D + sL_D)(r_f + sL_f)} \quad (2.22)$$

A partir das expressões de $I_D(s)$ e $I_f(s)$ e da equação 2.14, é possível determinar a expressão do enlace do fluxo magnético no eixo direto em função dos valores das entradas do sistema.

$$\lambda_d(s) = \frac{[L_{ad}(r_D + sL_D) - sL_{ad}^2]}{-s^2L_{ad}^2 + (r_D + sL_D)(r_f + sL_f)}V_f(s) - \left[L_d - \frac{sL_{ad}^2(r_D + sL_D) - 2s^2L_{ad}^3 + sL_{ad}^2(r_f + sL_f)}{-s^2L_{ad}^2 + (r_D + sL_D)(r_f + sL_f)} \right] I_d(s) \quad (2.23)$$

O primeiro termo da equação 2.23 representa a relação entre o enlace de fluxo magnético no eixo direto e a tensão de campo. Este termo é denominado $G(s)$.

$$G(s) = \frac{[L_{ad}(r_D + sL_D) - sL_{ad}^2]}{-s^2L_{ad}^2 + (r_D + sL_D)(r_f + sL_f)} \quad (2.24)$$

As equações da máquina síncrona até aqui desenvolvidas possuem resistências e indutâncias dos circuitos do rotor e do estator como parâmetros. Estes são classificados como parâmetros básicos da máquina síncrona e especificam inteiramente as características elétricas da máquina. Todavia, tais parâmetros não podem ser encontrados através dos ensaios disponíveis na literatura. Assim sendo, tradicionalmente utilizam-se os parâmetros derivados, que podem ser relacionados ao comportamento observado da máquina (FAJONI, 2010).

O IEEE (2009) define um possível modelo de representação para os parâmetros derivados de uma máquina síncrona conforme Figura 2.2, onde L_l é a indutância de dispersão, L_{lf} é a indutância de dispersão do rotor, L_{lD} é a indutância de dispersão do enrolamento amortecedor no eixo direto e L_{lQ} é a indutância de dispersão do amortecedor no eixo em quadratura.

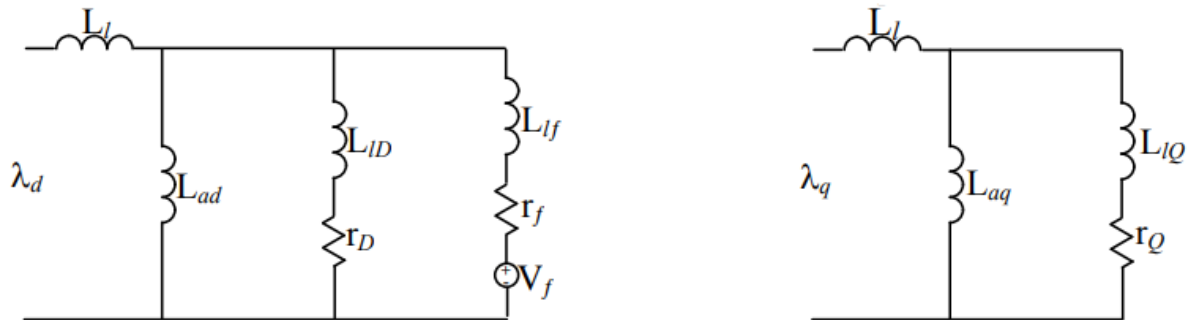


Figura 2.2 Modelo de representação para as indutâncias e resistências de eixo direto e quadratura, (IEEE 2009 - adaptado)

As indutâncias operacionais da máquina são então definidas a partir de seus parâmetros derivados. Portanto, é necessário obter uma expressão de $G(s)$ em função de parâmetros derivados. As relações utilizadas constam nas equações 2.25 a 2.27.

$$L_d = L_{ad} + L_l \quad (2.25)$$

$$L_f = L_{ad} + L_{lf} \quad (2.26)$$

$$L_D = L_{ad} + L_{lD} \quad (2.27)$$

Substitui-se as equações 2.25 e 2.26 em 2.24 para encontrar $G(s)$ como função dos parâmetros derivados. Após a referida substituição, a equação resultante é multiplicada e dividida pelo fator $(r_f \times r_D)$, resultando na equação 2.28.

$$G(s) = \frac{L_{ad}}{r_f} \left[\frac{1 + s \left(\frac{L_{lD}}{r_D} \right)}{1 + s \left(\frac{L_f}{r_f} + \frac{L_D}{r_D} \right) + s^2 \left[\frac{L_f}{r_f} \left(\frac{1}{r_d} \left(L_{lD} + \frac{L_{ad} L_{lf}}{L_f} \right) \right) \right]} \right] \quad (2.28)$$

Os termos entre parênteses são chamados de *constantes de tempo*, e definidos conforme as equações 2.29 a 2.32, em que T_{KD} é a constante de tempo de dispersão do enrolamento

amortecedor no eixo direto, T_F é a constante de tempo transitória no eixo direto em circuito aberto, T_D é a constante de tempo do enrolamento amortecedor e T_l é a constante de tempo subtransitória no eixo direto em circuito aberto.

$$T_{kD} = \frac{L_{lD}}{r_D} \quad (2.29)$$

$$T_F = \frac{L_f}{r_f} \quad (2.30)$$

$$T_D = \frac{L_D}{r_D} \quad (2.31)$$

$$T_1 = \frac{1}{r_D} \left(L_{lD} + \frac{L_{ad}L_{lf}}{L_f} \right) \quad (2.32)$$

Substituindo as constantes de tempo (equações 2.29 a 2.32) em $G(s)$ (equação 2.28), chega-se a equação 2.33

$$G(s) = G_0 \frac{1 + sT_{kD}}{1 + s(T_F + T_D) + s^2T_FT_l} \quad (2.33)$$

Na qual:

$$G_0 = \frac{L_{ad}}{r_f}. \quad (2.34)$$

O segundo termo da equação 2.23 representa a relação entre o fluxo magnético no eixo direto e a componente da corrente no eixo direto. Este termo é denominado $L_d(s)$.

$$L_d(s) = L_d - \frac{sL_{ad}^2(r_D + sL_D) - 2s^2L_{ad}^3 + sL_{ad}^2(r_f + sL_f)}{-s^2L_{ad}^2 + (r_D + sL_D)(r_f + sL_f)} \quad (2.35)$$

Também é necessário utilizar parâmetros derivados na função de $L_d(s)$. Desta forma, substituem-se as equações 2.26 e 2.27 em 2.35 e a expressão resultante é então multiplicada e dividida por $(r_f \times r_D)$. Esta simplificação resulta na equação 2.36.

$$L_d(s) = \frac{L_d}{1 + s(T_F + T_D) + s^2 T_F T_l} \left[1 + s \left(T_F + T_D - \frac{L_{ad}^2}{r_f L_D} - \frac{L_{ad}^2}{r_D L_D} \right) + s^2 \left(T_F T_l - \frac{L_{ad}^2 L_{lD}}{r_f r_D L_d} - \frac{L_{ad}^2 L_{lf}}{r_f r_D L_D} \right) \right] \quad (2.36)$$

Analisando as expressões entre parênteses que multiplicam s a partir da equação 2.36, e substituindo nelas as equações de L_d (2.25), T_F (2.30) e T_D (2.31), obtém-se as equações 2.37 e 2.38, onde T_2 é a constante de tempo transitória no eixo direto em curto circuito e T_3 é a constante de tempo de enrolamento amortecedor:

$$T_2 = T_F - \frac{L_{ad}^2}{r_f L_d} = \frac{1}{r_f} \left(\frac{L_{ad} L_l}{L_{ad} + L_l} + L_{lf} \right) \quad (2.37)$$

$$T_3 = T_D - \frac{L_{ad}^2}{r_D L_d} = \frac{1}{r_D} \left(\frac{L_{ad} L_l}{L_{ad} + L_l} + L_{lD} \right) \quad (2.38)$$

No termo que multiplica s^2 na equação 2.36 são substituídas as expressões 2.30 (T_F), 2.32 (T_l) e 2.25 (L_d), e posteriormente multiplica-se a equação resultante por $(T_2 \times r_f)$ tendo como resultado final a equação 2.39, onde T_4 é a constante de tempo subtransitória no eixo direto em curto circuito.

$$T_4 = \frac{1}{r_D} \left(L_{lD} + \frac{L_{ad} L_l L_{lf}}{L_{lf} L_{ad} + L_{lf} L_l + L_{ad} L_f} \right) \quad (2.39)$$

A expressão matemática simplificada da função de transferência é então definida conforme equação 2.40.

$$L_d(s) = L_d \frac{1 + s(T_2 + T_3) + s^2 T_2 T_4}{1 + s(T_F + T_D) + s^2 T_F T_l} \quad (2.40)$$

Assim, foram definidas as duas funções de transferência associadas aos parâmetros operacionais da máquina síncrona no eixo direto.

2.2.2 Indutâncias operacionais da máquina no eixo em quadratura

Para a realização desta demonstração, serão utilizadas as equações de tensão no enrolamento amortecedor no eixo em quadratura, do fluxo magnético projetado sobre o eixo em quadratura e do fluxo magnético no enrolamento em quadratura, que são, respectivamente, 2.13, 2.15 e 2.18. Combinando estas três equações, tem-se a relação entre o enlace de fluxo magnético no enrolamento amortecedor Q , conforme equação 2.41:

$$\lambda_q(s) = - \left(L_q - \frac{sL_{aq}^2}{r_Q + sL_Q} \right) I_q(s) \quad (2.41)$$

As equações 2.42 e 2.43 são então substituídas na equação 2.41. Em seguida, esta nova expressão é substituída pelas constantes de tempo T_S e T_Q , onde T_S é a constante de tempo subtransitória de eixo em quadratura em curto circuito e T_Q é a constante de tempo subtransitória de eixo em quadratura em circuito aberto.

$$L_q = L_{aq} + L_l \quad (2.42)$$

$$L_Q = L_{aq} + L_{lQ} \quad (2.43)$$

$$T_S = \frac{1}{r_Q} \left(L_{lq} + \frac{L_l L_{aq}}{L_q} \right) \quad (2.44)$$

$$T_Q = \frac{L_Q}{r_Q} \quad (2.45)$$

A partir das operações matemáticas descritas anteriormente, a função de transferência de $L_q(s)$ é dada pela equação 2.46.

$$L_q(s) = L_q \frac{1 + sT_s}{1 + sT_Q} \quad (2.46)$$

Esta equação é utilizada para a determinação dos parâmetros da máquina síncrona no eixo em quadratura a partir do ensaio de resposta em frequência.

2.2.3 Parâmetros das indutâncias operacionais da máquina síncrona

Os parâmetros que caracterizam uma máquina síncrona são as suas constantes de tempo e indutâncias. No eixo direto, as principais constantes de tempo são T'_{do} , T''_{do} , T'_d e T''_d , que são, respectivamente: constante de tempo transitória no eixo direto em circuito aberto, constante de tempo subtransitória no eixo direto, constante de tempo transitória no eixo direto em curto circuito e constante de tempo subtransitória no eixo direto em curto circuito. A relação entre elas e os parâmetros das funções características (definidas pelos numeradores e denominadores das equações 2.33 e 2.40), são:

$$1 + s(T_F + T_D) + s^2 T_F T_l = 1 + s(T'_{do} + T''_{do}) + s^2 T'_{do} T''_{do} \quad (2.47)$$

$$1 + s(T_2 + T_3) + s^2 T_2 T_4 = 1 + s(T'_d + T''_d) + s^2 T'_d T''_d \quad (2.48)$$

As equações 2.47 e 2.48 determinam uma relação aproximada entre as constantes de tempo e os parâmetros fundamentais da máquina no eixo direto.

Como está sendo procurado um modelo simples, com quatro constantes de tempo, toma-se como verdadeira a aproximação $T_2 + T_3 = T_2 + T_4$, o que é plenamente aceitável do ponto de vista prático, já que T_3 e T_4 são tipicamente maiores que T_2 . Além disso, sabe-se que r_d é tipicamente muito maior que r_f . Desta forma, as equações 2.47 e 2.48 tomam a forma das equações 2.49 e 2.50.

$$1 + s(T_F + T_1) + s^2 T_F T_1 \approx 1 + s(T'_{do} + T''_{do}) + s^2 T'_{do} T''_{do} \quad (2.49)$$

$$1 + s(T_2 + T_4) + s^2 T_2 T_4 \approx 1 + s(T'_d + T''_d) + s^2 T'_d T''_d \quad (2.50)$$

Assim, é possível estabelecer relações aproximadas das equações 2.51 a 2.54.

$$T'_{d0} = T_F \quad (2.51)$$

$$T''_{d0} = T_l \quad (2.52)$$

$$T'_d = T_2 \quad (2.53)$$

$$T''_d = T_4 \quad (2.54)$$

Quando os terminais do estator estão em curto, o enlace de fluxo magnético no eixo direto pode ser aproximado conforme equação 2.55.

$$\lambda_d(s) = L_d \frac{(1 + sT'_d)(1 + sT''_d)}{(1 + sT'_{d0})(1 + sT''_{d0})} I_d(s) \quad (2.55)$$

A equação 2.55 mostra que o enlace de fluxo magnético responde às variações da corrente de armadura no eixo direto com as constantes de tempo transitórias e subtransitórias definidas anteriormente.

A expressão de $L_d(s)$ é definida conforme equação 2.56.

$$L_d(s) = L_d \frac{(1 + sT'_d)(1 + sT''_d)}{(1 + sT'_{d0})(1 + sT''_{d0})} \quad (2.56)$$

A partir da equação 2.56, é possível determinar os valores efetivos das indutâncias, no eixo direto, da máquina síncrona para os regimes permanente, transitório e subtransitório.

Quando $s \rightarrow 0$, tem-se a condição de regime permanente. A indutância síncrona da máquina é então expressa conforme equação 2.57.

$$L_d(s) = L_d \quad (2.57)$$

Quando há um transitório muito rápido o valor de s sobe abruptamente ($s \rightarrow \infty$), resultando em uma expressão de $L_d(s)$ conforme a equação 2.58:

$$L''_d = L_d(\infty) = L_d \left(\frac{T'_d \cdot T''_d}{T'_{d0} \cdot T''_{d0}} \right) \quad (2.58)$$

Esta indutância recebe o nome de *subtransitória* no eixo direto.

O valor limite da indutância com a ausência dos enrolamentos amortecedores, em regime transitório, é dado pela equação 2.59:

$$L'_d = L_d(\infty) = L_d \left(\frac{T'_d}{T'_{d0}} \right) \quad (2.59)$$

Esta indutância recebe o nome de *transitória*.

De forma análoga, para o eixo em quadratura, a equação 2.46 pode ser expressa conforme equação 2.60.

$$L_q(s) = L_q \left(\frac{1 + sT''_q}{1 + sT''_{q0}} \right) \quad (2.60)$$

Em que T''_q representa a constante de tempo subtransitória de curto circuito no eixo em quadratura e T''_{q0} é a constante de tempo subtransitória de circuito aberto no eixo em quadratura.

Similarmente, também é possível determinar os valores efetivos de $L_q(s)$ para regime permanente e subtransitório.

Sob regime permanente ($s \rightarrow 0$), chega-se a equação 2.61.

$$L_q(0) = L_q \quad (2.61)$$

Representação da indutância síncrona do eixo em quadratura.

Quando há um transitório muito rápido, o valor de s sobe abruptamente ($s \rightarrow \infty$), resultando em uma expressão de $L_q(s)$, conforme a equação 2.62.

$$L_q'' = L_q(\infty) = L_q \left(\frac{T''_q}{T''_{q0}} \right) \quad (2.62)$$

Esta indutância recebe o nome de *subtransitória* no eixo em quadratura.

Assim, ficam definidos todos os parâmetros que serão encontrados pelo ajuste de curva desenvolvido nesta dissertação.

3 Ensaio de Resposta em Frequência em Máquinas Síncronas

3.1 Introdução

O ensaio de resposta em frequência de uma máquina síncrona consiste na aplicação de um sinal senoidal de entrada de frequência variável dentro de uma faixa pré-estabelecida de valores. Com o conjunto dos dados de saída, é possível traçar a curva de indutância da máquina no domínio da frequência e posteriormente obter os valores das indutâncias operacionais e constantes de tempo da máquina. O método de resposta em frequência considerado neste trabalho advém da norma IEEE-115 (2009).

3.2 Posicionamento do rotor para ensaio no eixo direto

A ligação utilizada para posicionar o rotor da máquina síncrona no eixo direto é dada pela Figura 3.1.

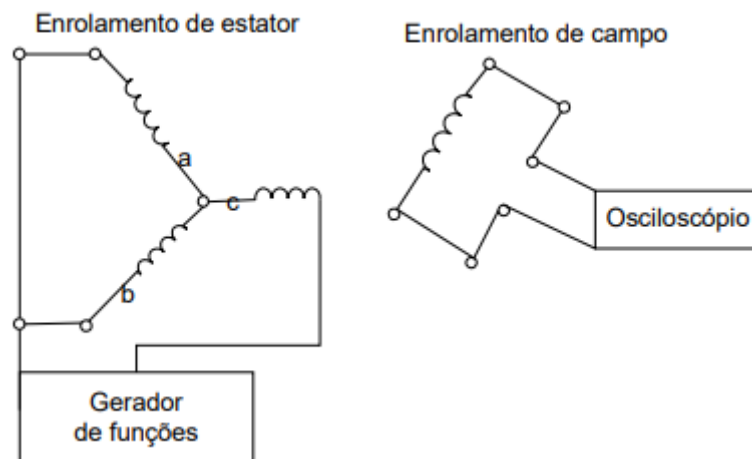


Figura 3.1 Posicionamento do rotor no eixo direto (MENDOZA, 2011)

No diagrama da Figura 3.1, os terminais das fases *a* e *b* são ligados em paralelo. Posteriormente, esta conexão é ligada em série com o terminal *c* da máquina. É então utilizada uma fonte oscilatória, preferencialmente de corrente, enquanto os terminais de campo são mantidos em aberto. A intensidade da tensão induzida no campo depende da posição do rotor.

O rotor da máquina é então deslocado até que a tensão induzida no enrolamento de campo seja nula. Neste ponto, a máquina está posicionada para realização do ensaio no eixo direto.

3.3 Posicionamento do rotor para ensaio no eixo em quadratura

A ligação utilizada para posicionar o rotor da máquina síncrona no eixo em quadratura é similar à utilizada para o eixo direto. A diferença é que os terminais a e b do estator são mantidos em série e alimentados por fonte de corrente. Já o terminal c fica em aberto. O terminal de campo permanece em aberto e a sua tensão é medida.

O rotor da máquina é então deslocado até que a tensão induzida no enrolamento de campo seja nula. Neste ponto a máquina está posicionada para realização do ensaio no eixo em quadratura.

3.4 Ensaio no eixo direto

Após o devido posicionamento do rotor no eixo direto, conforme descrito na seção 3.2, é possível determinar três funções de transferência segundo a norma IEEE-115, que são:

- Indutância síncrona no eixo direto $L_d(s)$;
- A função de transferência $sG(s)$;
- Indutância mútua entre os enrolamentos de campo e armadura $L_{af0}(s)$.

3.4.1 Curva de indutância operacional $L_d(s)$

Para a obtenção de $L_d(s)$, os enrolamentos a e b do estator são ligados em série, enquanto o enrolamento c fica em aberto. Os terminais a e b são conectados a um amplificador de potência com uma fonte de tensão alternada e frequência ajustável. O terminal de campo permanece em curto durante todo o ensaio.

Para cada frequência da tensão de alimentação são medidas tensão e corrente de armadura nos terminais do estator. A Figura 3.2 ilustra a ligação descrita.

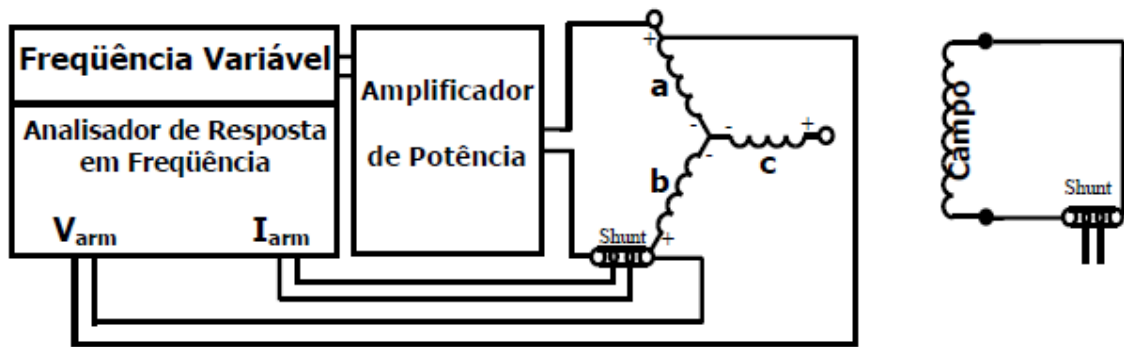


Figura 3.2 Circuito para determinação da curva de $L_d(s)$ (ZAMBRANO, 2003)

Por meio deste ensaio não é possível determinar diretamente os valores de $L_d(s)$. Alguns cálculos intermediários são necessários. Inicialmente, calcula-se a impedância no eixo direto (Z_d) conforme equação 3.1, onde e_d é a tensão de armadura no eixo direto e i_d é a corrente de armadura no eixo direto.

$$Z_d(s) = -\frac{e_d(s)}{i_d(s)} \quad (3.1)$$

Na equação 3.1, os valores de $e_d(s)$ e $i_d(s)$ são de fase. Porém, os valores da medição proposta pelo esquema da Figura 3.2 não são. O primeiro passo para o cálculo de Z_d a partir dos valores advindos do ensaio é o cálculo da impedância de armadura Z_{arm} , conforme equação 3.2, onde V_{arm} é a tensão medida e i_{arm} é a corrente medida.

$$Z_{arm}(s) = \frac{V_{arm}(s)}{i_{arm}(s)} \quad (3.2)$$

Como as fases a e b foram conectadas em série, a impedância de armadura calculada equivale ao dobro da impedância de fase. Portanto, Z_d pode ser calculado conforme equação 3.3.

$$Z_d(s) = \frac{1}{2}Z_{arm}(s) \quad (3.3)$$

Considerando que esta impedância é formada por um elemento resistivo e outro indutivo, a impedância $Z_d(s)$ pode ser representada pela equação 3.4.

$$Z_d(s) = R_a + sL_d(s) \quad (3.4)$$

Em que R_a é a resistência de armadura medida em corrente contínua.

Portanto, o cálculo de $L_d(s)$ é feito conforme equação 3.5.

$$L_d(s) = \frac{Z_d(s) - R_a}{s} \quad (3.5)$$

3.4.2 Curva da função de transferência $sG(s)$

A Figura 3.3 representa as ligações para determinação da curva $sG(s)$, que é uma expressão matemática da relação entre as correntes de campo e de armadura.

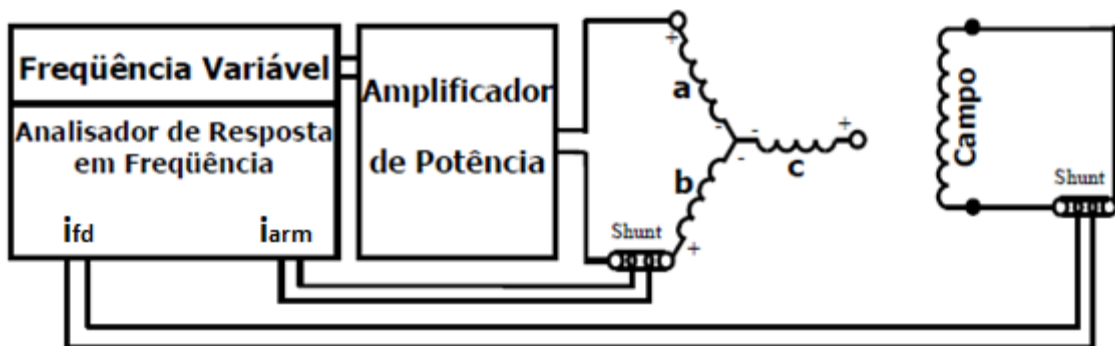


Figura 3.3 Circuito para determinação da curva de $sG(s)$ (ZAMBRANO, 2003)

A função matemática desejada é representada pela equação 3.6, onde i_{fd} é a corrente de campo.

$$sG(s) = \frac{i_{fd}(s)}{i_a(s)}$$

Para obter a expressão da equação 3.6, é necessário associar as correntes medidas com as correntes do modelo na frequência escolhida, conforme equação 3.7.

$$sG(s) = \frac{\sqrt{3}}{2} \frac{i_{fd}(s)}{i_{arm}(s)} \quad (3.7)$$

3.4.3 Curva característica da Indutância $L_{afo}(s)$

A Figura 3.4 representa as ligações para determinação da curva $L_{afo}(s)$, que é uma expressão matemática da indutância mútua entre campo e armadura.

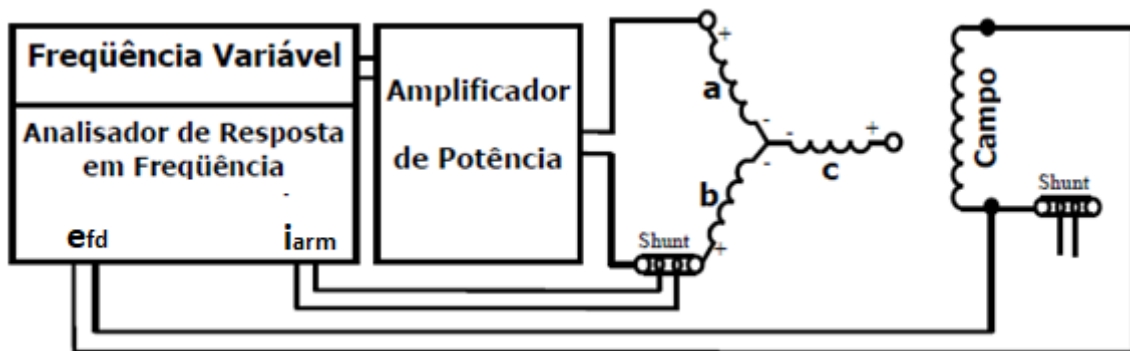


Figura 3.4 Circuito para determinação da curva de $L_{afo}(s)$ (ZAMBRANO, 2003)

A função matemática desejada é representada pela equação 3.8, onde e_{fd} é a tensão induzida no enrolamento de campo e Z_{afo} é a impedância mútua entre rotor e estator.

$$Z_{afo}(s) = \frac{e_{fd}(s)}{i_d(s)} \quad (3.8)$$

Para obter a expressão da equação 3.8 é necessário converter a corrente de armadura medida para valor de fase, conforme equação 3.9.

$$Z_{af0}(s) = \frac{\sqrt{3} e_{fd}(s)}{2 i_{arm}(s)} \quad (3.9)$$

A impedância mútua entre estator e rotor é dada por um circuito equivalente puramente indutivo. Portanto, a expressão de $Z_{af0}(s)$ pode ser representada conforme equação 3.10.

$$Z_{af0}(s) = sL_{af0}(s) \quad (3.10)$$

Da equação 3.10, deduz-se a indutância mútua, dada pela equação 3.11.

$$L_{af0}(s) = \frac{Z_{af0}(s)}{s} \quad (3.11)$$

3.4.4 Ensaio no eixo q

Após o devido posicionamento do rotor no eixo em quadratura, conforme descrito na seção 3.3, é possível determinar uma função de transferência segundo a norma IEEE-115, que corresponde à indutância do eixo q , $L_q(s)$.

Para a obtenção de $L_q(s)$, os enrolamentos a e b do estator são ligados em série, enquanto o enrolamento c fica em aberto. Os terminais a e b são conectados a um amplificador de potência com uma fonte de tensão alternada e frequência ajustável. O terminal de campo permanece em aberto durante todo o ensaio.

Para cada frequência da tensão de alimentação são medidas tensão e corrente de armadura nos terminais do estator. A Figura 3.5 ilustra a ligação descrita.

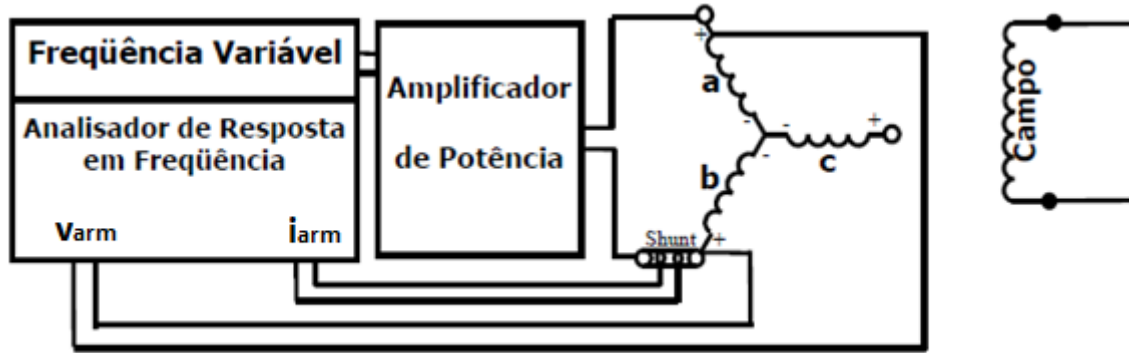


Figura 3.5 Circuito para determinação da curva de $L_q(s)$ (ZAMBRANO, 2003)

Por meio deste ensaio não é possível determinar diretamente os valores de $L_q(s)$. Alguns cálculos intermediários são necessários. Inicialmente, calcula-se a impedância no eixo em quadratura (Z_q) conforme equação 3.12, onde e_q é a tensão de armadura no eixo em quadratura e i_q é a corrente de armadura no eixo em quadratura.

$$Z_q(s) = -\frac{e_q(s)}{i_q(s)} \quad (3.12)$$

Na equação 3.12, os valores de $e_q(s)$ e $i_q(s)$ são de fase. Porém, os valores da medição proposta pelo esquema da Figura 3.5 não são. Portanto, o primeiro passo é o cálculo de Z_{arm} a partir dos valores advindos do ensaio, conforme equação 3.13.

$$Z_{arm}(s) = \frac{V_{arm}(s)}{i_{arm}(s)} \quad (3.13)$$

Como as fases a e b foram conectadas em série, a impedância de armadura calculada equivale ao dobro da impedância de fase, conforme descrito pela equação 3.14.

$$Z_q(s) = \frac{1}{2}Z_{arm}(s) \quad (3.14)$$

Considerando que esta impedância é formada por um elemento resistivo e outro indutivo, a impedância $Z_q(s)$ pode ser representada pela equação 3.15.

$$Z_q(s) = R_a + sL_q(s) \quad (3.15)$$

Onde R_a é a resistência de armadura medida em corrente contínua.

Portanto, o cálculo de $L_q(s)$ é feito conforme equação 3.16.

$$L_q(s) = \frac{Z_q(s) - R_a}{s} \quad (3.16)$$

4 Redes Neurais

4.1 Introdução

Redes neurais são sistemas computacionais que possuem elementos que simulam a atuação de neurônios humanos. Estas redes são capazes de reconhecer correlações escondidas e padrões de dados, além de classificá-los e agrupá-los, melhorando seus resultados a cada iteração em um processo contínuo de aprendizagem.

Para o ajuste da curva de indutância proposto neste trabalho, optou-se pelo uso da rede neural *LSTM*, que será discutida em detalhes do ponto de vista teórico e prático neste capítulo, bem como outros aspectos gerais de redes neurais.

4.2 Neurônio biológico

Segundo Haykin (2001), as redes neurais artificiais tem como base de funcionamento o modelo de um cérebro humano, que tem capacidade de processamento única, possibilitando o estabelecimento de padrões em diferentes situações e com velocidade superior ao mais evoluído dos computadores.

O cérebro humano também é capaz de aprender com a experiência adquirida pelo indivíduo que o possui, sendo capaz de ponderar melhor suas tomadas de decisão na medida em que novos elementos forem registrados em sua memória. Este processo é conhecido como *aprendizagem* e é utilizado de forma análoga por redes neurais.

Para entender o princípio de funcionamento de uma rede neural, é necessário entender as constituintes de uma célula neuronal. Os neurônios são formados pelos axônios, que são os terminais de saída, pelo corpo celular e pelos dendritos, que são os terminais de entrada. A Figura 4.1 ilustra o esquema de um neurônio biológico.

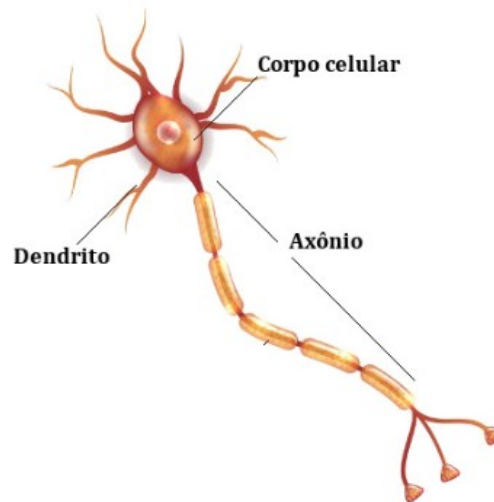


Figura 4.1 Esquema de um neurônio
 (<https://brasilecola.uol.com.br/o-que-e/biologia/o-que-e-neuronio.htm>)

A função do neurônio no sistema nervoso do corpo humano é o de conduzir impulsos e estímulos elétricos de forma a gerar alguma funcionalidade. Os dendritos funcionam como captadores de sinais elétricos provenientes de outros neurônios. O núcleo processa as informações recebidas e decide se serão enviadas a outro neurônio por meio do axônio.

A transmissão de informações entre neurônios advém de uma reação química chamada *sinapse*. Uma grande malha de neurônios realizando *sinapses* é responsável pelos pensamentos e memórias que compõe o cérebro humano.

4.3 Características gerais

O funcionamento das várias unidades de processamento de uma rede neural artificial é igual e bastante simples. Cada uma destas unidades é conectada por canais de comunicação associados a um determinado peso. As unidades fazem cálculos sobre as entradas recebidas através de suas conexões e a inteligência da rede decorre das interações entre as unidades de processamento.

Segundo Haykin (2001), uma unidade de processamento de uma rede neural artificial pode ser definida através dos seguintes elementos:

- Um conjunto de *ligações* (ou *sinapses*), em que cada uma delas possui um peso multiplicador do sinal de entrada correspondente;
- Um *combinador linear*, capaz de somar todas as entradas ponderadas a partir dos pesos (ω_n);
- Uma *função de ativação*, delimitadora da amplitude de saída do neurônio;

- O sinal *Bias*, que pode ser associado a uma entrada constante.

A Figura 4.2 apresenta o esquema de unidade proposto.

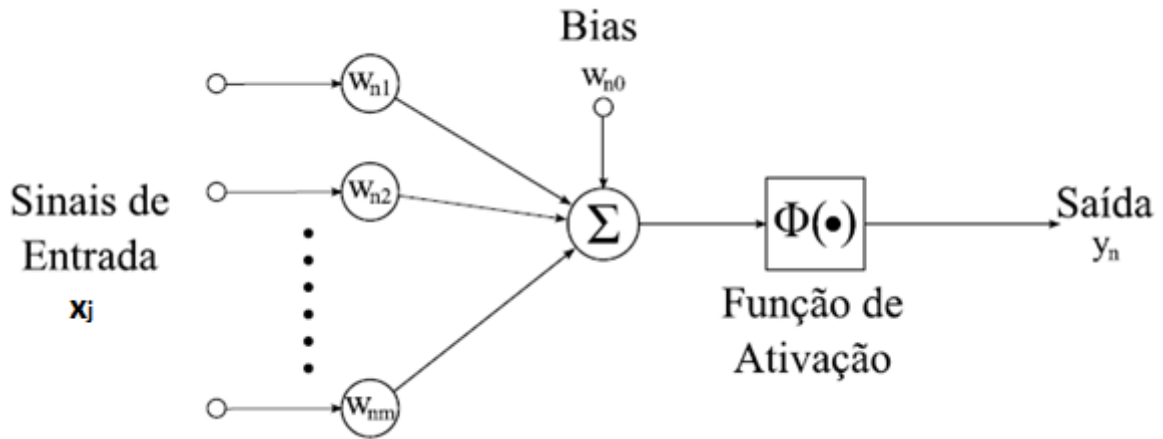


Figura 4.2 Modelo de um neurônio (COELHO, 2006)

A saída de um neurônio de índice n , representado na Figura 4.2, é dada pela equação 4.1, onde x_j representa os sinais das entradas e ω_{nj} representa os pesos das entradas ponderadas.

$$y_n = \Phi \left(\sum_{j=1}^m \omega_{nj} x_j + \omega_{n0} \right) \quad (4.1)$$

A função de ativação ϕ pode assumir algumas formas, sendo as mais usuais a função sigmoide (equação 4.2) e a tangente hiperbólica (equação 4.3).

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4.2)$$

$$h(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4.3)$$

Feita a definição de um neurônio, agora é possível definir uma rede neural *multicamadas*. Este tipo de rede é um grafo direcionado, ordenado em camadas, em que cada nó corresponde a um neurônio.

Este modelo possui três tipos de camadas: *camada de entrada*, *camada oculta* (ou *intermediária*) e *camada de saída*. Uma determinada camada é dita *oculta* se não possuir qualquer conexão direta com as entradas e saídas da rede.

A Figura 4.3 representa um modelo de uma rede *multicamadas* com m entradas, r saídas e apenas uma camada oculta de n neurônios.

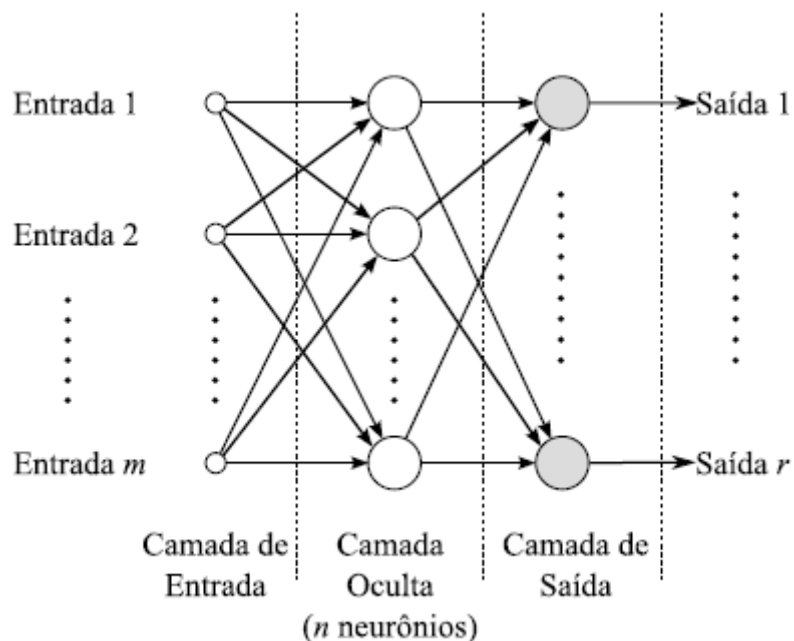


Figura 4.3 Modelo de rede neural multicamadas (COELHO, 2006)

4.4 Processos de aprendizado

Segundo Leon (2009), a principal característica de uma rede neural é sua capacidade de aprender em seu ambiente e conseqüentemente melhorar a sua resposta. Isso é possível através da etapa de treinamento, que consiste em ajustar os pesos aplicados às entradas.

Para diferentes arquiteturas de redes neurais, existem diferentes métodos para otimização de problemas de aprendizado. A cada um desses métodos, dá-se o nome de *algoritmo de aprendizado*. A diferença principal entre algoritmos, em geral, é a forma como os pesos são definidos.

O termo *paradigma de aprendizado* refere-se à relação entre a rede e seu ambiente. Os principais paradigmas de aprendizado são os seguintes:

- *Supervisionado*: resposta desejada para o padrão de entrada é definida por agente externo;
- *Não-supervisionado*: não existe agente externo envolvido;
- *Reforço*: agente externo avalia a qualidade da resposta obtida pela rede.

A correção dos pesos no processo de aprendizado pode ser dada de duas formas:

- *Modo Padrão*: O erro de uma determinada iteração é o parâmetro que define a correção dos pesos;
- *Modo Batch*: O erro médio de todos os dados de treinamento é o parâmetro que define a correção dos pesos.

4.5 Redes neurais artificiais profundas (*deep learning*)

Segundo Armigliatto (2018), o conceito de *deep learning* foi introduzido na década de oitenta por Dechter (1986), mas, por se tratar de uma técnica que demanda alto poder de processamento, só passou a ser amplamente utilizada nas décadas seguintes. A técnica consiste no acréscimo de muitas camadas intermediárias de neurônios, resultando em uma saída mais precisa. Sua utilização gerou avanços consideráveis à inteligência artificial. A Figura 4.4 ilustra uma rede neural do tipo *deep learning*, com muitas camadas intermediárias.

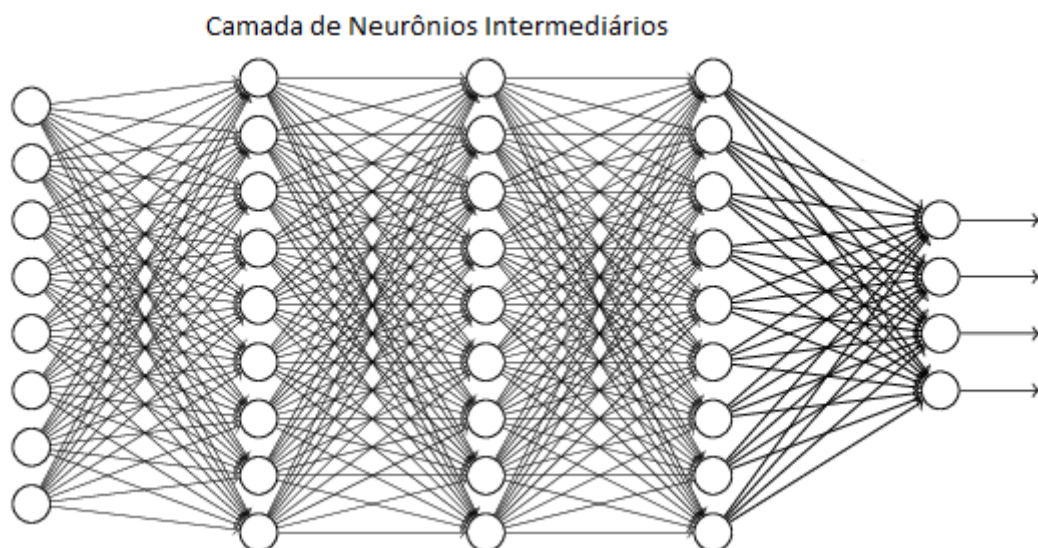


Figura 4.4 Camadas intermediárias de uma rede neural do tipo *deep learning* (ARMIGLIATTO, 2018)

As aplicações práticas para este tipo de rede neural são diversas, como por exemplo, a geração de sons para filmes mudos, diagnósticos médicos, direção de carros automatizados, elaboração de legendas descritivas para imagens, etc. Ademais, grandes grupos da área de tecnologia, como Microsoft e Google, a utilizam em ferramentas como o Cortana e o Google Translate (ARMIGLIATTO, 2018).

4.6 Redes do tipo *feedforward*

Uma rede multicamadas é uma rede *feedforward*, onde o fluxo de dados ocorre somente em uma direção. Portanto, as saídas dos neurônios de uma determinada camada conectam-se unicamente às entradas dos neurônios da próxima camada. Assim sendo, o sinal de entrada é propagado em apenas um sentido, sem realimentação.

Uma rede *feedforward* é treinada com os valores aplicados à entrada até ser capaz de minimizar o erro nas previsões de categorias. Com o conjunto treinado de parâmetros, a rede se aprofunda para antever dados de categorias que até então não tinha acessado. Após a etapa de treinamento realizada, a rede pode ser exposta a qualquer quantidade aleatória de dados, sem que um dado mude a classificação de outro. Em outras palavras, este tipo de rede não trabalha com ordem temporal, e o único exemplo que considera é o que está sendo exposto atualmente. Lembram-se apenas das etapas de formação dos padrões, mas nunca do passado recente (NICHOLSON, 2019).

4.7 Redes neurais do tipo recorrente

Segundo Nicholson (2019), diferentemente das redes *feedforward*, as redes do tipo *recorrente* utilizam como entrada não apenas o exemplo da entrada atual, mas também o que foi percebido anteriormente em sua escala de tempo. A Figura 4.5 apresenta um diagrama de uma rede tipo *recorrente* simples, onde o BTSXPE, na parte inferior do desenho, representa a entrada atual e o bloco *Unidades de Contexto* representa a saída do momento anterior.

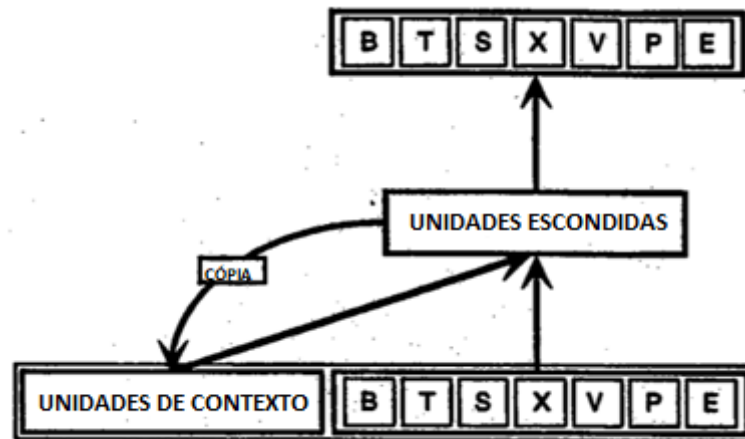


Figura 4.5 Esquema de rede do tipo *recorrente* (NICHOLSON, 2019)

A decisão de uma rede do tipo *recorrente* tomada no passo de tempo $t-1$, tem influência direta na decisão do passo de tempo t . Portanto, é possível afirmar que este tipo de rede possui duas fontes de entrada: o presente e o passado recente, que combinados, aumentam a precisão de resposta de novos dados futuros. Em outras palavras, as redes tipo *recorrente* distinguem-se das redes *feedforward* devido a este ciclo de realimentação.

Adicionar memória às redes neurais tem o propósito de buscar informações na sequência em si. As informações sequenciais são preservadas na camada oculta da rede *recorrente* e são uma maneira de compartilhar o peso de cada informação ao longo do tempo.

A equação 4.4 descreve matematicamente como transmitir memória no tempo.

$$h_t = \Phi(Wx_t + Uh_{t-1}) \quad (4.4)$$

O termo h_t representa o estado oculto para um tempo t . Este termo é função do passo de tempo x_t , modificado por uma matriz de pesos W , adicionado por um estado oculto de passos de tempo anteriores h_{t-1} , multiplicado por sua matriz de estado oculto U .

As matrizes de peso são os filtros que determinam quanto de relevância deve ser atribuído ao estado anterior em relação ao estado atual. O erro gerado retornará ao início do processo e será utilizado para ajustar seus pesos, até que não possa mais ser minimizado.

Como cada ciclo de *feedback* acontece a cada passo da série, cada estado oculto contém traços não apenas do estado oculto anterior, mas também de todos os que o precederam, pelo tempo que a memória da rede durar.

4.8 Long Short-Term Memory units (LSTMs)

Segundo Nicholson (2019), em meados dos anos 90, uma variação da rede tipo *recorrente*, possuindo unidades de memória de curto prazo, ou *LSTM*, foi proposta por Hochreiter e Schmidhuber (1997).

Redes do tipo *LSTM* tem como principal característica a preservação do sinal de erro através das camadas. Mantendo o sinal de erro constante, abre-se a possibilidade de que a rede continue com o processo de aprendizagem ao longo de muitas etapas de tempo, possibilitando assim um canal de associação entre causas e efeitos remotamente. Este é um dos desafios centrais para etapas de aprendizado em projetos de máquinas, já que algoritmos são frequentemente confrontados por ambientes onde os sinais são escassos e atrasados.

Estas redes contêm informações em suas células fechadas que são fora do fluxo normal de uma rede do tipo *recorrente*. As informações podem ser armazenadas, lidas ou escritas em uma célula, que toma decisões sobre o que armazenar e quando permitir acessos de leitura. Todas essas operações são feitas de forma analógica.

A Figura 4.6 apresenta a estrutura de uma rede do tipo *LSTM*, definida por Greff et al (2017).

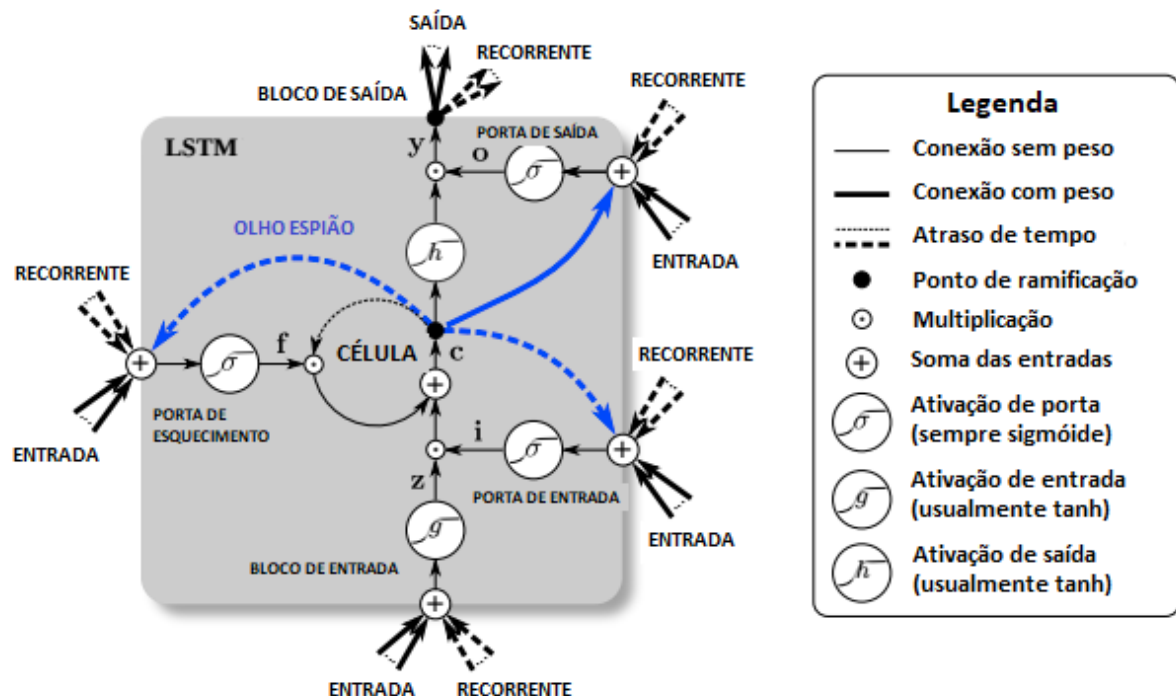


Figura 4.6 Bloco *LSTM* – Long Short-Term Memory (GREFF et al, 2017 - adaptado)

De acordo com Data Science Academy (2019), as portas e célula da rede neural *LSTM* podem ser entendidas da seguinte forma:

Porta de esquecimento: Porta utilizada para a remoção de informações inúteis. Esta porta é alimentada por duas entradas por vez, uma no tempo t e outra no tempo $t-1$. Estas entradas são multiplicadas por uma matriz de pesos específica para esta porta e em seguida recebem a adição do *bias*. A resultante deste processo é passada por uma função de ativação, que fornece uma saída binária. Quando o valor de saída da célula valer 0 , a informação é esquecida. Se o valor for 1 , a informação é mantida para uso futuro.

Porta de entrada: Esta porta é responsável pela adição de informações úteis à célula. Inicialmente, a informação é regulada pela função sigmoide, que filtra os valores a serem lembrados de forma similar à *porta de esquecimento*, também utilizando duas entradas nos tempos t e $t-1$. Então, um vetor é criado utilizando a função *tanh*, que apresenta saída no intervalo -1 a $+1$. Os valores regulados e os valores do vetor são então multiplicados para a obtenção das informações a serem utilizadas.

Porta de saída: Esta porta extrai informações úteis do estado atual da célula para apresentá-las como saída de todo o processo. Inicialmente, um vetor é gerado aplicando a função *tanh* na célula. Posteriormente, esta informação é regulada usando a função sigmoide, novamente trabalhando com valores de tempo t e $t-1$. Os valores regulados e os valores do vetor são então multiplicados para a obtenção das informações de saída e entradas para a próxima *célula*.

Célula: A *célula* recebe duas entradas, a observação no tempo t e a saída do último estado oculto. A memória de longo prazo é chamada de *estado da célula*. As setas em *loop* indicam a característica recursiva da *célula* e permitem que informações de estados prévios possam ser guardadas. O estado da célula é modificado pela porta de esquecimento e ajustado pela modulação da entrada.

Olho espião: Segundo Greff et al (2017), para que seja possível obter ajustes de tempo precisos no funcionamento das portas, a *célula* precisa de um esquema de controle, e para isso são utilizadas as conexões conhecidas como *olho espião*.

Para melhor entendimento do processo, o diagrama da Figura 4.7 apresenta o funcionamento das portas de uma rede neural *LSTM*. Os segmentos de linhas pretos na horizontal representam portas fechadas e círculos menores em branco representam portas abertas. Neste exemplo, a entrada no tempo $t=1$ encontra a porta da camada oculta aberta neste mesmo instante de tempo. A informação é então propagada horizontalmente até o tempo $t=6$, momento em que a porta seguinte encontra-se fechada. Durante este processo, a entrada chega até as saídas no tempo $t=4$ e $t=6$, pois eram as únicas nas quais suas respectivas portas estavam abertas para o recebimento da informação.

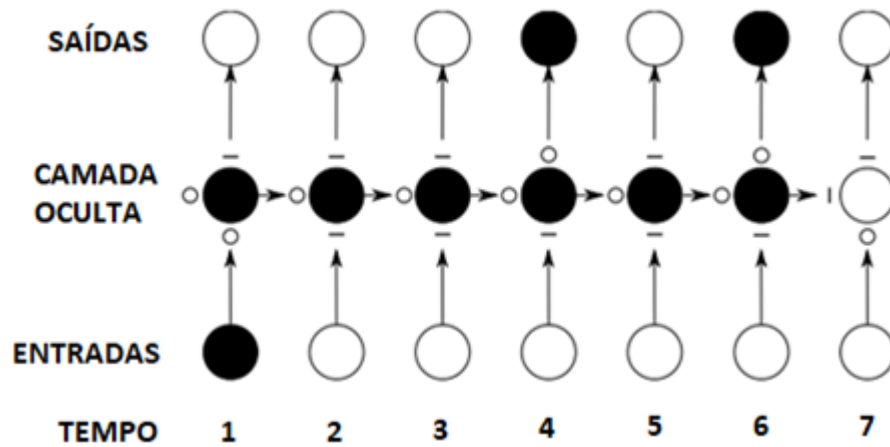


Figura 4.7 Esquema de funcionamento das portas de uma rede *LSTM* (NICHOLSON, 2019)

É importante ressaltar que redes do tipo *feedforward* trabalham com uma entrada e uma saída. Já as redes do tipo *recorrente* podem mapear uma entrada para várias saídas, conforme Figura 4.7.

5 Algoritmos Numéricos

5.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados os algoritmos numéricos utilizados para a suavização da curva de indutância do eixo direto da máquina síncrona ensaiada no domínio da frequência, bem como a rotina para extração de suas constantes de tempo. Os métodos numéricos utilizados para este propósito são a *média móvel* e a rotina *bodefit*, do Dr. Fabio Fialho (2017).

5.2 Média móvel

Segundo Pring (2014), a *média móvel* é uma poderosa ferramenta para lidar com a volatilidade de uma função. Esta técnica é utilizada para atenuar flutuações de gráficos, de forma a suavizá-los e diminuir suas distorções ao mínimo.

Há basicamente três tipos de *médias móveis*: *simples*, *ponderada* e *exponencial*. Este texto enfatizará o tipo *simples*, que será utilizado no projeto do ajuste de curva proposto devido a sua alta precisão e praticidade de implementação. A necessidade da utilização deste tipo de ferramenta para o caso específico da curva de indutância de uma máquina síncrona será discutida no Capítulo 6.

5.2.1 Média móvel simples

A *média móvel simples* é formulada com base no cálculo da soma total de um conjunto de dados e a sua posterior divisão pelo número de observações. O valor resultante deste cálculo é chamado de *média*. A fim de obter a *média móvel*, um novo item de dados é adicionado e o primeiro subtraído. O novo total é então dividido pela média de observações, dentro de uma janela de observações pré-estabelecida, e o processo reiniciado (MARTIN, 2014).

A Figura 5.1 apresenta um exemplo do uso da *média móvel simples* aplicada a um conjunto de dados de medição de velocidade do vento em uma determinada localidade, em uma janela de cinco minutos.

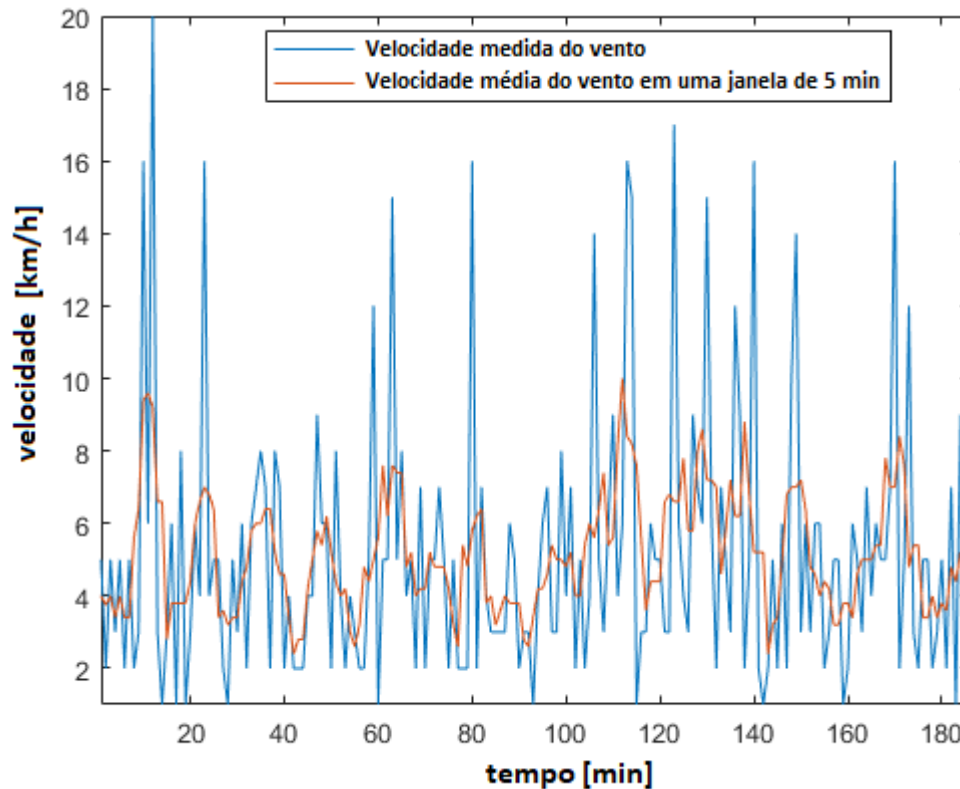


Figura 5.1 *Média móvel simples* aplicada a um conjunto de dados de medida de velocidade do vento (Fonte: https://www.mathworks.com/help/matlab/data_analysis/data-smoothing-and-outlier-detection.html)

5.3 O programa *bodefit*

O programa *bodefit* foi criado pelo Dr. Fabio Fialho (2017) para ser empregado na determinação dos parâmetros faltantes de uma função de transferência em um processo iterativo que utiliza como base estimativas iniciais definidas pelo usuário. Este método foi escolhido por atender à demanda do problema do ensaio de resposta em frequência com alta precisão. Os resultados da aplicação do método serão apresentados e discutidos no Capítulo 6.

A estrutura e os princípios básicos do programa *bodefit* podem ser adaptados para a resolução de uma diversidade de problemas, como projeto de controladores, ajustes de curvas variados e soluções de problemas de otimização.

Em sua versão original, o programa foi criado para extrair o polo e o ganho de uma função de transferência que possui apenas estas duas variáveis. Portanto, esta rotina teve que ser adaptada para o caso da curva de indutância de uma máquina síncrona ensaiada no domínio da frequência, cuja função de transferência possui dois polos e dois zeros. A rotina do Dr. Fabio Fialho (2017) modificada encontra-se no Apêndice A deste presente trabalho.

A função *bodefit* é definida no Matlab por uma função principal (a própria *bodefit*) e uma função interna (*erquad*), que calcula a norma do erro entre os módulos.

5.3.1 A função *erquad*

A função *erquad* define o critério de convergência para o problema, que é um valor pré-definido para o erro quadrático médio entre as curvas teórica (obtida a partir da função de transferência com estimativas iniciais para os valores faltantes) e prática (obtida a partir de uma medição) do problema, e sua otimização é realizada pela função *fminsearch*. Esta função procura pelo valor mínimo de uma da função que representa a curva teórica do problema, e é definida por uma matriz ou vetor, retornando seu valor mínimo na forma de um escalar. A função *fminsearch* emprega o algoritmo *simplex* de Nelder-Mead, cuja fundamentação teórica será detalhada a partir da seção 5.3.2.

5.3.2 Fundamentação teórica do método numérico de Nelder-Mead

5.3.2.1 O algoritmo

O método desenvolvido por John Nelder e Roger Mead em 1965 é um algoritmo comumente utilizado na busca de pontos mínimos e máximos de uma função em um espaço de mais de uma dimensão. É geralmente utilizado em problemas de otimização em que as derivadas da função não podem ser facilmente calculadas (JÚLIA e TARSO, 2018).

No presente trabalho, o método será aplicado à curva de indutância da máquina síncrona medida em bancada por Sousa (2011). Esta curva, segundo a norma da IEEE (2009), pode ser comparada ao gráfico proveniente da equação 2.56 (curva teórica de indutância de resposta em frequência), cujas quatro raízes representam as constantes de tempo da máquina em questão. O algoritmo de Nelder-Mead, neste caso, está em busca dos valores das raízes da função teórica que maximizam o grau de similaridade com a curva prática. A aplicação do método no estudo da máquina síncrona será melhor discutida no Capítulo 6.

5.3.2.2 *Simplex*

Para o entendimento do método de Nelder-Mead, é necessário definir o termo *simplex*. Geometricamente, um *simplex* é a generalização de um tetraedro com quantidade qualquer de dimensões. Um *simplex* com k dimensões possui $k+1$ vértices (JÚLIA e TARSO, 2018).

Segundo Gonçalves (2013), os métodos *simplex* são métodos de busca direta, que partem de um *simplex* inicial e, após alguns testes com valores da função analisada (representados pelos vértices do tetraédro), um novo *simplex* é obtido a cada iteração. Os vértices atualizados

satisfazem alguma condição de descida em direção ao resultado ótimo, até que seja atingido um critério de parada.

A Figura 5.2 apresenta um exemplo de *simplex* de três dimensões.



Figura 5.2 Exemplo de *simplex* – Tetraedro de três dimensões (TARSO E JÚLIA, 2018)

5.3.2.3 Funcionamento

Segundo Júlia e Tarso (2018), uma determinada iteração do método Nelder-Mead começa com os pontos que podem representar uma solução, ou seja, valores aproximados do máximo da função. Estes pontos definirão o triângulo ou tetraedro (*simplex*) em que a busca é focada. Cada iteração do método busca uma mudança no formato do objeto através da definição de um ponto possível para a substituição do ponto que está mais longe do resultado.

Se a dimensão da função analisada $g(x)$ (*função objetivo*) for p , então haverá $p+1$ pontos (x_1, \dots, x_{p+1}) na definição do tetraedro, em que o ponto mais próximo do resultado é $g(x_1)$ e o mais distante é $g(x_{p+1})$.

Para entender o funcionamento do método, será utilizado como exemplo um *simplex* de três vértices definidos da seguinte forma:

X_{melhor} – vértice com o maior valor da função objetivo;

X_{pior} – vértice com valor mais distante do máximo dentre os três analisados;

X_{ruim} – vértice com valor intermediário entre os dois anteriores.

A melhor face do *simplex* é definida como aquela oposta ao vértice X_{pior} , ou o hiperplano que contém os outros pontos e seu centroide c é a média dos outros vértices. O valor de c é definido pela equação 5.1, e possui a mesma dimensão de x .

$$c = \frac{1}{p} \left[\left(\sum_{i=1}^{p+1} x_i \right) - x_{pior} \right] \quad (5.1)$$

A figura 5.3 ilustra o *simplex* e os pontos “melhor”, “ruim”, “pior” e “c” .

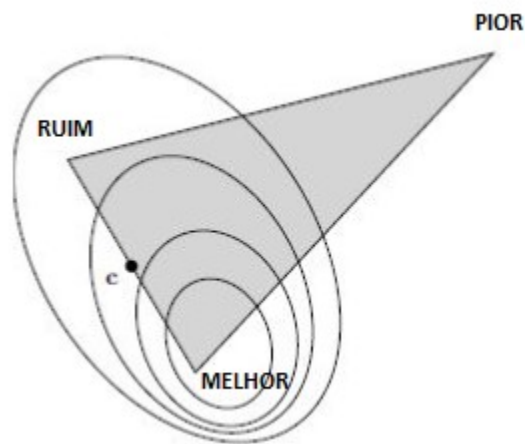


Figura 5.3 Elementos de *função objetivo* sobre *simplex* (TARSO E JÚLIA, 2018 - adaptado)

Após a identificação destes elementos, o objetivo é a substituição do pior vértice por algum melhor. Este ponto, por definição, deve estar contido no intervalo que se estende de x_{pior} até o ponto c . Esta substituição de pontos altera o tamanho e geometria do *simplex*.

O local do novo vértice é definido com base no *vértice de reflexão* x_r , conforme equação 5.2. Onde α_r é uma *constante da operação de reflexão*, sendo $\alpha_r > 0$.

$$x_r = c + \alpha_r (c - x_{pior}) \quad (5.2)$$

Os valores de x_r , c e x_{pior} são usados para determinar o novo ponto.

O funcionamento do algoritmo abrange três situações:

i) Se $g(x_r) > g(x_{ruim})$, caso $g(x_r)$ não exceda o valor da função de x_{melhor} , então x_r passa a ser o novo vértice do *simplex* e x_{pior} é excluído.

ii) Se $g(x_r) > g(x_{melhor})$, então o vértice de reflexão possui valor melhor que o vértice atual. Assim, uma busca por outro valor ainda melhor será direcionada a $g(x_r)$, levando a uma tentativa de expansão do *simplex*.

iii) Se $g(x_r)$ é pior que $g(x_{ruim})$, então uma tentativa de amenizar este resultado indesejável é através da diminuição de $g(x_r)$.

Uma expansão ocorre quando $g(x_r)$ excede o valor de $g(x_{melhor})$. O *vértice de expansão* x_e é definido a partir da equação 5.3, onde α_e é uma *constante da operação de expansão* definida por $\alpha_e > \max(1, \alpha_r)$. Logo, x_e é um ponto ao longo do vetor de x_r .

$$x_e = c + \alpha_e(x_r - c) \quad (5.3)$$

A partir desta definição, existem mais duas situações possíveis:

a) Se $g(x_e) > g(x_r)$, então $g(x_e)$ é utilizado como novo vértice e x_{pior} é descartado;

b) Se $g(x_e) < g(x_r)$, então x_r é utilizado como novo vértice e x_{pior} é descartado;

Para o caso em que $g(x_r) < g(x_{ruim})$, uma busca extra é realizada, já que x_r pode ser um vértice pior, mesmo tendo substituído x_{pior} . Neste caso, o algoritmo identifica um vértice final ao longo do intervalo que vai de x_{pior} a x_r .

Caso este vértice esteja entre c e x_r , a transformação é nomeada *contração externa*. Por outro lado, caso o vértice esteja fora desse intervalo, a transformação é nomeada *contração interna*.

Para o caso de uma *contração externa*, usa-se a equação 5.4, onde α_c é uma *constante da operação de contração* e $0 < \alpha_c < 1$. A variável x_0 é o *vértice de contração externa*.

$$x_0 = c + \alpha_c(x_r - c) \quad (5.4)$$

Caso $g(x_0) > g(x_r)$, então x_0 substitui x_{pior} . Se $g(x_0) < g(x_r)$, após substituir x_{pior} , x_r pode ser o pior vértice. Assim sendo, o algoritmo faz uma *transformação de retração*, que será apresentada adiante.

Para o caso de uma *contração interna*, usa-se a equação 5.5, onde x_i é o *vértice de contração interna*.

$$x_i = c + \alpha_c(x_{pior} - c) \quad (5.5)$$

Logo, se $g(x_i) > g(x_{pior})$, x_i substitui x_{pior} . Caso contrário, x_{pior} não é substituído.

Quando há falha no método apresentado até aqui, o algoritmo faz uma *transformação de encolhimento*. Esse processo ocorre a partir da diminuição de todos os vértices, com exceção do menor, na direção de x_{melhor} , conforme equação 5.6.

$$x_{sj} = x_{melhor} + \alpha_s(x_j - x_{melhor}) \quad (5.6)$$

Onde:

x_j é o j -ésimo vértice para x_{sj} (*vértice de encolhimento*) e $j=1, \dots, p+1$

A *transformação de encolhimento* coloca o *simplex* o mais próximo possível da *função objetivo*. Esta transformação tem como condição $0 < \alpha_s < 1$, onde α_s é a *constante de transformação de encolhimento*.

A Figura 5.4 apresenta os cinco casos de transformação do *simplex*.

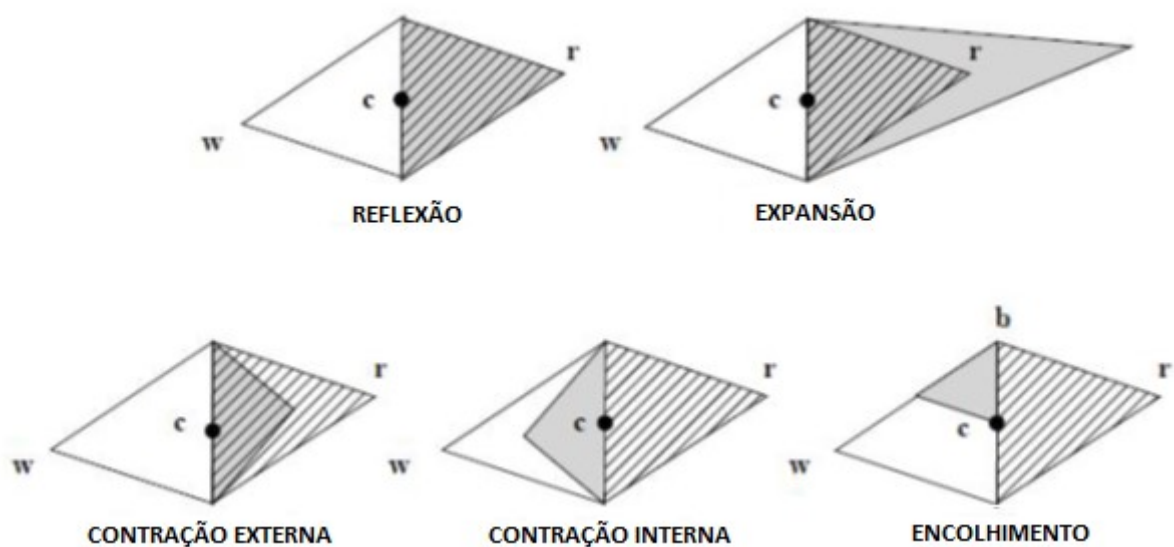


Figura 5.4 Cinco casos de transformação do simplex (TARSO E JÚLIA, 2018)

5.3.2.4 Critério de parada

Segundo Gonçalves (2013), para uma dada tolerância Δ_{tol} , o critério de parada é dado pela equação 5.7, onde \bar{x} é o centroide dos n melhores vértices.

$$\sqrt{\sum_{i=1}^{n+1} \left(\frac{(g(x_i) - g(\bar{x}))^2}{n} \right)} < \Delta_{tol} \quad (5.7)$$

5.3.2.5 Falha no algoritmo

Para determinados valores da função, as iterações podem produzir *simplex* cujos melhores vértices são imutáveis, mesmo estando longe dos extremos. Ainda assim, a área do *simplex* tende a zero, configurando falha no método (TARSO E JÚLIA, 2018). Neste caso, geralmente reinicializa-se o processo iterativo.

5.3.2.6 Vantagens e desvantagens do método

Segundo Singer e Nelder (2009), em muitos problemas práticos, como estimativa de parâmetros e processos, os valores das funções são sujeitos a ruídos. Portanto, uma solução com alto grau de precisão pode ser impossível de ser obtida. Neste caso, o objetivo é uma aproximação do resultado, não a sua otimização total.

Neste contexto, é importante ressaltar que o algoritmo de Nelder-Mead tende a oferecer melhorias significativas nas primeiras iterações, produzindo rapidamente bons resultados. Ademais, o método necessita de apenas uma ou duas avaliações da função por iteração, exceto em transformações de redução. Isso é importante em casos de funções que demandam muito esforço computacional para serem avaliadas. Para esses casos, o método tende a ser mais rápido que outros algoritmos de otimização.

Outras grandes vantagens do método são a sua simplicidade de entendimento e utilização prática, além do fato de que, na maioria dos casos, consegue obter resultados satisfatórios utilizando um número pequeno de avaliações da *função objetivo*.

Por outro lado, para algumas funções, o método pode obter resultados de melhoria insignificante, mesmo com alto número de iterações, e ainda longe de chegar ao critério de parada, geralmente resultando no término prematuro das iterações. Uma abordagem usual

para este tipo de caso é a reinicialização do algoritmo com a adoção de limite de iterações para cada execução.

6 Aplicação e Resultados do Algoritmo Proposto

6.1 Introdução

Neste capítulo o desenvolvimento e os resultados do ajuste de curva proposto serão apresentados. A abordagem utilizada tem como base a rede neural *Long Short-Term Memory Network (LSTM)*, disponível para uso computacional no software Matlab, e apresentada no Capítulo 4 deste presente trabalho. Esta rede neural é capaz de detectar padrões de sequências numéricas e prever novos pontos fora do intervalo inicial de dados, ou especificamente, no caso da curva de indutância, nos extremos das altas e baixas frequências. Esta abordagem é relevante, pois, segundo a norma da IEEE (2009), estes pontos são de vital importância para a detecção precisa dos parâmetros da máquina. Este fato pode ser observado durante o processo de comparação entre as curvas teórica e prática da indutância da máquina. Quanto maior a precisão e quantidade de pontos medidos em bancada, mais próxima esta curva estará da curva teórica, e conseqüentemente mais precisos serão os resultados do ajuste. Este tópico será discutido em mais detalhes na seção 6.2.7.

Conforme apresentado no Capítulo 4, redes neurais do tipo LSTM trabalham com previsões de pontos em séries temporais. Nesse projeto, todavia, os dados utilizados pela rede são função da frequência, e não do tempo. Assim sendo, utilizou-se a premissa de que a rede LSTM também pode prever pontos de um conjunto de dados que varia com a frequência. Esta premissa é sustentada pelo fato de que os pontos da curva em questão (curva de indutância da máquina) não possuem variações abruptas em suas derivadas, assim como as séries temporais que são usualmente trabalhadas por este tipo de rede. Os resultados apresentados no fim do presente capítulo comprovam a razoabilidade desta premissa.

A máquina síncrona em questão pertence ao laboratório de potência da POLI/USP e já havia sido previamente ensaiada pelos métodos baseados em medidas temporais. Portanto, os parâmetros da máquina já eram conhecidos.

Além dos dados obtidos a partir do ensaio de resposta em frequência realizado por Sousa (2011), optou-se por utilizar os valores de L_d e L_d' (*indutância síncrona e sub-transitória de eixo direto*, respectivamente) como condições de contorno para o ajuste de curva proposto, já que estes parâmetros podem ser encontrados a partir de ensaios no domínio do tempo que geram menos danos à máquina, como o ensaio de saturação em aberto e de curto circuito e o ensaio estático à frequência industrial. Já o parâmetro L_d' (*indutância transitória de eixo direto*) é tradicionalmente encontrado a partir do ensaio de curto-circuito trifásico abrupto ou mediante remoção dos enrolamentos amortecedores da máquina. Por se tratarem de procedimentos agressivos à máquina, seus resultados não serão considerados como condições de contorno, e o valor de L_d' será uma das variáveis a serem determinadas pelo método de ajuste de curva proposto.

A tabela 6.1 contém os valores dos parâmetros da máquina síncrona em questão, obtidos a partir dos ensaios no domínio do tempo, conforme publicado por Sausa (2011). Estes valores servirão como referência durante todo o presente estudo. Objetiva-se, com o ajuste de curva proposto, conseguir valores que difiram em menos de 10% dos valores da Tabela 6.1. Destacam-se os valores de $L_d=93,32\text{mH}$ e $L_d''=11,83\text{mH}$, que serão utilizados como condições de contorno para o ajuste da curva.

Tabela 6.1 Parâmetros da máquina síncrona obtidos por ensaios no domínio do tempo

| Ld(mH) | L'd(mH) | L''d(mH) | T'do(s) | T'd(s) | T''do(s) | T''d(s) |
|--------|---------|----------|---------|--------|----------|---------|
| 93,32 | 16,15 | 11,83 | 0,0692 | 0,012 | 0,0083 | 0,006 |

6.2 O ajuste da curva

6.2.1 Curva de indutância operacional segundo a IEEE-115

Segundo o texto “IEEE Guide for Test Procedures for Synchronous Machines (2009)” ou “IEE-115”, que determina as diretrizes do ensaio de resposta em frequência, espera-se que a curva de indutância de eixo direto de uma máquina síncrona em função da frequência seja similar à Figura 6.1.

Ainda segundo este texto, e conforme destacado na Figura 6.1, os valores de L_d e L_d'' são os pontos extremos da mais baixa e mais alta frequências da curva de indutância. Ou, mais especificamente, o módulo da curva tende a estabilizar-se em L_d em valores de frequência da ordem de mHz, e o módulo tende a estabilizar-se em L_d'' aproximadamente quando a frequência do gráfico ultrapassa o ponto de 200Hz (para máquina com frequência nominal de 60Hz).

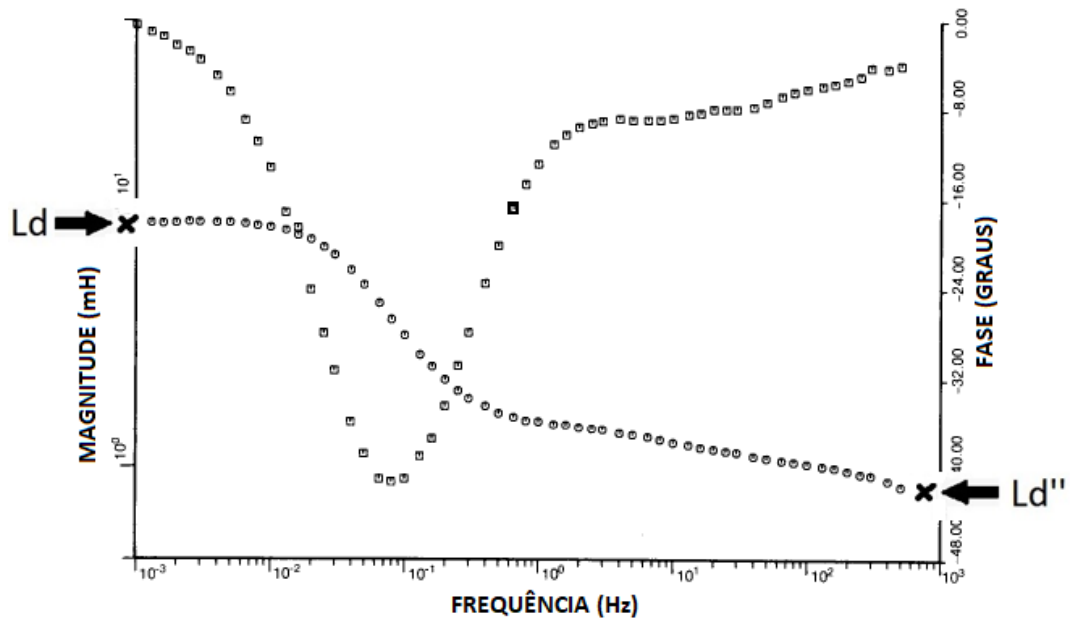


Figura 6.1 Indutância de eixo direto de uma máquina síncrona (IEEE, 2009 – Modificado)

6.2.2 Análise da medição de Sousa (2011)

A tabela 6.2 apresenta a medição realizada por Sousa (2011).

Tabela 6.2 Pontos da medição realizada por Sousa (2011) no ensaio de resposta em frequência

| F[Hz] | V_{arm}[V] | I_{arm}[A] | Z_{arm}[Ω] | Z_d[Ω] | R_a[Ω] | X_d[Ω] | L_d[mH] |
|--------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|--------------------------|
| 0,70 | 5,53 | 1,74 | 3,18 | 1,59 | 1,41 | 0,73 | 165,74 |
| 0,90 | 7,55 | 2,29 | 3,30 | 1,65 | 1,41 | 0,85 | 150,28 |
| 1,10 | 9,64 | 2,93 | 3,29 | 1,65 | 1,41 | 0,84 | 121,99 |
| 1,30 | 11,60 | 3,51 | 3,30 | 1,65 | 1,41 | 0,86 | 104,97 |
| 1,50 | 13,60 | 4,14 | 3,29 | 1,64 | 1,41 | 0,84 | 88,93 |
| 1,70 | 15,40 | 4,74 | 3,25 | 1,62 | 1,41 | 0,80 | 75,11 |
| 1,90 | 17,30 | 5,32 | 3,25 | 1,63 | 1,41 | 0,81 | 67,45 |
| 2,50 | 4,01 | 1,14 | 3,52 | 1,76 | 1,41 | 1,05 | 66,71 |
| 3,00 | 5,02 | 1,45 | 3,46 | 1,73 | 1,41 | 1,00 | 53,08 |
| 4,00 | 6,73 | 1,93 | 3,49 | 1,74 | 1,41 | 1,02 | 40,67 |
| 5,00 | 8,12 | 2,30 | 3,53 | 1,77 | 1,41 | 1,06 | 33,70 |
| 6,00 | 9,31 | 2,61 | 3,57 | 1,78 | 1,41 | 1,09 | 28,88 |
| 7,00 | 10,40 | 2,87 | 3,62 | 1,81 | 1,41 | 1,13 | 25,80 |
| 8,00 | 11,40 | 3,08 | 3,70 | 1,85 | 1,41 | 1,20 | 23,79 |
| 9,00 | 12,40 | 3,26 | 3,80 | 1,90 | 1,41 | 1,27 | 22,52 |
| 10,00 | 13,20 | 3,42 | 3,86 | 1,93 | 1,41 | 1,31 | 20,93 |
| 12,00 | 9,36 | 2,33 | 4,02 | 2,01 | 1,41 | 1,43 | 18,94 |
| 14,00 | 10,90 | 2,50 | 4,36 | 2,18 | 1,41 | 1,66 | 18,88 |
| 16,00 | 11,80 | 2,61 | 4,52 | 2,26 | 1,41 | 1,76 | 17,56 |
| 18,00 | 12,80 | 2,72 | 4,71 | 2,35 | 1,41 | 1,88 | 16,64 |
| 20,00 | 14,10 | 2,82 | 5,00 | 2,50 | 1,41 | 2,06 | 16,41 |
| 22,00 | 14,80 | 2,88 | 5,14 | 2,57 | 1,41 | 2,15 | 15,53 |
| 24,00 | 15,80 | 2,95 | 5,36 | 2,68 | 1,41 | 2,28 | 15,09 |
| 26,00 | 17,00 | 2,99 | 5,69 | 2,84 | 1,41 | 2,47 | 15,10 |
| 28,00 | 18,10 | 3,03 | 5,97 | 2,99 | 1,41 | 2,63 | 14,96 |
| 30,00 | 4,28 | 0,70 | 6,13 | 3,07 | 1,41 | 2,72 | 14,44 |
| 40,00 | 5,57 | 0,74 | 7,53 | 3,76 | 1,41 | 3,49 | 13,88 |
| 50,00 | 6,81 | 0,77 | 8,89 | 4,45 | 1,41 | 4,21 | 13,42 |
| 60,00 | 7,84 | 0,78 | 10,00 | 5,00 | 1,41 | 4,80 | 12,72 |
| 70,00 | 8,90 | 0,79 | 11,31 | 5,65 | 1,41 | 5,48 | 12,45 |
| 80,00 | 9,48 | 0,80 | 11,82 | 5,91 | 1,41 | 5,74 | 11,42 |
| 90,00 | 10,20 | 0,81 | 12,67 | 6,34 | 1,41 | 6,18 | 10,92 |
| 100,00 | 11,80 | 0,84 | 14,06 | 7,03 | 1,41 | 6,89 | 10,96 |
| 110,00 | 12,30 | 0,84 | 14,59 | 7,30 | 1,41 | 7,16 | 10,36 |

Com os dados coletados por Sousa (2011), é possível plotar o gráfico de indutância no domínio da frequência, conforme Figura 6.2.

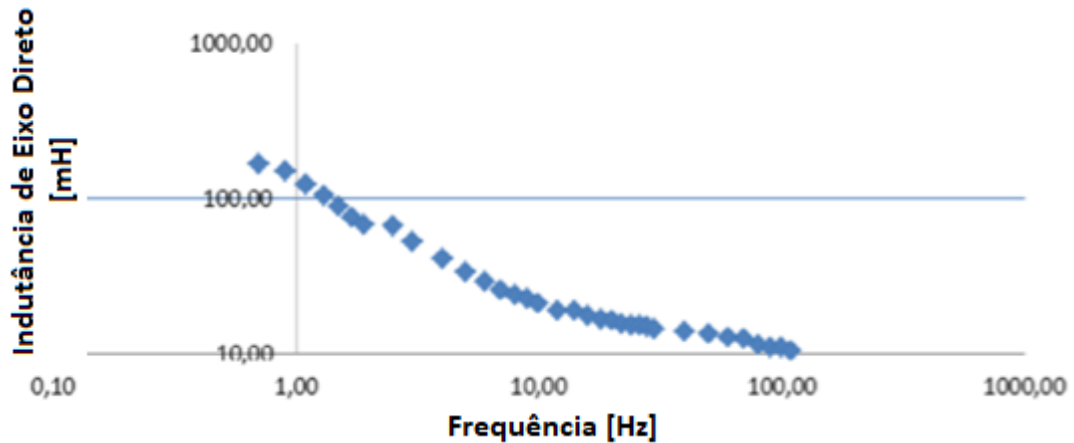


Figura 6.2 Diagrama de bode para $L_d(s)$ (SOUSA, 2011)

Conforme apresentado no item 6.2.1, a norma da IEEE (2009) determina que o valor mínimo da curva de indutância não pode ser menor que L_d'' (11,83mH) e o valor máximo da mesma curva não pode ser maior que L_d (93,32mH). Entretanto, a Figura 6.2 e a tabela 6.2 mostram que há valores de medição de módulo da indutância maiores que 93,32mH e menores que 11,83mH. Estes pontos específicos explicitam a imprecisão dos resultados obtidos a partir da adaptação nos equipamentos proposta por Sousa (2011) em seu ensaio. A presença destes pontos faz com que a curva medida em bancada se afaste da curva teórica definida pela norma da IEEE (2009), piorando a qualidade do resultado do método numérico para determinação dos parâmetros da máquina. Portanto, a primeira etapa do ajuste de curva proposto no presente texto é a eliminação de tais pontos, conforme Tabela 6.3.

Tabela 6.3 - Eliminação de pontos da Tabela 6.2 utilizando critério das condições de contorno de L_d e L_d''

| F[Hz] | V_{arm} [V] | I_{arm} [A] | Z_{arm} [Ω] | Z_d [Ω] | R_a [Ω] | X_d [Ω] | L_d [mH] |
|-------------------|------------------|-----------------|------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|-------------------|
| 0,70 | 5,53 | 1,74 | 3,10 | 1,59 | 1,41 | 0,73 | 165,74 |
| 0,90 | 7,55 | 2,29 | 3,30 | 1,65 | 1,41 | 0,85 | 150,20 |
| 1,10 | 9,64 | 2,93 | 3,29 | 1,65 | 1,41 | 0,84 | 124,99 |
| 1,30 | 11,60 | 3,51 | 3,30 | 1,65 | 1,41 | 0,86 | 104,97 |
| 1,50 | 13,60 | 4,14 | 3,29 | 1,64 | 1,41 | 0,84 | 88,93 |
| 1,70 | 15,40 | 4,74 | 3,25 | 1,62 | 1,41 | 0,80 | 75,11 |
| 1,90 | 17,30 | 5,32 | 3,25 | 1,63 | 1,41 | 0,81 | 67,45 |
| 2,50 | 4,01 | 1,14 | 3,52 | 1,76 | 1,41 | 1,05 | 66,71 |
| 3,00 | 5,02 | 1,45 | 3,46 | 1,73 | 1,41 | 1,00 | 53,08 |
| 4,00 | 6,73 | 1,93 | 3,49 | 1,74 | 1,41 | 1,02 | 40,67 |
| 5,00 | 8,12 | 2,30 | 3,53 | 1,77 | 1,41 | 1,06 | 33,70 |
| 6,00 | 9,31 | 2,61 | 3,57 | 1,78 | 1,41 | 1,09 | 28,88 |
| 7,00 | 10,40 | 2,87 | 3,62 | 1,81 | 1,41 | 1,13 | 25,80 |
| 8,00 | 11,40 | 3,08 | 3,70 | 1,85 | 1,41 | 1,20 | 23,79 |
| 9,00 | 12,40 | 3,26 | 3,80 | 1,90 | 1,41 | 1,27 | 22,52 |
| 10,00 | 13,20 | 3,42 | 3,86 | 1,93 | 1,41 | 1,31 | 20,93 |
| 12,00 | 9,36 | 2,33 | 4,02 | 2,01 | 1,41 | 1,43 | 18,94 |
| 14,00 | 10,90 | 2,50 | 4,36 | 2,18 | 1,41 | 1,66 | 18,88 |
| 16,00 | 11,80 | 2,61 | 4,52 | 2,26 | 1,41 | 1,76 | 17,56 |
| 18,00 | 12,80 | 2,72 | 4,71 | 2,35 | 1,41 | 1,88 | 16,64 |
| 20,00 | 14,10 | 2,82 | 5,00 | 2,50 | 1,41 | 2,06 | 16,41 |
| 22,00 | 14,80 | 2,88 | 5,14 | 2,57 | 1,41 | 2,15 | 15,53 |
| 24,00 | 15,80 | 2,95 | 5,36 | 2,68 | 1,41 | 2,28 | 15,09 |
| 26,00 | 17,00 | 2,99 | 5,69 | 2,84 | 1,41 | 2,47 | 15,10 |
| 28,00 | 18,10 | 3,03 | 5,97 | 2,99 | 1,41 | 2,63 | 14,96 |
| 30,00 | 4,28 | 0,70 | 6,13 | 3,07 | 1,41 | 2,72 | 14,44 |
| 40,00 | 5,57 | 0,74 | 7,53 | 3,76 | 1,41 | 3,49 | 13,88 |
| 50,00 | 6,81 | 0,77 | 8,89 | 4,45 | 1,41 | 4,21 | 13,42 |
| 60,00 | 7,84 | 0,78 | 10,00 | 5,00 | 1,41 | 4,80 | 12,72 |
| 70,00 | 0,90 | 0,79 | 11,31 | 5,65 | 1,41 | 5,40 | 12,45 |
| 80,00 | 0,40 | 0,80 | 11,82 | 5,91 | 1,41 | 5,74 | 11,42 |
| 90,00 | 10,20 | 0,01 | 12,07 | 6,34 | 1,41 | 6,10 | 10,92 |
| 100,00 | 11,00 | 0,04 | 14,00 | 7,03 | 1,41 | 6,63 | 10,30 |
| 110,00 | 12,30 | 0,04 | 14,33 | 7,30 | 1,41 | 7,10 | 10,30 |

6.2.3 Aplicação das condições de contorno

Conforme apresentado no item 6.1 deste texto, os valores de $L_d=93,32\text{mH}$ e $L_d''=11,83\text{mH}$, previamente medidos a partir dos ensaios tradicionais no domínio do tempo, são utilizados como condições de contorno para o ajuste de curva através da rede neural *LSTM*. Portanto, os dados de partida para o referido ajuste são as medições feitas por Sousa (2011) que não foram

eliminadas, conforme tabela 6.3, e os valores de L_d e L_d'' , conforme Figura 6.1. A Figura 6.3 ilustra a situação descrita.

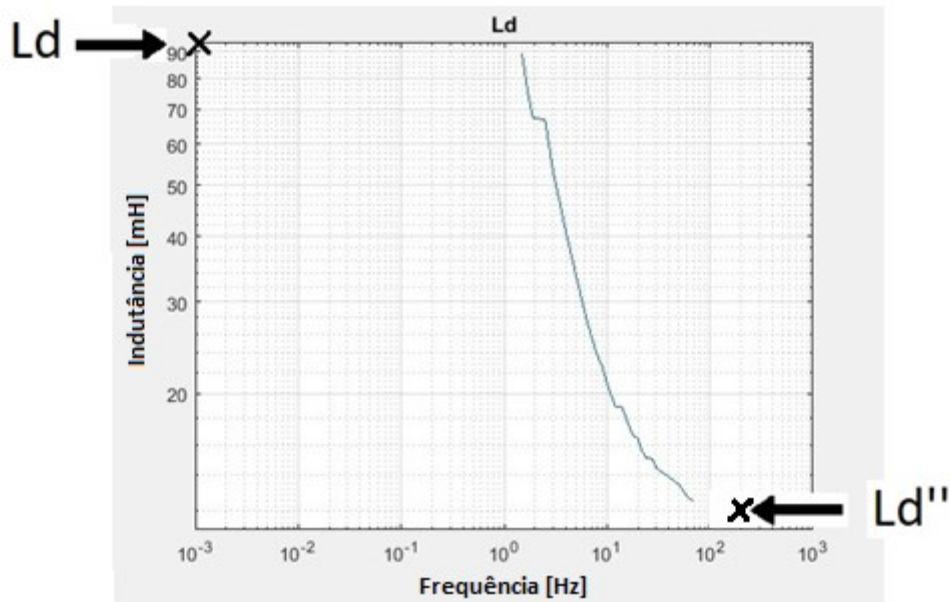


Figura 6.3 Curva de L_d [mH], referente à Tabela 2

É possível observar na Tabela 6.3 que a faixa de frequências abrangida até então compreende o intervalo entre 1,5Hz e 70Hz. Porém, segundo o texto “IEEE Guide for Test Procedures for Synchronous Machines (2009)”, para máquinas de 60Hz, a curva deve preferencialmente contemplar, aproximadamente, o intervalo de 1mHz até 200Hz, e nesses extremos, espera-se que os valores de módulo da indutância estejam aproximadamente estabilizados nos valores de L_d e L_d'' . Portanto, o objetivo é preencher os valores da curva da Figura 6.3 nos intervalos 1mHz a 1,5Hz e 70Hz a 200Hz.

6.2.4 A rede neural LSTM (Long Short-Term Memory)

Conforme descrição no Capítulo 4, a rede neural LSTM é uma arquitetura do tipo RNN (rede neural recorrente) capaz de processar não apenas pontos isolados, mas também sequências inteiras de dados. Esta característica torna a rede LSTM ideal para classificação, processamento e previsão de dados. Para o ajuste de curva proposto no presente texto, a rede será utilizada com o propósito de prever os pontos das lacunas da curva da Figura 6.3, conforme explicado no item 6.2.3.

Uma característica importante da rede *LSTM* é a necessidade de trabalhar com sequências de dados igualmente espaçados. Entretanto, como observado na Tabela 6.3, as medições de Sousa (2011) não seguem este padrão. Para que tais dados pudessem ser utilizados, foi necessário o acréscimo de novos pontos no intervalo de 1,5Hz a 70Hz. Adotou-se então o método de interpolação linear para cada dois pontos consecutivos da medição de Sousa (2011), com novos pontos intermediários igualmente espaçados de 0,25Hz, totalizando 274 pontos no referido intervalo. Este procedimento não altera os resultados provenientes do software Matlab em nenhuma medida, tendo em vista que isso já é normalmente feito pelo software em ocasiões de plotagem de curvas.

Para cada um dos pontos de frequência desta nova sequência de dados, a rede neural associa um número que varia sequencialmente no intervalo de 1 ao número total de pontos da curva, já que os valores da frequência em si não podem ser plotados diretamente por uma limitação no funcionamento da rede.

O próximo passo para a utilização da rede neural *LSTM* é a definição da etapa de treinamento, que consiste na seleção de uma porcentagem dos dados conhecidos da curva a serem utilizados como base para reconhecimento de um padrão. Este padrão será adotado para a previsão dos pontos desconhecidos da curva.

Nesta etapa, utilizou-se como condição de contorno os valores das medições de L_d e L_d'' , conforme explicado em 6.2.3. O processo consistiu em utilizar a rede neural consecutivas vezes, variando a etapa de treinamento, até que os prolongamentos da curva, nas baixas e altas frequências, culminassem nos valores de L_d e L_d'' , respectivamente, com desvios de no máximo 10%, conforme definido no item 6.1 deste texto.

Primeiramente, foram realizadas as previsões de valores para a alta frequência. Ou seja, de 70Hz a 200Hz. Para este intervalo de frequências, também é necessário que haja um espaçamento equidistante entre os pontos. Repetindo o padrão de divisões de 0,25Hz, tem-se um total de 520 pontos no intervalo em questão. Tendo em vista que a rede neural trabalha no domínio do tempo, esta parcela do gráfico torna-se mais extensa que a parte conhecida da curva (1,5Hz a 70Hz). Nessas circunstâncias, observou-se que a rede *LSTM* gera resultados com precisão pouco satisfatória. Para corrigir esta discrepância, optou-se por dividir o intervalo de 70Hz a 200Hz em três partes, de 70Hz a 95Hz (100 pontos), posteriormente de 95Hz a 120Hz (100 pontos) e por fim de 120Hz a 200Hz (320 pontos). A terceira etapa possui mais pontos que as anteriores por se tratar de uma região da curva próxima da estabilidade, gerando um resultado melhor por parte da rede. Para cada um destes três intervalos, utilizou-se o processo de previsões da rede *LSTM*, sendo que o gráfico da segunda etapa contém os resultados da primeira e o gráfico da terceira etapa contém os resultados das duas primeiras.

A Figura 6.4 apresenta a curva gerada para previsão dos pontos entre 70Hz e 95Hz.

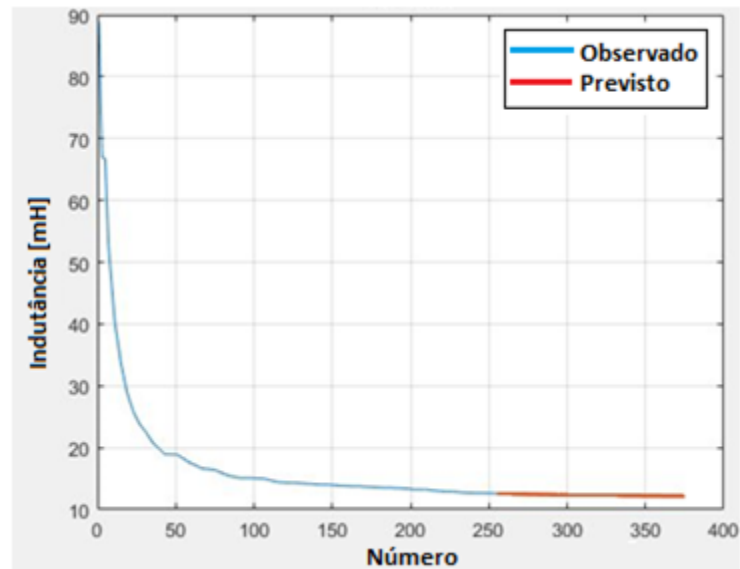


Figura 6.4 Previsão de pontos referentes ao intervalo de 70Hz a 95Hz

A etapa de treinamento escolhida para este primeiro processamento da rede abrange 93% dos pontos da Tabela 6.3 interpolada. Portanto, a parte vermelha do gráfico representa os 7% dos pontos das mais altas frequências da Tabela 6.3 interpolada, que foram substituídos por novos pontos previstos pela rede, além de toda a faixa entre 70Hz e 95Hz, que foi totalmente prevista pela rede, culminando no valor de indutância de 11,9mH no ponto de frequência 95Hz.

A etapa de treinamento foi definida com base em sucessivas tentativas, até que se chegasse a um melhor valor possível de indutância no ponto de $f=95Hz$ que pudesse ser utilizado na próxima etapa de processamento da rede e gerasse um resultado final satisfatório.

A figura 6.5 ilustra os dados da etapa de treinamento para esta primeira curva, onde *RMSE* é a raiz do erro quadrático médio do conjunto completo de dados.

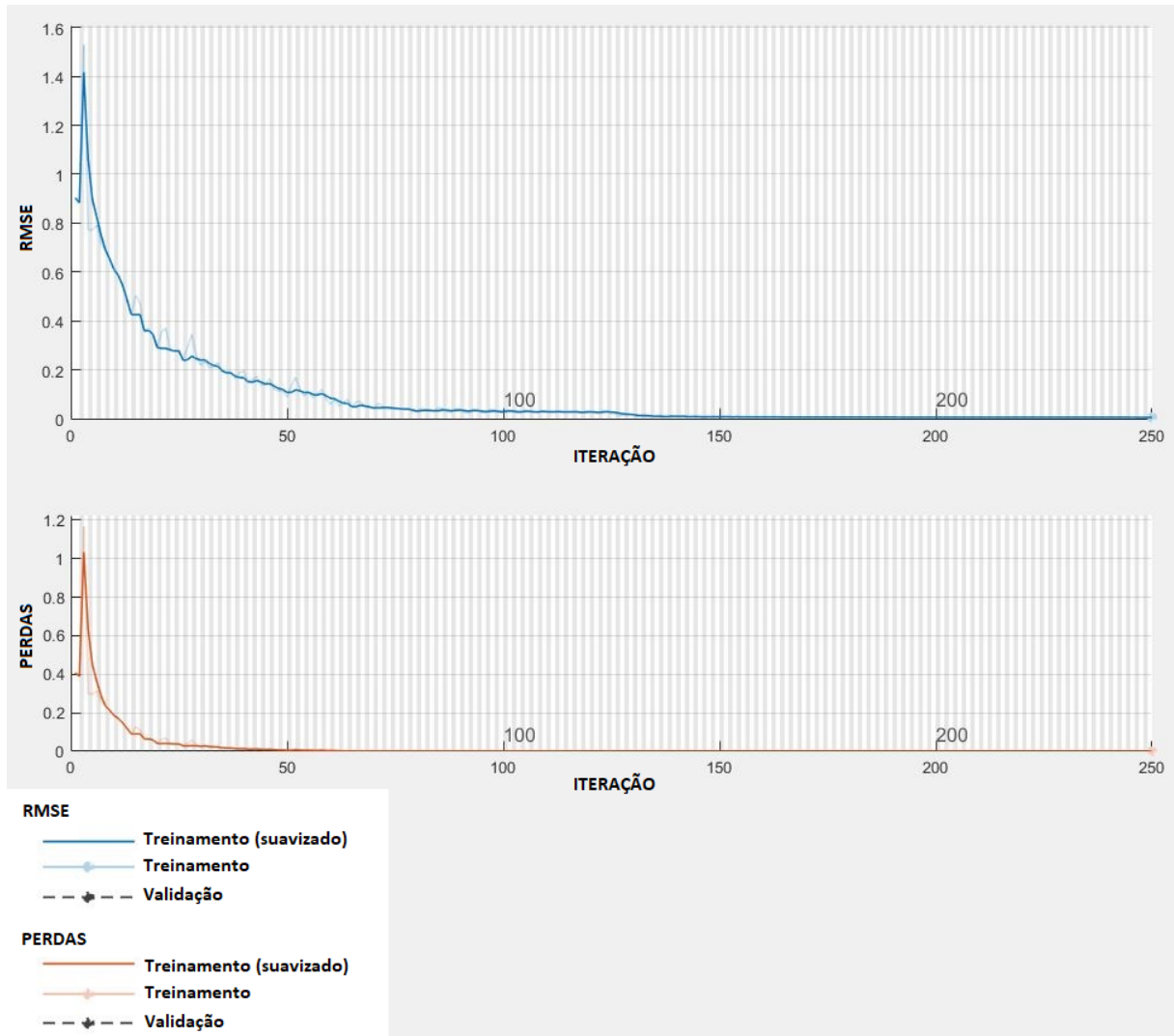


Figura 6.5 Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de 70Hz a 95Hz

Para a segunda etapa da previsão de pontos das altas frequências, utilizou-se os pontos da etapa anterior (Figura 6.4), referentes ao intervalo de 1,5Hz a 95Hz, e foram previstos os pontos de 95Hz a 120Hz.

A etapa de treinamento escolhida para este processamento da rede abrange 80,4% dos pontos do gráfico da Figura 6.4. Portanto, a parte vermelha do gráfico da Figura 6.6 representa os 19,6% dos pontos das mais altas frequências do gráfico da Figura 6.4, que foram substituídos por novos pontos previstos pela rede, além de toda a faixa entre 95Hz e 120Hz, que foi totalmente prevista pela rede, culminando no valor de indutância de 11mH no ponto de frequência 120Hz.

A etapa de treinamento foi definida com base em sucessivas tentativas, até que se chegasse ao melhor valor possível de indutância no ponto de $f=120\text{Hz}$ que pudesse ser utilizado na próxima etapa de processamento da rede e gerasse um resultado final satisfatório.

A figura 6.6 apresenta a curva gerada para a segunda etapa da previsão de pontos.

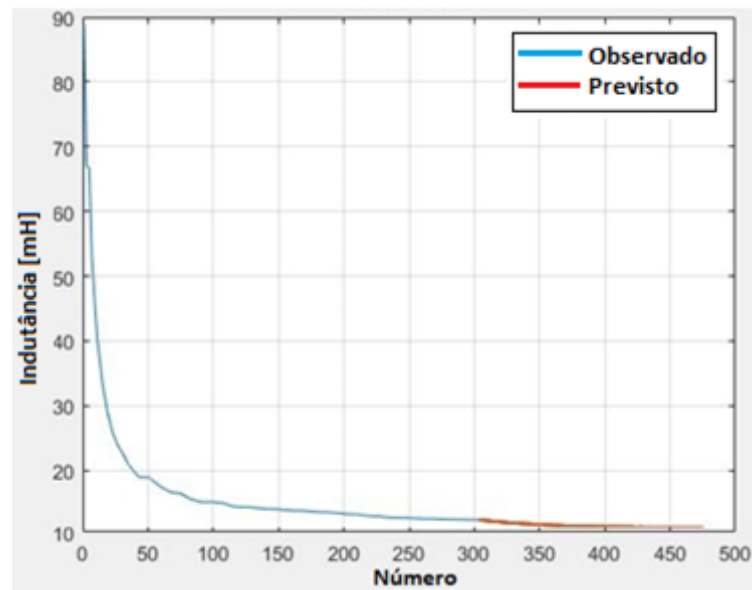


Figura 6.6 Previsão de pontos referentes ao intervalo de 95Hz a 120Hz

A figura 6.7 ilustra os dados da etapa de treinamento para a curva da Figura 6.6.

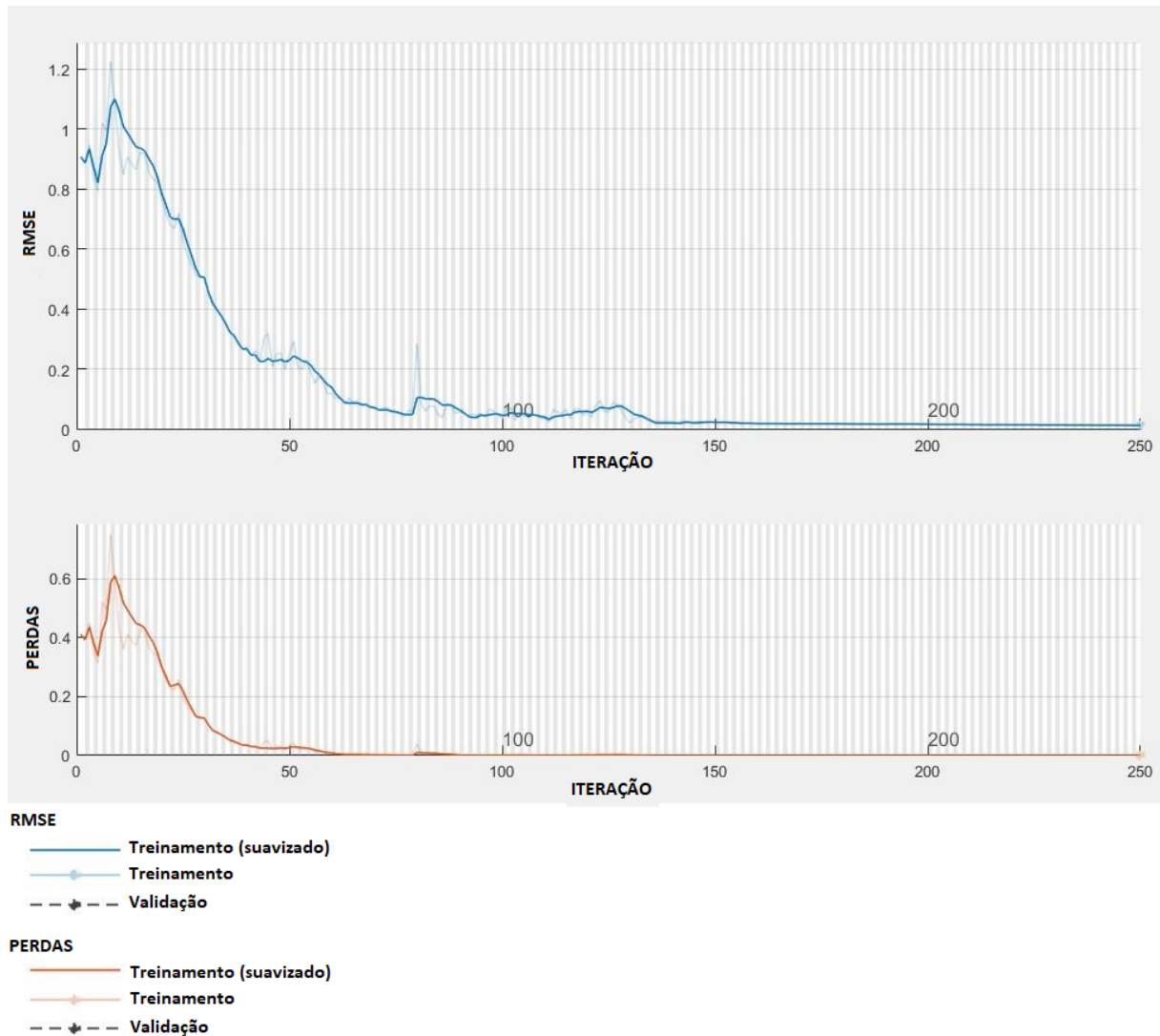


Figura 6.7 Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de 95Hz a 120Hz

Para a terceira etapa da previsão de pontos das altas frequências, utilizou-se os pontos da etapa anterior (Figura 6.6), referentes ao intervalo de 1,5Hz a 120Hz, e foram previstos os pontos de 120Hz a 200Hz.

A etapa de treinamento foi definida de forma a abranger 83,8% dos pontos da curva da Figura 6.6, novamente a partir do teste de diversas porcentagens, objetivando encontrar um valor de indutância para o ponto de frequência 200Hz o mais próximo possível de $L_d''=11,83\text{mH}$, conforme definido no item 6.2.1 deste texto. Utilizando este método, chegou-se ao valor de $L_d''=10,65\text{mH}$, que difere do valor original em menos de 10%, e assim sendo, está dentro do intervalo definido no item 6.1 deste texto.

A figura 6.8 apresenta a curva gerada para previsão dos pontos entre 120Hz e 200Hz, onde a parte em vermelho representa esta previsão, além de 16,2% dos pontos de mais altas frequências da etapa anterior (Figura 6.6), que foram substituídos por novos pontos. A parte em azul representa 83,8% dos pontos do gráfico da Figura 6.6.

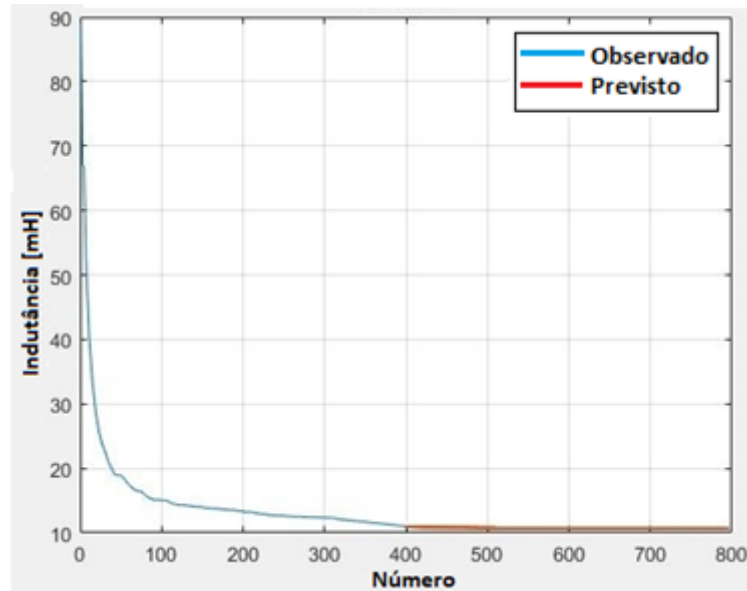


Figura 6.8 Previsão de pontos referentes ao intervalo de 120Hz a 200Hz

A figura 6.9 ilustra os dados da etapa de treinamento para a curva da Figura 6.8.

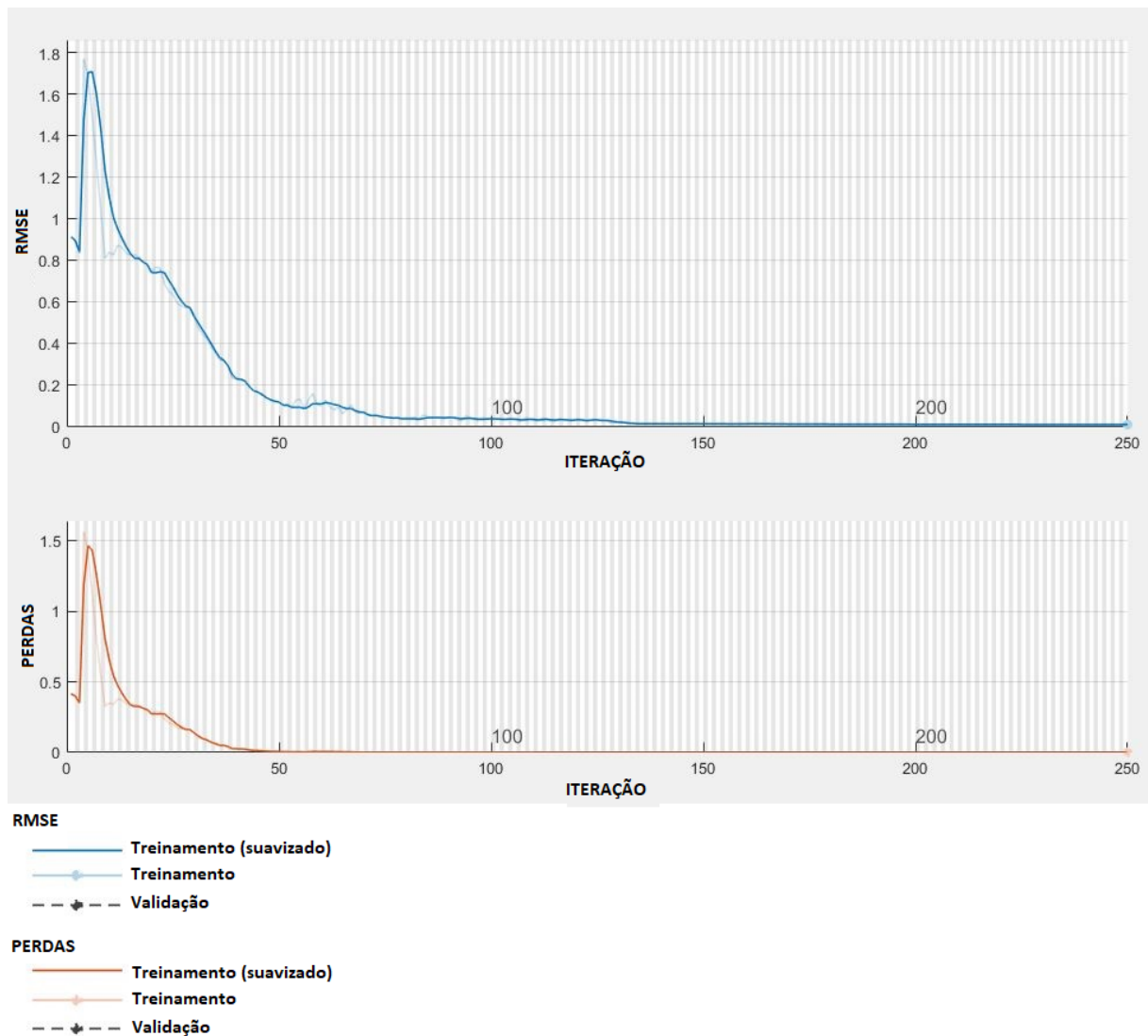


Figura 6.9 Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de 120Hz a 200Hz

O próximo passo do ajuste da curva é a previsão dos pontos para as baixas frequências (1mHz a 1,5Hz). Como a rede neural *LSTM* só trabalha com previsão de valores no sentido positivo do eixo das abscissas, foi necessário inverter o sentido da curva da medição realizada por Sousa (2011). Ao fim do processo de previsão de pontos, inverteu-se novamente o sentido do gráfico para que este voltasse a sua posição original.

A etapa de treinamento foi definida a partir de 99% dos pontos da Tabela 6.3 interpolada, objetivando encontrar um valor de indutância para o ponto de frequência 1mHz o mais

próximo possível de $L_d=93,32\text{mH}$, conforme definido no item 6.2.1 deste texto. O valor obtido foi de $L_d=89,89\text{mH}$.

A figura 6.10 apresenta a curva gerada para previsão dos pontos entre 1mHz e 1,5Hz, onde a parte em vermelho representa esta previsão, além de 1% dos valores de mais baixas frequências da Tabela 6.3 interpolada, que foram substituídos por novos pontos. A parte em azul representa 99% dos pontos da Tabela 6.3 interpolada.

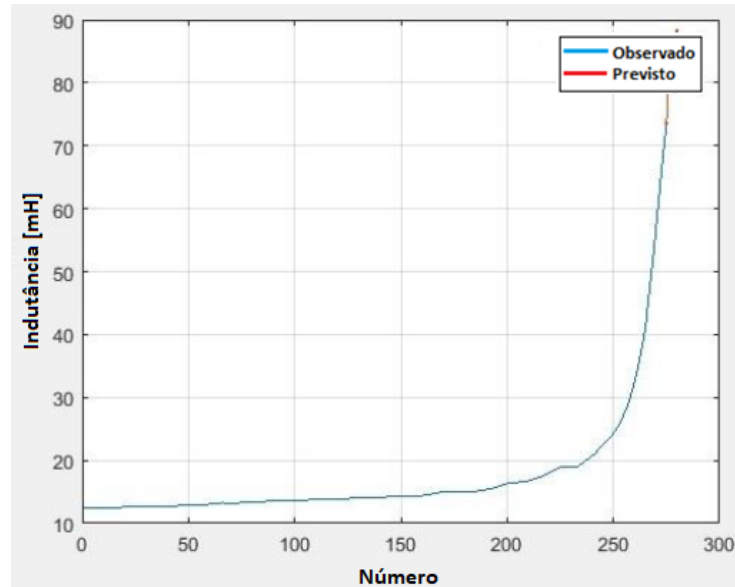


Figura 6.10 Previsão de pontos referentes ao intervalo de 1mHz a 1,5Hz

A figura 6.11 ilustra os dados da etapa de treinamento para a curva da Figura 6.10.

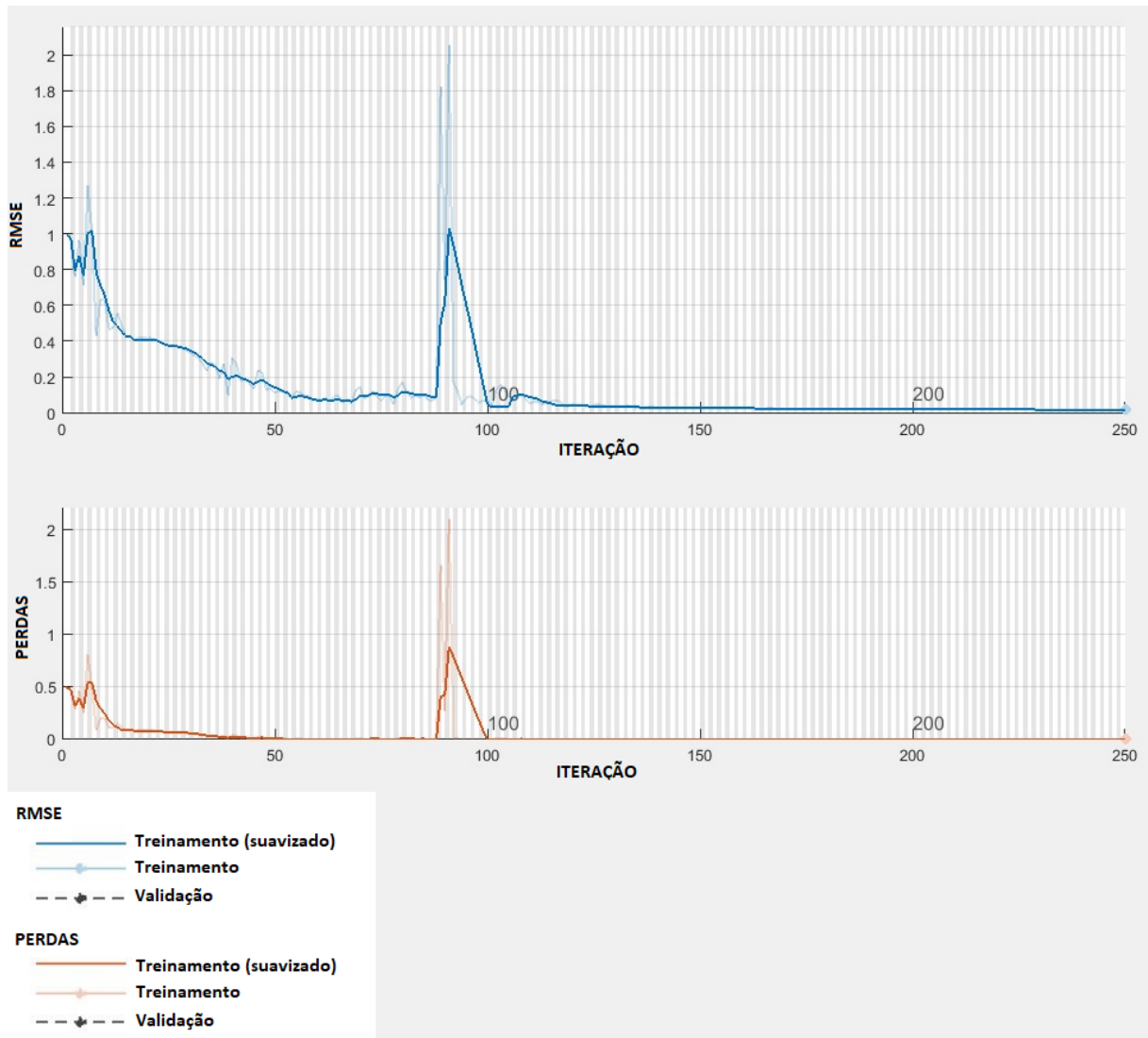


Figura 6.11 Etapa de treinamento - previsão de pontos referentes ao intervalo de 1mHz a 1,5Hz

A partir das quatro etapas de previsões de pontos apresentadas, foi possível coletar os pontos da curva para o intervalo de 1mHz a 200Hz. Para facilitar a visualização da curva na etapa de extração de polos e zeros, foram feitos prolongamentos na baixa e alta frequências, até os pontos de frequências 0,0001Hz e 500Hz, respectivamente, utilizando-se a aproximação de que a curva já está plenamente estabilizada nos pontos de 1mHz e 200Hz. O resultado é apresentado na Figura 6.12.

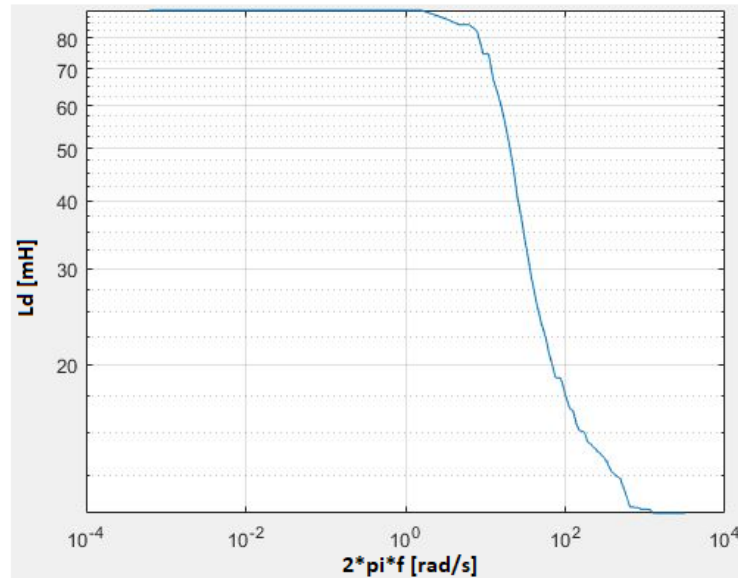


Figura 6.12 Curva de L_d no domínio da frequência

6.2.5 Média móvel

Diferentemente da curva da Figura 6.1, a curva da Figura 6.12 apresenta alguns pontos de variação abrupta de L_d , causados pelas já mencionadas imprecisões da medição realizada por Sousa (2011). Para minimizar este problema, foi utilizado o algoritmo de *média móvel* do Matlab, que consiste em calcular a média de pontos consecutivos da curva em torno de uma pequena janela de tamanho pré-definido que se desloca do início ao fim da curva, conforme apresentado no Capítulo 5.

A Figura 6.13 à esq. apresenta o resultado deste algoritmo, onde a curva em azul é a mesma da Figura 6.12, e a curva em vermelho representa a suavização pela aplicação da *média móvel*. A Figura 6.13 à dir. apresenta a ampliação da região das baixas frequências para melhor visualização. O algoritmo tende a funcionar melhor nesta faixa de valores devido à maior densidade de pontos.

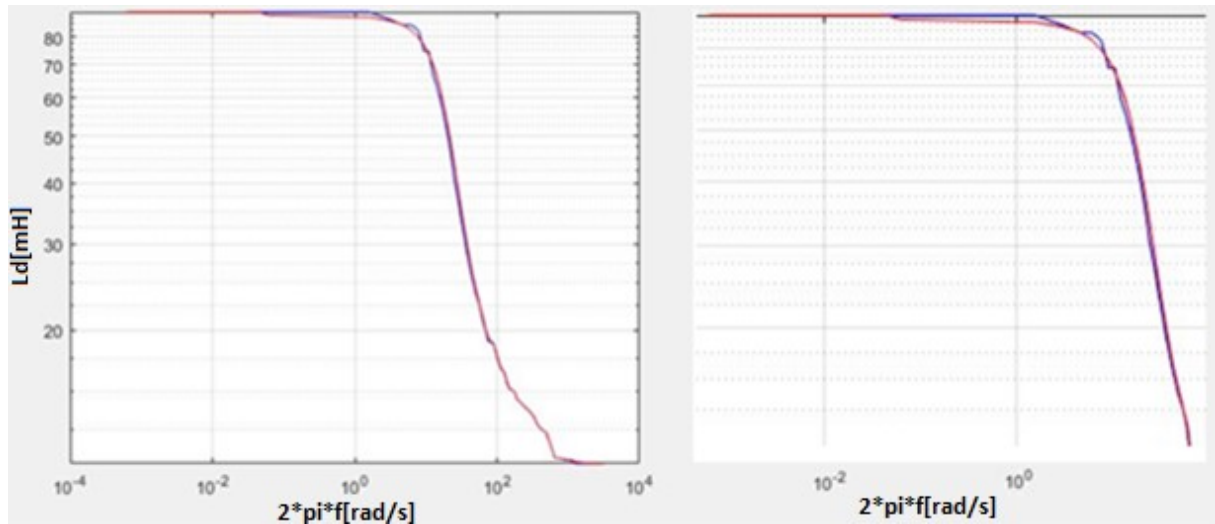


Figura 6.13 Aplicação do algoritmo *média móvel* à esq. e ampliação da região de baixa frequência à dir.

6.2.6 Extração das constantes de tempo T'_{d0} e T''_d

Para que seja possível extrair os polos e zeros da curva ajustada da Figura 6.13, é necessário comparar tal curva à função de transferência representada pela equação 6.1, cuja fundamentação matemática foi definida no Capítulo 2, e à Figura 6.14, que é a sua representação gráfica.

$$L_d(s) = \frac{(1 + T'_d \cdot s)(1 + T''_d \cdot s)}{(1 + T'_{d0} \cdot s)(1 + T''_{d0} \cdot s)} L_d \quad (6.1)$$

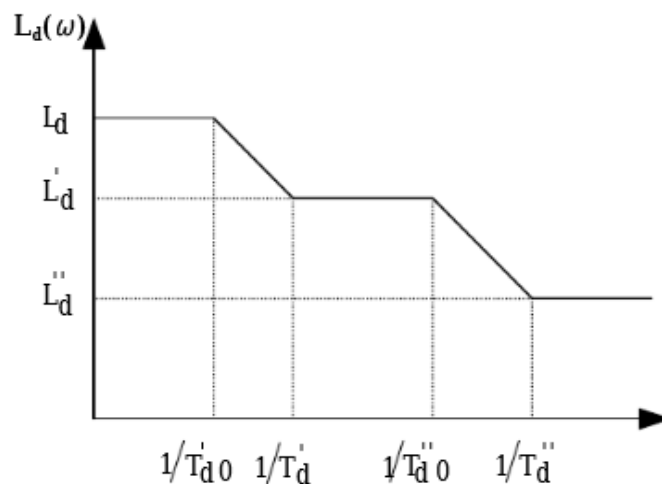


Figura 6.14 Curva esquemática do módulo de L_d (SOUSA, 2011 - adaptado)

O primeiro passo para a extração das raízes de um conjunto de dados de resposta em frequência com assíntotas na alta e baixa frequências é definir o diagrama de bode dos termos $G(1+j\omega)^n$ e $G(1+j\omega)^{-n}$, que são a representação das raízes que estão fora da origem. Segundo Felipe (2019), a Figura 6.15 ilustra o diagrama de módulo do termo $G(1+j\omega)^n$, onde G representa a função analisada.

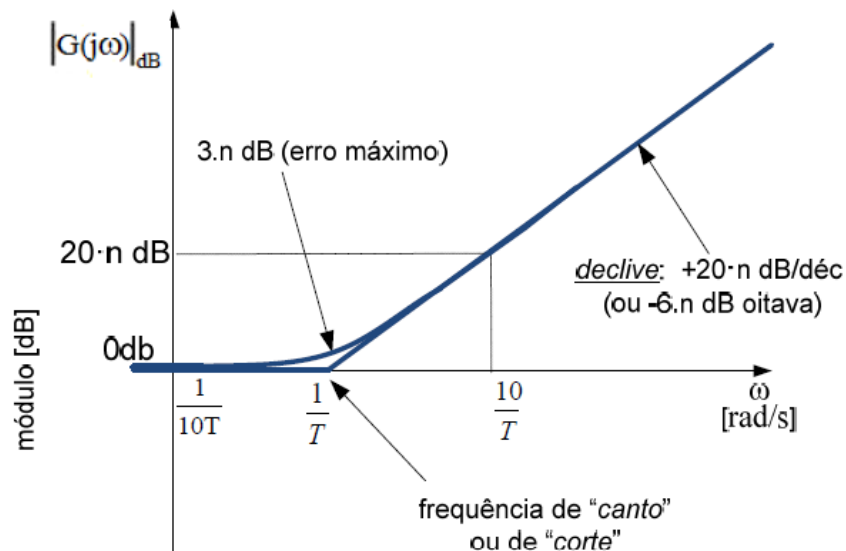


Figura 6.15 Diagrama de bode (módulo) de $G(1+j\omega)^n$ (FELIPPE, 2019)

A frequência $\omega_c = 1/T$ é denominada *frequência de canto*, e a reta da assíntota para altas frequências intercepta 0dB em $\omega = \omega_c = 1/T$.

Para a curva de $|G(j\omega)|_{dB}$, a assíntota de baixa frequência deve ser considerada uma década atrás da frequência de canto, e a assíntota de alta frequência uma década a frente da referida frequência.

No entorno da frequência de canto, as assíntotas se encontram e possuem um erro máximo de $3 \cdot n$ [dB] com relação ao módulo real da função

De forma análoga, a resposta para o termo $G(1+j\omega)^{-n}$ é dada de acordo com a Figura 6.16. Todas as considerações anteriores sobre frequência de canto continuam válidas.

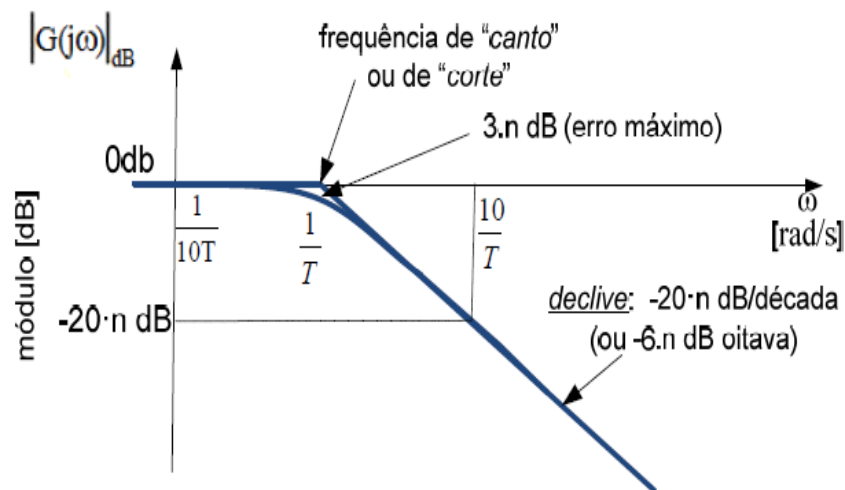


Figura 6.16 Diagrama de bode (módulo) de $G(1+j\omega)^{-n}$ (FELIPPE, 2019)

Utilizando as relações dos diagramas de módulo e frequência de raízes de funções de transferência apresentados nas Figuras 6.15 e 6.16, os valores de T'_{do} e T''_d , que são o polo e o zero de mais baixa e alta frequências, respectivamente, podem ser retirados diretamente da função de transferência da indutância operacional da máquina síncrona, já que estas raízes são as duas mais próximas de cada uma das duas assíntotas dos extremos de frequências do gráfico de L_d (conforme Figura 6.14). Para a aplicação direta do método, o eixo das ordenadas foi definido na unidade dB (*decibel*), em que o módulo da indutância em dB possui valor $20 \cdot \log[L_d(mH)]$, conforme apresentado na Figura 6.17.

O valor de T'_{do} , que é o polo de mais baixa frequência, encontra-se 3db abaixo da assíntota de alta frequência do gráfico, no ponto de 36,07dB. Este ponto, entretanto, não pôde ser encontrado de forma precisa devido à resolução imperfeita da plotagem do gráfico. Assim, sendo, foi feita uma interpolação linear em torno do ponto imediatamente posterior, que possui módulo 36,34dB e $\omega = 14,14\text{rad/s}$, conforme Figura 6.17. O valor de T'_{do} é então calculado em $\omega = 14,24\text{rad/s}$ e seu valor é $T'_{do}=0.07019591$.

Similarmente, o valor de T''_d , que é o zero de mais alta frequência, pode ser calculado com base nas mesmas relações de módulo e frequência de acomodação para raízes de funções de transferência adjacentes a uma assíntota do gráfico, conforme Figura 6.16. Assim sendo, seu valor encontra-se em $\omega = 174,33 \text{ rad/s}$, que também está fora da resolução do gráfico. Tomou-se como referência o ponto mais próximo, que é $\omega = 174,4\text{rad/s}$ e módulo = 23,49dB, conforme Figura 6.17. O valor de T''_d é então calculado e vale $T''_d=0.00573597$.

A utilização desta técnica ratifica, do ponto de vista numérico, a importância da determinação dos pontos das mais altas e baixas frequências da curva de indutância da máquina síncrona. Estes pontos, que foram obtidos pela rede neural *LSTM*, formam as duas assíntotas da curva, que por sua vez são essenciais na determinação precisa de T'_{do} e T''_d .

A Figura 6.17 apresenta a localização gráfica dos parâmetros T'_{do} e T''_d .

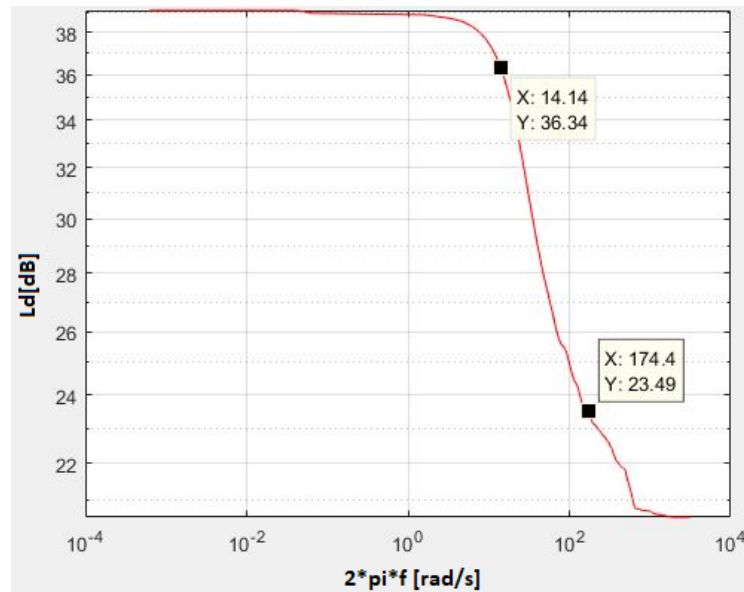


Figura 6.17 Análise gráfica para cálculo de T'_{do} e T''_d

6.2.7 Extração das constantes de tempo T'_d e T''_{do}

Os valores de T'_d e T''_{do} são mais difíceis de serem encontrados por estarem na região central da curva. Para encontrar estes pontos, foi utilizada a rotina *bodefit*, criada pelo Dr. Fabio Fialho, conforme explicado no Capítulo 5 deste presente trabalho.

A Figura 6.18 apresenta os resultados da utilização da função *bodefit* na curva, onde a linha vermelha é a curva ajustada pela *média móvel* (Figura 6.13) e os pontos verdes representam o ajuste oriundo do processo iterativo.

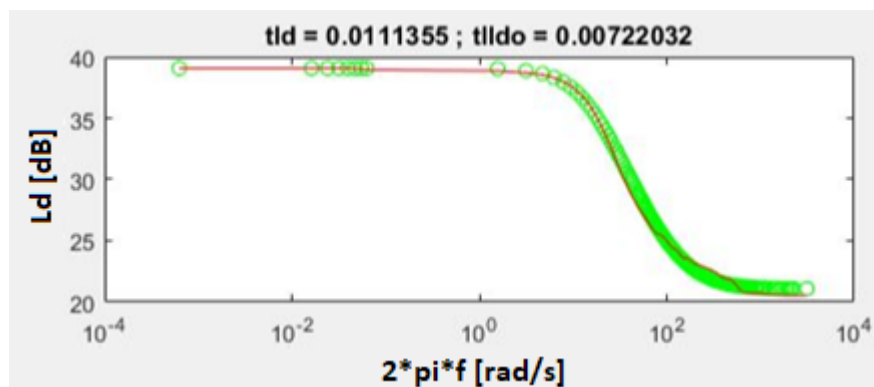


Figura 6.18 Resultado gráfico da função *bodefit*

Conforme gráfico da Figura 6.18, $T'_d=0,0111355$ e $T''_{do}=0,00722032$.

Com os valores de L_d , T'_d e T'_{do} , é possível calcular o valor de L'_d , que é o último a ser calculado pelo ajuste proposto.

$$L'_d = L_d \cdot \frac{T'_d}{T'_{do}} \quad (6.2)$$

$$L'_d = 93,32mH \left(\frac{0,0111355}{0,07019591} \right) = 14,803mH \quad (6.3)$$

A Tabela 6.4 resume os resultados encontrados.

Tabela 6.4 Resultados do ajuste de curva proposto

| Método | T'do[s] | T'd[s] | T''do[s] | T''d[s] | Ld'[mH] |
|-----------------------------|----------------|---------------|-----------------|----------------|----------------|
| Ajuste de Curvas Rede LSTM | 0,07019591 | 0,01113550 | 0,00722032 | 0,00573598 | 14,80300000 |
| Ensaio CC Trifásico Abrupto | 0,06920000 | 0,01200000 | 0,00830000 | 0,00600000 | 16,15000000 |
| Erro | 1,40% | 7,20% | 13,00% | 4,40% | 8,30% |

A proposta inicial era de que todos os parâmetros ajustados possuísem margem de erro menor que 10%. Este resultado foi encontrado para quatro dos cinco parâmetros. A única exceção foi o T''_{do} , que possui erro de 13%.

7 Conclusão

Este trabalho apresentou uma metodologia alternativa de ajuste da curva de indutância operacional de uma máquina síncrona, baseada na rede neural do tipo *LSTM* em associação aos métodos Simplex Nelder-Mead e Média Móvel. Esta metodologia, que se baseia na previsão de novos pontos fora do intervalo inicial de valores de uma sequência numérica, associada ao ensaio de resposta em frequência com a utilização de um inversor de frequência, provou ser uma forma eficiente e de baixo custo para a determinação das indutâncias e constantes de tempo de uma máquina síncrona. A grande contribuição deste método foi a previsão de novos pontos para a curva de indutância nos extremos das mais altas e baixas frequências, regiões nas quais o inversor de frequência não consegue atuar com a precisão necessária. Portanto, é possível concluir que este algoritmo numérico tem o papel de minimizar a limitação do equipamento de baixa precisão utilizado no ensaio de resposta em frequência adaptado e, desta forma, tem-se um método que, além de acessível, é eficiente na obtenção dos parâmetros de uma máquina síncrona.

A precisão do método está refletida nos resultados encontrados, resumidos na Tabela 6.4, em que quatro dos cinco parâmetros procurados apresentam erros menores que 10%, conforme proposto no Capítulo 1, e o único parâmetro fora desta margem possui 13% de erro, ainda assim uma margem de erro próxima da proposta inicial.

8 Desenvolvimentos Futuros

Recomenda-se o estudo de uma forma viável de medição não apenas para a curva de amplitude, mas também para a curva de fase da máquina síncrona na resposta em frequência, já que este dado, associado a um algoritmo numérico para determinação de parâmetros de funções de transferência, tende a aumentar ainda mais a precisão dos resultados.

9 Referências Bibliográficas

ARMIGLIATTO, G. **Inteligência Artificial: Uma introdução ao Deep Learning**, 2018.

BARAKAT, A; RADJEAI, H; TNANI, S; CHAMPENOIS, G. **Identification of synchronous machine by Standstill Frequency Response (SSFR) Method – Influence of the Stator Resistance -** , 2010.

BLADH, J; WALLIN, W; LINN. S; LUNDIN, U. **Standstill Frequency Response Test on a Synchronous Machine Extended With Damper Bar Measurements**, 2016.

BORTONI, E. C. **A standstill frequency response method for large salient pole synchronous machines**. IEEE transactions on energy conversion, New York, v. 19, n. 4, 2004.

CANAY, I. M. **Determination of the model parameters of machines from the reactances operators $X_d(p)$, $X_q(p)$** . IEEE transactions on energy conversion, New York, v. 8, n. 2, 1993.

COELHO, G. **Geração, Seleção e Combinação de Componentes para Ensembles de Redes Neurais Aplicadas a Problemas de Classificação**, Campinas, 2006.

DALTON, F; CAMERON, A. **Simplified measurement of subtransient and negative sequence reactances in salient-pole synchronous machines**, Trans. AIEE, pp. 752–757, 1952.

DATA SCIENCE ACADEMY, **Deep Learning Book**, 2019. Disponível em: <<http://www.deeplearningbook.com.br/>>. Acesso em: 02 Junho. 2020.

DECHTER, R. **Learning while searching in constraint-satisfaction problems**. University of California, Computer Science Department, Cognitive Systems Laboratory. 1986.

FAJONI, F. **Estudos Sobre determinação de parâmetros elétricos de geradores síncronos de polos salientes**”, Tese de Mestrado, Universidade de Campinas. 2010

FÁBIO FIALHO. **Laboratório de Controle**. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2017.

FELIPPE DE SOUZA J.A.M, **Análise de Sinais**. 4 ed. 2019.

GIVENS, G. H., HOETING, J. A . **Computational Statistics**. 2 ed. Wiley, 45-52, 2013.

GONÇALVES, A. **O Problema de min-max-min com Restrições pelo Método de Nelder-Mead**. Rio de Janeiro, 2013.

GREFF, K; RUPESH, K; KOUTNÍK, J; BAS, R; SCHMIDHUBER J. **LSTM: A Search Space Odyssey**, 2017.

HAYKIN, S. **Redes Neurais – Princípios e Práticas**, Bookman, 2001

HERNANDEZ, O; NIEWIEROWICZ, T; CAMPERO, O; ESCARELA. O. **Noise impact in the determination of Synchronous Machine equivalent circuits using SSFR data**, 2006.

HOCHREITER, S; SCHMIDHUBER, J. **Long-Short Term Memory**, 1997.

IEEE GUIDE, **Guide for test Procedures for Synchronous Machines**. IEEE Std 115TM-2009.

JÚLIA, A; TARSO A. S. **The modeling of synchronous machines**. Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, 2018.

KORNRUMPF, L. H. D. **Algoritmos de tratamento de curvas para determinação de parâmetros de geradores síncronos através do ensaio de reposta em frequência utilizando metodologia com inversor de frequência**, 2017.

KUNDUR, P. **Power System Stability and Control**, New York: Mc Graw Hill 1994.

LEON, A. **Redes Neurais Artificiais**, Department of Computer Science, USP, 2009.

MARTIN J. PRING. **Technical Analysis Explained**, 2014.

MENDOZA, M. **Identificação de Parâmetros de Geradores Síncronos usando Métodos de Ajuste de Curvas e Ensaio em Frequência**, Unicamp, 2011.

NICHOLSON, C; **A Beginner's Guide to LSTMs and Recurrent Neural Networks**. New York, 2019.

QUIRINO, D; **Uso de Redes Neurais Recorrentes para Previsão de Séries Temporais Financeiras**, Belo Horizonte, 2017.

RACEWICZ, S; DELPHINE. M; NICOLAS, M; PIOTR, J. **Half-Order Modeling of Saturated Synchronous Machine**, 2014.

SILVA, R. S. **Máquinas Elétricas II**, 2018.

SIMPLICIO, M. **Previsão do Fator de Potência via Redes Neurais Artificiais Recorrentes LSTM (Long Short Term Memory) na Plataforma IOT geniot PRO Industrial**, 2019.

SINGER, S; NELDER, J; **Nelder-Mead Algorithm**, 2009.

SOUSA, M. H. **Determinação de parâmetros de máquinas síncronas pelo ensaio de resposta em frequência: proposta de metodologia com inversor de frequência**, 2011.

SUGIMOTO, D; MELO, G; TASINAFFO, A; MOREIRA, A; CUNHA, A; DIAS, L. **A New Approach to River Flow Forecasting: LSTM and GRU Multivariate Models**, 2019.

WALTON, A; CROFT J. S. **The modeling of synchronous machines**. IEEE proceedings, New York, 1989.

WALTON, A. **A systematic method for the determination of the parameters of synchronous machines from the results of frequency response tests**. IEEE transactions on energy conversion, New York, v. 15, n. 2, 2000.

ZAMBRANO, G. Simulação do Ensaio de Resposta em Frequência em Máquina Síncrona de Pólos Salientes Utilizando o Método dos Elementos Finitos, 2003.

Apêndice A

Funções *bodefit* e *erquad* desenvolvidas no Matlab.

```
function f=bodefit_erquad(KKtT,w,G,F)

%   BODEFIT_ERQUAD Calcula o erro entre uma curva obtida experimentalmente
%   e a resposta em frequência de uma função de transferência
%   Uso:  f = bodefit_erquad(KKtT,w,G,F)
%   onde: tld=KKtT(1); tlldo=KKtT(2)
%   w é o vetor de frequências angulares (em rad/s) para as
%   quais foi obtido o módulo da resposta em frequência
%   G é o vetor de módulos correspondente a w (em ganho linear, isto é, não em dB)
%   F é o vetor de fases (em rad) correspondente a w
%   Esta função deve ser utilizada em conjunto com uma função
%   equivalente a senofit.

w=w(:); G=G(:); F=F(:); % converte em vetores coluna
tld=KKtT(1); tlldo=KKtT(2); % desempacota o vetor
termo1=tf(k)
termo2=tf([tld 1],[tlld 1])
termo3=tf([tlldo 1],[tlldo 1])
sis=termo1*termo2*termo3 % cria um objeto sistema
[GG,FF]=bode(sis,w); % GG,FF são equivalentes a G,F
GG=squeeze(GG); FF=squeeze(FF)*pi/180;

SS= GG.*cos(FF) + i*GG.*sin(FF); % SS é equivalente a S
S= G.*cos(FF) + i*G.*sin(FF); % converte G e F em fasores
f=norm(SS-S); % erro quadrático
```

```

% gráfico de acompanhamento
subplot(211); semilogx(w,20*log10(GG),'go',w,20*log10(G),'r');
tit = sprintf('tld = %g ; tldo = %g',KKtT);
title(tit); ylabel('ganho [dB]');
subplot(212); semilogx(w,180/pi*FF,'go',w,180/pi*F,'r');
ylabel('fase [graus]'); xlabel('w [rad/s]')
drawnow; figure(gcf); % atualiza a tela imediatamente

% Prepara otimização
% (em caso de problemas de convergência pode se alterar as opções abaixo)
options = optimset('Display','off','TolFun',1e-0,'TolX',1e-24);
xo = [tld tldo]; % condição inicial

% Otimização
% Digite " >> doc fminsearch " no Matlab para saber mais sobre o algoritmo
xf = fminsearch(@(x) erquad(x,w,G,F,S),xo,options);
KKt = xf(1); T = xf(2); % os resultados finais

end

function erq=erquad (xo,w,G,F,S)

tld=xo(1); tldo=xo(2); % desempacota o vetor
termo1=tf(k)
termo2=tf([tld 1],[tld 1])
termo3=tf([tldo 1],[tldo 1])

sis=termo1*termo2*termo3 % cria um objeto sistema
[GG,FF]=bode(sis,w); % GG,FF são equivalentes a G,F
GG=squeeze(GG); FF=squeeze(FF)*pi/180;

```

```
SS=GG.*cos(FF) + j*GG.*sin(FF); % SS é equivalente a S
erq=norm(SS-S); % erro quadrático

% gráfico de acompanhamento
subplot(211); semilogx(w,20*log10(GG),'go',w,20*log10(G),'r');
tit = sprintf('tld = %g ; tldo = %g',xo);
title(tit); ylabel('ganho [dB]');
subplot(212); semilogx(w,180/pi*FF,'go',w,180/pi*F,'r');
ylabel('fase [graus]'); xlabel('w [rad/s]')
drawnow; figure(gcf); % atualiza a tela imediatamente

end
```

Apêndice B

Rotina para uso da rede neural *LSTM*.

```
data = vetor;
%vetor são os dados de entrada a serem analisados
figure
plot(data)
xlabel("Numero")
ylabel("Indutancia")
title("Ensaio no Dominio da Frequencia")

numTimeStepsTrain = floor(treinamento*numel(data));
%treinamento é a porcentagem da etapa de treinamento

dataTrain = data(1:numTimeStepsTrain+1);
dataTest = data(numTimeStepsTrain+1:end);

mu = mean(dataTrain);
sig = std(dataTrain);

dataTrainStandardized = (dataTrain - mu) / sig;

XTrain = dataTrainStandardized(1:end-1);
YTrain = dataTrainStandardized(2:end);

numFeatures = 1;
numResponses = 1;
numHiddenUnits = 200;
```



```

layers = [ ...
    sequenceInputLayer(numFeatures)
    lstmLayer(numHiddenUnits)
    fullyConnectedLayer(numResponses)
    regressionLayer];

options = trainingOptions('adam', ...
    'MaxEpochs',250, ...
    'GradientThreshold',1, ...
    'InitialLearnRate',0.005, ...
    'LearnRateSchedule','piecewise', ...
    'LearnRateDropPeriod',125, ...
    'LearnRateDropFactor',0.2, ...
    'Verbose',0, ...
    'Plots','training-progress');

net = trainNetwork(XTrain,YTrain,layers,options);

dataTestStandardized = (dataTest - mu) / sig;
XTest = dataTestStandardized(1:end-1);

net = predictAndUpdateState(net,XTrain);
[net,YPred] = predictAndUpdateState(net,YTrain(end));

numTimeStepsTest = numel(XTest);
for i = 2:numTimeStepsTest
    [net,YPred(:,i)] = predictAndUpdateState(net,YPred(:,i-1),'ExecutionEnvironment','cpu');
end

```

```
YPred = sig*YPred + mu;
```

```
YTest = dataTest(2:end);
```

```
rmse = sqrt(mean((YPred-YTest).^2))
```

```
figure
```

```
plot(dataTrain(1:end-1))
```

```
hold on
```

```
idx = numTimeStepsTrain:(numTimeStepsTrain+numTimeStepsTest);
```

```
plot(idx,[data(numTimeStepsTrain) YPred],'.-')
```

```
hold off
```

```
xlabel("Numero")
```

```
ylabel("Indutancia")
```

```
title("Forecast")
```

```
legend(["Observed" "Forecast"])
```

```
figure
```

```
subplot(2,1,1)
```

```
plot(YTest)
```

```
hold on
```

```
plot(YPred,'.-')
```

```
hold off
```

```
legend(["Observed" "Forecast"])
```

```
ylabel("Indutancia")
```

```
title("Forecast")
```

```
subplot(2,1,2)
```

```
stem(YPred - YTest)
```

```
xlabel("Numero")
```

```
ylabel("Error")
```

```

title("RMSE = " + rmse)

net = resetState(net);
net = predictAndUpdateState(net,XTrain);

YPred = [];
numTimeStepsTest = numel(XTest);
for i = 1:numTimeStepsTest
    [net,YPred(:,i)] = predictAndUpdateState(net,XTest(:,i),'ExecutionEnvironment','cpu');
end

YPred = sig*YPred + mu;
rmse = sqrt(mean((YPred-YTest).^2))

figure
subplot(2,1,1)
plot(YTest)
hold on
plot(YPred,'.-')
hold off
legend(["Observed" "Predicted"])
ylabel("Indutancia")
title("Forecast with Updates")

subplot(2,1,2)
stem(YPred - YTest)
xlabel("Numero")
ylabel("Error")
title("RMSE = " + rmse)

```