

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Guilherme Braga da Costa

**MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO x CORRENTE DE
ELOS FUSÍVEIS DO TIPO EXPULSÃO POR MEIO DE
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

**Santa Maria, RS
2018**

Guilherme Braga da Costa

**MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO-CORRENTE DE ELOS FUSÍVEIS DO
TIPO EXPULSÃO POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção de grau em **Mestre em Engenharia Elétrica**.

Orientador: Prof. Dr. Adriano Peres de Moraes

Coorientador: Prof. Dr. Ghendy Cardoso Junior.

**Santa Maria, RS
2018**

Costa, Guilherme Braga da
MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO x CORRENTE DE ELOS
FUSÍVEIS DO TIPO EXPULSÃO POR MEIO DE REDES NEURAIAS
ARTIFICIAS / Guilherme Braga da Costa.- 2018.
141 p.; 30 cm

Orientador: Adriano Peres de Moraes
Coorientador: Ghendy Cardoso Junior
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, RS, 2018

1. Proteção de Redes de Distribuição de Energia
Elétrica 2. Elos Fusíveis 3. Rede Neural Artificial I.
Peres de Moraes, Adriano II. Cardoso Junior, Ghendy III.
Titulo.

Sistema de geração automática de ficha catalográfica da UFSM. Dados fornecidos pelo autor(a). Sob supervisão da Direção da Divisão de Processos Técnicos da Biblioteca Central. Bibliotecária responsável Paula Schoenfeldt Patta CRB 10/1728.

© 2018

Todos os direitos autorais reservados a Guilherme Braga da Costa. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

Endereço: Rua Dr. Prado Veppo, 60, Bairro Camobi, Santa Maria, RS. CEP: 97110-765

Fone (055) 55 999226769, E-mail: guilhermebragadacosta@gmail.com

Guilherme Braga da Costa

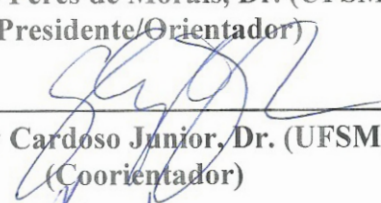
MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO-CORRENTE DE ELOS FUSÍVEIS DO TIPO EXPULSÃO POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAS

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção de grau em **Mestre em Engenharia Elétrica**.

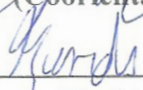
Aprovado em 6 de agosto de 2018:



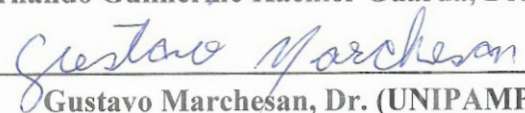
Adriano Peres de Moraes, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)



Ghendy Cardoso Junior, Dr. (UFSM)
(Coorientador)



Fernando Guilherme Kaehler Guarda, Dr. (UFSM)



Gustavo Marchesan, Dr. (UNIPAMPA)

Santa Maria, RS
2018

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Deus por tudo que conquistei e ainda conquistarei.

Agradeço principalmente meus pais, Roselle e João, meu irmão Gabriel, e minha família pelo suporte incondicional.

À minha namorada Marina, por sempre me apoiar e incentivar, por seu amor e dedicação em todos momentos da minha vida.

A todos amigos que me ajudaram e torceram pelo meu sucesso.

Ao professor Dr. Adriano Peres de Moraes, pela confiança em mim depositada, pela orientação, apoio, atenção, disponibilidade e amizade durante o desenvolvimento deste trabalho.

Ao professor Dr. Ghendy Cardoso Junior, pela coorientação, amizade, sugestões e colaborações desde a graduação.

Aos colegas do Centro de Excelência em Energia e Sistemas de Potência – CEESP, pela amizade e incentivo.

Ao Augusto pelas contribuições e ajuda, o que permitiu a conclusão desse trabalho.

Aos professores e funcionários do PPGEE pelo auxílio no desenvolvimento desse trabalho.

Agradeço à Universidade Federal de Santa Maria, que me proporcionou ensino gratuito e de qualidade desde a graduação.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Capes pela concessão da bolsa de Mestrado.

Por fim, a todos aqueles não citados nominalmente, mas que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO x CORRENTE DE ELOS FUSÍVEIS DO TIPO EXPULSÃO POR MEIO DE REDES NEURAS ARTIFICIAS

AUTOR: Guilherme Braga da Costa
ORIENTADOR: Adriano Peres de Morais
COORIENTADOR: Ghendy Cardoso Junior

Estudos de proteção são essenciais para garantir a segurança e manter os níveis de fornecimento de energia elétrica de acordo com as normas impostas pelas agências reguladoras. Atualmente, este tipo de estudo normalmente é realizado por meio de ferramentas computacionais. Logo, a correta modelagem dos dispositivos de proteção é essencial. Entre os dispositivos utilizados nos sistemas de distribuição, os mais utilizados são as chaves fusíveis. A chave fusível é constituída de 3 componentes: base, porta fusível e elo fusível. O elo fusível é composto por 3 curvas: Mínima Fusão (MF), Máxima Fusão e Máxima Interrupção (MI). Desta forma, inúmeros trabalhos modelam as curvas MF e MI do elo fusível através de expressões matemáticas. Devido ao comportamento não linear das curvas, esta tarefa torna-se complexa. Com o intuito de sobrepor tal adversidade, esta dissertação propõe a utilização de Redes Neurais Artificiais (RNAs). Os resultados obtidos são apresentados e uma análise comparativa com outros trabalhos é realizada. Além da RNA, duas funções matemáticas foram avaliadas na modelagem das curvas características dos elos fusíveis preferenciais do tipo “K” e “H”, sendo a RNA a técnica que obteve os melhores resultados. Utilizou-se para desenvolvimento dos métodos o software MATLAB[®]. Para avaliação dos modelos, implementou-se o sistema IEEE 34 Nós no *software* DIGSILENT[®]. O sistema foi modificado para a inserção de chaves fusíveis e através do Método de Monte Carlo aplicou-se curtos-circuitos no fim de cada ramal. Desta forma, obteve-se o tempo de operação dos elos fusíveis. Os tempos de operação mostram que a metodologia proposta fornece um modelo de curva *tempo x corrente* satisfatório e promissor para implementação em programas dedicados a estudos de proteção.

Palavras-Chave: Proteção de Redes de Distribuição de Energia Elétrica. Elos Fusíveis. Rede Neural Artificial.

ABSTRACT

CURVE FITTING OF EXPULSION FUSE LINKS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

AUTHOR: Guilherme Braga da Costa
ADVISOR: Adriano Peres de Moraes
CO-ADVISOR: Ghendy Cardoso Junior

Protection studies are essential to maintain the levels of energy supply in accordance with standards imposed by regulatory agencies. Currently, this type of study is carried out through computational tools. Therefore, a correct modeling of protection devices is essential. Among the devices used in power distribution systems protection, the most used ones are fuse cutouts. Fuse cutout consists of 3 components: base, fuse holder and fuse link. The fuse link is composed by 3 curves: Minimum Melting (MM), maximum melting and Total Clearing curve (TC). In this way, numerous works model the MM and TC curves of the fuse links through mathematical expressions. Due to the non-linear behavior of the curves, this task becomes complex. In order to overcome this adversity, this dissertation proposes the use of Artificial Neural Networks (ANNs). The results obtained are presented and a comparative analysis with other works is carried out. In addition to RNA, two mathematical functions were evaluated for modeling the TCC curves of the preferred “K” and “H” fuse links, with RNA being the technique that obtained the best results. The MATLAB[®] software was used to develop the methods. To evaluate the models, the IEEE 34 Node test feeder was implemented in the DIgSILENT[®] software. The system was modified for the insertion of fuse cutouts and through the Monte Carlo Method short circuits were applied at the end of each branch. In this way, the operating time of the fuse links was obtained. The operating times show that the proposed methodology provides a satisfactory and promising TCC model for implementation in programs dedicated to protection studies.

Keywords: Power Distribution Systems Protection. Fuse Links. Artificial Network Neural.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Configuração radial de uma rede de distribuição primária (Subestação POA 1).	20
Figura 2.2 – (a) Porta Fusível (b) Chave Fusível unipolar.	22
Figura 2.3 – Elo Fusível.	23
Figura 2.4 – Curva de Mínima Fusão e Máxima Interrupção do elo fusível 6K, 10K e 15K.	26
Figura 3.1 – Modelo de neurônio artificial proposto por <i>McCulloch e Pitts</i> comparado a um neurônio biológico.	36
Figura 3.2 – Fluxograma do funcionamento de um neurônio artificial.	37
Figura 3.3 – Modelo não-linear de um neurônio.	38
Figura 3.4 – Função de ativação logística.	39
Figura 3.5 – Representação de rede <i>feedforward</i> de camada única.	41
Figura 3.6 – Representação de rede <i>feedforward</i> de camadas múltiplas.	41
Figura 3.7. – Aprendizagem Supervisionada.	46
Figura 3.8 – <i>Perceptron</i> multicamada com apenas uma camada oculta.	47
Figura 3.9 – Dados ajustados (a) adequadamente (b) em excesso.	50
Figura 3.10 – Método de validação cruzada utilizando <i>K</i> -partições.	52
Figura 4.1 – Fluxograma da modelagem proposta.	56
Figura 4.2 – Curva MF do elo fusível 6K utilizada como exemplo.	58
Figura 4.3 – Área da curva MF do elo fusível 6K destacada para coleta dos pontos.	59
Figura 4.4 – Pontos coletados pelo programa <i>WebPlotDigitizer</i> .	60
Figura 4.5 – Fluxograma da metodologia proposta para implementação da RNA.	61
Figura 4.6 – Normalização dos padrões de treinamento e teste através do Teorema de Tales.	62
Figura 4.7 – Grafo da arquitetura da rede PMC proposta com apenas uma camada oculta.	63
Figura 5.1 – SSE x Elo fusível Eletrofusi Power Systems utilizando RNA - FFNN com uma camada oculta (a) Curva MF tipo “K” (b) Curva MI tipo “K” (c) Curva MF tipo “H” (d) Curva MI tipo “H”.	71
Figura 5.2 – SSE x Elo fusível do tipo “K” utilizando RNA - FFNN com uma camada oculta (a) Curva MF do elo S&C Positrol® (b) Curva MI S&C Positrol® (c) Curva MF do elo Eaton Cooper (d) Curva MI Eaton Cooper.	72
Figura 5.3 – Curva MF e MI do elo fusível Eletrofusi Power Systems 6K e 10K.	73
Figura 5.4 – SSE x Elo fusível do tipo “K” para os polinômios de ordem 3 (a) Curva MF (b) Curva MI.	75
Figura 5.5 – SSE x Polinômios de ordem 6 (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.	76
Figura 5.6 – SSE x Polinômios com ordem definida pelo menor SSE (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.	77
Figura 5.7 – SSE x Ordem do polinômio para a curva MF dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K”.	78
Figura 5.8 – SSE x Polinômios com ordem definida pela técnica VC (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.	80
Figura 5.9 – SSE x Função Exponencial (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.	81
Figura 5.10 – SSE x Elo fusível S&C Positrol® do tipo “K” (a) Curva MF (b) Curva MI.	82
Figura 5.11 – Pontos coletados x Curva MI do elo fusível S&C Positrol® 6K através dos métodos avaliados.	83
Figura 5.12 – SSE x Elo fusível S&C Positrol® do tipo “K” utilizando RNA - FFNN com uma camada oculta (a) Curva MF (b) Curva MI.	86
Figura 5.13 – SSE x Elo fusível S&C Positrol® do tipo “K” utilizando a função polinomial com a ordem definida pelo menor SSE (a) Curva MF (b) Curva MI.	87

Figura 5.14 – SSE x Elo fusível S&C Positrol [®] do tipo “K” utilizando a função exponencial (a) Curva MF (b) Curva MI.....	88
Figura 5.15 – SSE x Elo fusível S&C Positrol [®] do tipo “K” (a) Curva MF (b) Curva MI.....	89
Figura 5.16 – Pontos coletados x Curva MI do elo fusível S&C Positrol [®] 6K através dos métodos avaliados.....	90
Figura 5.17 – Diagrama unifilar do sistema modificado IEEE 34 Nós.....	92
Figura 5.18 – Fluxograma do processo de integração DIgSILENT [®] – MATLAB [®]	94
Figura 5.19 – Curvas MF e MI do elo fusível Eletrofusi 10K geradas pela RNA FFNN (a) Tempo mínimo, médio e máximo de operação (b) Aproximação dos pontos que representam os tempos (c) Histograma dos tempos de operação gerados pela simulação.....	95
Figura 5.20 – Atuações indevidas x seletividade elo fusível – elo fusível para o fabricante S&C Positrol [®] (a) 10K – 15K (b) 10K – 25K.....	96

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Fusão dos elos fusíveis do tipo “H” em 300 segundos.	24
Tabela 4.1 – Fabricantes de elos fusíveis do tipo expulsão utilizados no presente trabalho....	57
Tabela 5.1 – SSE dos elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K” utilizando RNA com uma camada oculta.	69
Tabela 5.2 – SSE dos elos fusíveis Indel Bauru do tipo “H” utilizando RNA com uma camada oculta.	70
Tabela 5.3 – Valores mínimo, máximo e médio do parâmetro SSE para as curvas MF e MI dos elos fusíveis tipo “K” utilizando RNA – FFNN com 5 neurônios na camada oculta.....	73
Tabela 5.4 – Ordem do polinômio com menor SSE para os elos fusíveis do tipo “H”.....	78
Tabela 5.5 – Ordem do polinômio para os elos fusíveis do tipo “K”.....	79
Tabela 5.6 – Comparação dos tempos de operação gerados pelos métodos avaliados para as curvas do elo fusível Eletrofusi Power Systems 10K.....	84
Tabela 5.7 – SSE dos elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K” utilizando RNA com uma camada oculta.	85
Tabela 5.8 – Ordens dos polinômios com menor SSE para as curvas MF e MI dos elos fusíveis S&C Positrol do tipo “K”.....	87
Tabela 5.9 – Valores dos elos fusíveis utilizados no sistema modificado IEEE 34 Nós.....	92

LISTA DE ABREVIATURAS

BT	Baixa Tensão
CFNN	<i>Cascade Forward Neural Network</i>
DPL	<i>DIgSILENT Programming Language</i>
EMQ	Erro Médio Quadrático
FFNN	<i>FeedForward Neural Network</i>
GD	Geração Distribuída
IA	Inteligência Artificial
LM	<i>Levenberg-Marquardt</i>
MF	Mínima Fusão
MI	Máxima Interrupção
MMC	Método de Monte Carlo
MSE	<i>Mean Squared Error</i>
MT	Média Tensão
PMC	<i>Perceptron de Múltiplas Camadas</i>
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
RMS	<i>Root Mean Square</i>
RNA	Rede Neural Artificial
RNAs	Redes Neurais Artificiais
RR	Relação de Rapidez
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SQR	Soma dos Quadrados dos Resíduos
SSE	<i>Sum of Squared Errors of prediction</i>
TCC	<i>Time-Current Characteristic</i>
VC	Validação Cruzada

SUMÁRIO

RESUMO	9
ABSTRACT	10
LISTA DE FIGURAS	11
LISTA DE TABELAS	13
LISTA DE ABREVIATURAS	14
SUMÁRIO	15
1 INTRODUÇÃO	15
1.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS	15
1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO	17
1.3 MOTIVAÇÃO	17
1.4 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	18
2 ELO FUSÍVEL DO TIPO EXPULSÃO	19
2.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS	19
2.2 DISPOSITIVO DE PROTEÇÃO CONTRA SOBRECORRENTE	19
2.2.1 Redes de Distribuição de Energia Elétrica	19
2.2.2 Elo Fusível	21
2.2.2.1 <i>Princípio de Funcionamento</i>	22
2.2.2.2 <i>Curva Característica Tempo x Corrente</i>	23
2.2.2.3 <i>Classificação</i>	24
2.2.2.3.1 Tipo “H”	24
2.2.2.3.3 Tipo “K”	25
2.2.2.3.4 Tipo “T”	25
2.3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	27
2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	31
3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	33
3.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS	33
3.2 REDES NEURAIS EM SISTEMAS ELÉTRICOS	33
3.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	34
3.3.1 O que é uma Rede Neural?	34
3.3.2 Vantagens das Redes Neurais	35
3.3.3 Modelo do Neurônio Artificial	35
3.3.4 Funções de Ativação	38
3.3.5 Arquitetura de Redes Neurais Artificiais	40
3.3.6 Aprendizagem	42

3.3.7	Paradigmas de Aprendizagem.....	44
3.3.8	Algoritmos de Aprendizagem.....	46
3.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	54
4	METODOLOGIA PROPOSTA	55
4.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	55
4.2	ALGORITMO PARA MODELAGEM DO ELO FUSÍVEL.....	55
4.2.1	Etapa 1 - Aquisição dos dados.....	56
4.2.2	Etapa 2 – Coleta dos dados.....	57
4.2.3	Etapa 3 – Implementação da RNA.....	61
4.2.4	Etapa 4 – Avaliação da qualidade do modelo	65
4.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	66
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	67
5.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	67
5.2	QUANTIDADE DE PONTOS NECESSÁRIOS PARA MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO X CORRENTE.....	67
5.3	MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO X CORRENTE.....	68
5.3.1	Estudo 1	68
5.3.1.1	<i>Avaliação da topologia da rede neural artificial</i>	68
5.3.1.2	<i>Avaliação da função polinomial</i>	74
5.3.1.2.1	Polinômio de ordem 3.....	74
5.3.1.2.2	Polinômio de ordem 6.....	75
5.3.1.2.3	Polinômio com ordem definida pelo menor valor do SSE	76
5.3.1.2.4	Polinômio com ordem definida pela técnica VC.....	79
5.3.1.2.5	Considerações sobre a Função Polinomial	80
5.3.1.3	<i>Avaliação da Função exponencial</i>	80
5.3.1.4	<i>Comparação entre os métodos</i>	81
5.3.2	Estudo 2.....	85
5.3.2.1	<i>Avaliação da topologia da rede neural artificial</i>	85
5.3.2.2	<i>Avaliação da função polinomial</i>	86
5.3.2.3	<i>Avaliação da função exponencial</i>	87
5.3.2.4	<i>Comparação entre os métodos</i>	88
5.4	APLICAÇÃO DA MODELAGEM.....	90
5.4.1	Integração DiGSILENT® - MATLAB®	90
5.4.2	Seletividade Elo Fusível – Elo Fusível	95
5.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	97
6	CONCLUSÕES E SUGESTÕES	99

6.1 CONCLUSÕES	99
6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	100
REFERÊNCIAS	101
APÊNDICE.....	106
APÊNDICE A – ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM UMA CAMADA OCULTA	106
APÊNDICE B – ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM DUAS CAMADAS OCULTAS	108
APÊNDICE C - ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “H” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM UMA CAMADA OCULTA	111
APÊNDICE D - ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “H” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM DUAS CAMADAS OCULTAS	112
APÊNDICE E - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “K” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 3.....	114
APÊNDICE F - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “H” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 3.....	116
APÊNDICE G - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “K” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 6.....	117
APÊNDICE H - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “H” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 6.....	119
APÊNDICE I - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “K” UTILIZANDO FUNÇÃO EXPONENCIAL	120
APÊNDICE J - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “H” UTILIZANDO FUNÇÃO EXPONENCIAL	122
APÊNDICE K - VALORES DOS CURTOS-CIRCUITOS GERADOS PELO DIGSILENT POWER FACTORY.....	123
APÊNDICE L – ESTUDO 2: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM DUAS CAMADAS OCULTAS	124
APÊNDICE M – PESOS SINÁPTICOS E BIAS DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA A TOPOLOGIA FFNN COM 5 NEURÔNIOS NA CAMADA OCULTA	125
APÊNDICE N – PESOS SINÁPTICOS E BIAS DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “H” PARA A TOPOLOGIA FFNN COM 5 NEURÔNIOS NA CAMADA OCULTA	132
ANEXO	135
ANEXO A – DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE CONTÍNUA UNIFORME ..	135
ANEXO B – PARÂMETROS UTILIZADOS NO SISTEMA MODIFICADO IEEE 34 NÓS	136
ANEXO C – TABELAS DE SELETIVIDADE DOS FABRICANTES AVALIADOS	140

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

O Sistema Elétrico de Potência (SEP) tem como objetivo gerar, transmitir e distribuir a energia aos consumidores finais mediante os determinados padrões de confiabilidade, disponibilidade, qualidade e segurança (KAGAN; OLIVEIRA; ROBBA, 2010). A etapa mais suscetível à ocorrência de distúrbios e falhas, que ocasionam a interrupção no fornecimento, é o sistema de distribuição. Isto ocorre devido a grande extensão de seus circuitos, denominados alimentadores, a característica aérea dos condutores instalados e a proximidade com os centros urbanos (atos de vandalismo).

Logo, o sistema de distribuição, assim como os demais sistemas do SEP, necessita de um sistema de proteção que garanta uma boa confiabilidade e segurança na operação e no fornecimento de energia.

Historicamente, o setor elétrico, em especial o segmento de distribuição de energia elétrica, se caracterizou pela inércia tecnológica. Durante anos, prevaleceu entre os estudos o foco nos segmentos de geração e transmissão de energia elétrica. Desta forma, a grande maioria dos *softwares* para estudos de proteção não contemplam modelos de equipamentos e dispositivos de proteção específicos para a distribuição.

Estudos de proteção para redes de distribuição são fundamentais para garantir o fornecimento de energia elétrica de forma interrupta e de qualidade que atenda as normas vigentes, tais como o Módulo 8 – Qualidade de Energia, dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST).

Atualmente, existem diversos *softwares*, tais como o DIGSILENT[®], que auxiliam o engenheiro nestes estudos. Os dispositivos de proteção, relé e religador, por exemplo, possuem equações matemáticas que representam suas curvas características de *tempo x corrente*, porém

nem todos os dispositivos possuem equação que reproduza o seu tempo de operação em função da corrente passante pelo dispositivo. Este é o caso dos elos fusíveis, pois o seu comportamento não-linear torna esta tarefa mais complexa.

Os elos fusíveis, principalmente os do tipo expulsão, são dispositivos largamente utilizados na proteção contra curtos-circuitos e sobrecarga em redes de distribuição, sendo estes mais recorrentes na proteção de ramais e equipamentos, como transformadores e bancos de capacitores. Kirtley (2010) observa que isso ocorre devido à simplicidade e à facilidade no manuseio do dispositivo.

Eles também são muito simulados em diversos trabalhos acadêmicos que visam sua modelagem, tais como, impacto da presença da geração distribuída nos sistemas de proteção e análise de afundamentos de tensão devido a curto-circuito. Entretanto, Costa et al. (2017a) destacam que quando a pesquisa envolve a realização de simulações computacionais, torna-se imprescindível a sua correta modelagem digital. Logo, é de suma importância a existência de modelos digitais que possam representar, com boa precisão, as curvas características *tempo x corrente*, em inglês *Time-Current Characteristic* (TCC), do elo fusível. Assim, o engenheiro pode conduzir estudos de proteção de forma rápida, simples e com pequena chance de erros.

É fundamental a correta seleção do fusível para que não haja a descoordenação dos elementos protetores, possivelmente resultando em um desligamento de uma área maior que a necessária, ou ainda pior, em possíveis danos da rede de distribuição e de elementos que a constituem. Logo, quando fala-se de proteção de circuitos, é de imediata preocupação a seletividade¹ entre os fusíveis.

A seletividade dos fusíveis é feita a partir da análise entre as curvas de mínima fusão do fusível protetor² e a de máxima interrupção do fusível protegido³ (ANDERSON, 1998). Langhans e Ronat (1980) salientam que no passado a coordenação⁴ era feita por meio da sobreposição de uma folha transparente de papel gráfico sobre as curvas TCC em um quadro de desenho iluminado. Este método era então repetido para todas as curvas de interesse, tornando-o não só moroso, como também tedioso. Atualmente, a maioria dos fabricantes de elos fusíveis disponibilizam as curvas de elos fusíveis em arquivo digital de imagem ou PDF. No entanto,

¹ Capacidade do equipamento de proteção mais próximo da falta de antecipar, sempre, a atuação do equipamento de retaguarda, independente da natureza da falta ser transitória ou permanente.

² Dispositivo de proteção localizado imediatamente antes do ponto de curto-circuito, considerando o barramento da subestação como origem (SHORT, 2004).

³ Dispositivo de proteção, localizado anteriormente ao dispositivo protetor, cuja zona de proteção abrange a do dispositivo protetor, considerando a subestação como origem (SHORT, 2004).

⁴ Ato ou efeito de dispor dois ou mais equipamentos de proteção em série segundo certa ordem, de forma a atuarem em uma sequência de operação pré-estabelecida.

nenhuma fabricante disponibiliza ou indica alguma expressão para aproximação da curva TCC do elo. A aproximação analítica da curva simplifica e facilita o trabalho do engenheiro de proteção, porém a precisão desta aproximação é essencial, tendo em vista que a utilização de um modelo computacional errôneo pode causar a falha do estudo de proteção e seletividade.

1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO

Esta dissertação tem como objetivo geral abordar a modelagem das curvas características *tempo x corrente* dos elos fusíveis do tipo expulsão.

Como objetivos específicos este trabalho visa:

- Avaliar as funções propostas na literatura em relação a um mesmo parâmetro (Soma dos Quadrados dos Resíduos);
- Verificar a quantidade de pontos necessários para uma modelagem precisa;
- Desenvolver um método para modelagem de elos fusíveis por meio das Redes Neurais Artificiais;
- Identificar a topologia da rede neural mais adequada para a modelagem dos elos fusíveis.

1.3 MOTIVAÇÃO

Atualmente, programas computacionais são utilizados para análise e estudos do sistema elétrico de potência. A motivação para a realização deste trabalho surge da constatação de que os programas utilizados para análise e estudo de proteção de sistemas de distribuição não modelam as curvas características *tempo x corrente* dos elos fusíveis do tipo expulsão. Programas como o DIGSILENT[®] exigem do engenheiro de proteção a inserção manual de um conjunto de pontos, que representam a curva do elo, ou uma equação matemática para criação da curva. Desta forma, alguns fatores que motivaram a realização deste trabalho são:

- Alguns trabalhos não dão devida importância para a modelagem das curvas características *tempo x corrente* dos elos fusíveis ao considerar que a equação do relé digital do tipo extremamente inversa da norma IEEE C37.112-1996, que também atua com características de tempo inversamente proporcional à corrente, pode representar o elo fusível com boa precisão;
- Algumas técnicas apresentadas na literatura tratam a região de interesse das curvas características do elo fusível como lineares a fim de simplificar os cálculos. No entanto,

se for considerado toda a faixa de operação do elo fusível, esta abordagem é incorreta, pois as curvas possuem comportamento não linear;

- Nos estudos de proteção, a modelagem das curvas do elo fusível é feita, em sua maioria, através de aproximações utilizando equações matemáticas. Tais aproximações geram uma curva diferente da disponibilizada pelos fabricantes, ou seja, serão utilizados tempos incorretos nos estudos.

1.4 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Para alcançar estes objetivos, o presente trabalho se divide em seis capítulos, incluindo este introdutório constitui Capítulo 1.

O Capítulo 2 aborda os conceitos básicos do elo fusível e uma revisão das metodologias utilizadas para modelagem de suas curvas características *tempo x corrente*.

O Capítulo 3 compreende uma contextualização sobre as redes neurais artificiais. São apresentados assuntos como o modelo do neurônio artificial, funções de ativação, arquitetura das redes, modelos e paradigmas de aprendizagem, bem como o algoritmo de *Levenberg-Marquadt*.

O Capítulo 4 apresenta a metodologia proposta, que está subdividida nas seguintes etapas: aquisição dos dados, coleta dos dados, implementação da rede neural artificial e avaliação da qualidade do modelo.

No Capítulo 5 são apresentados os resultados e discussões. Os resultados são subdivididos de acordo com cada método avaliado. Os ajustes das curvas obtidas são avaliados perante simulações computacionais que integram dois dos principais *softwares* utilizados em engenharia elétrica: DIGSILENT® e MATLAB®.

Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

2 ELO FUSÍVEL DO TIPO EXPULSÃO

2.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Devido ao avanço da tecnologia, os estudos de proteção de sistemas de distribuição são realizados, na sua grande maioria, através de *softwares* dedicados a este tipo de análise. Logo, é necessário representar as curvas dos elos fusíveis por meio de modelos digitais. Diversas metodologias para modelar as curvas do elo fusível do tipo expulsão foram propostas recentemente. Assim, o foco deste capítulo é apresentar uma revisão sobre elos fusíveis, bem como, sobre os métodos empregados na modelagem das suas curvas.

2.2 DISPOSITIVO DE PROTEÇÃO CONTRA SOBRECORRENTE

2.2.1 Redes de Distribuição de Energia Elétrica

Segundo Creder (2016), as redes de distribuição são compostas por circuitos em média tensão (11 kV; 13,8 kV; 15 kV; 23,1; 34,5 kV) e baixa tensão (380/220 V, 220/127V para o sistema trifásico e 220/110V para sistema monofásico com tape). Nos centros urbanos sua configuração pode ser aérea, subterrânea ou de forma mista (aérea e subterrânea).

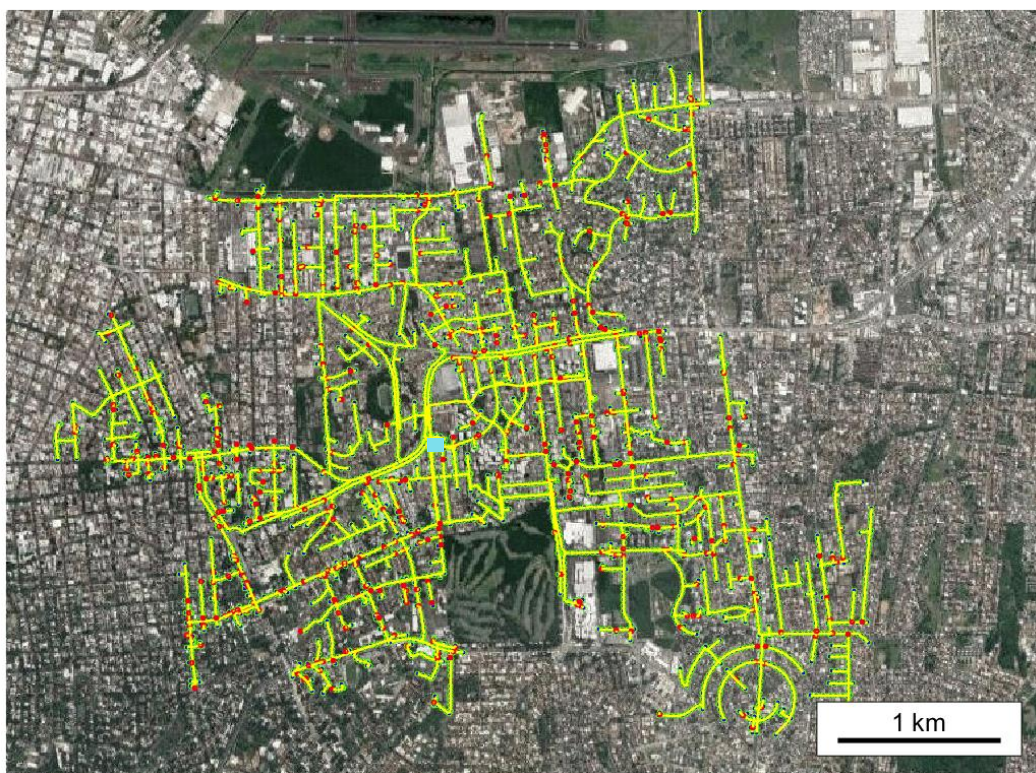
As redes de baixa tensão (BT) possuem configuração radial simples. Já os circuitos em média tensão (MT) ou redes primárias, podem apresentar as seguintes configurações: radial e em anel. A configuração radial tem a característica ramificada, onde existe um tronco principal e suas ramificações. A Figura 2.1 ilustra uma rede primária real, onde é possível notar sua característica radial, seu tamanho extenso e a grande quantidade de chaves fusíveis instaladas, que estão representadas por pontos vermelhos. A subestação está representada pelo quadrado em azul.

O sistema radial é simples e barato, porém é menos confiável. Neste sistema a energia

elétrica flui no sentido da fonte (subestação) para o consumidor. Na configuração em anel há pelo menos dois alimentadores interligados em paralelo. Uma de suas finalidades é suprir o consumidor com mais de uma alternativa para dar continuidade ao fornecimento de energia.

Normalmente, os sistemas de distribuição são projetados para operarem de forma radial, mas com possibilidade de manobra caso haja necessidade. Essa configuração é conhecida como radial com recurso.

Figura 2.1 – Configuração radial de uma rede de distribuição primária (Subestação POA 1).



Fonte: Autoria própria.

Caminha (1977) destaca que uma rede de distribuição está constantemente sujeita a distúrbios de toda a natureza, de modo que para protegê-la torna-se necessário instalar um conjunto de dispositivos, cada um específico para uma determinada anormalidade, caracterizando um sistema de proteção. Deseja-se que um sistema de proteção realize uma rápida análise e atue perante alguma anormalidade.

De acordo com Gönen (2014), a anormalidade causada por uma sobrecorrente, em sistemas de distribuição é classificada em relação a dois diferentes níveis: sobrecargas e curtos-

circuitos.

Neste trabalho são fundamentados os estudos que envolvem a proteção por sobrecorrente, especificamente o curto-circuito, desconsiderando as sobrecargas por serem variações moderadas da corrente que flui na rede de distribuição e em determinadas situações são toleradas por um determinado tempo, conforme apontam os estudos de Filho e Mamede (2011). Já os curtos-circuitos, que na maioria dos casos resultam em variações extremas da corrente, devem ser eliminados rapidamente, pois podem danificar os componentes elétricos da rede e dos consumidores. Filho e Mamede (2011) salientam que o tempo permitido nas sobrecargas chega a vários segundos, enquanto que o tempo de duração de um curto-circuito não deve ser superior a 2 segundos e normalmente deve ser limitado entre 50 e 1000ms.

Conforme Cipoli (1993), os estudos de proteção contra sobrecorrente têm como finalidade a máxima segurança dos seres vivos, nos casos de faltas a terra, e dos materiais e equipamentos nos casos de faltas entre fases. Para Blackburn e Domin (2006), a proteção é a ciência, a habilidade e a arte de empregar e configurar dispositivos de proteção, como fusíveis, não só para se obter a máxima sensibilidade a falhas e condições indesejáveis, mas para impedir sua operação sob todas as condições permitidas ou toleráveis.

Gers e Holmes (2011) citam alguns dispositivos que são usados em redes de distribuição para minimizar os efeitos produzidos pelas correntes de falta⁵: chaves-fusíveis; conjunto de relés de sobrecorrente e disjuntor; bem como religadores.

Com o avanço da tecnologia, atualmente são usados relés digitais e religadores com controle eletrônico. A norma publicada em IEEE (1997) define uma equação para a curva característica *tempo x corrente* dos relés microprocessados. Tal equação tem como objetivo garantir a coordenação do dispositivo para qualquer variação na magnitude da corrente. Ferreira (2013) atenta que a equação do relé também se aplica ao religador, pois ambos possuem funcionamento semelhante. Por causa disso, somente o elo fusível será abordado neste estudo.

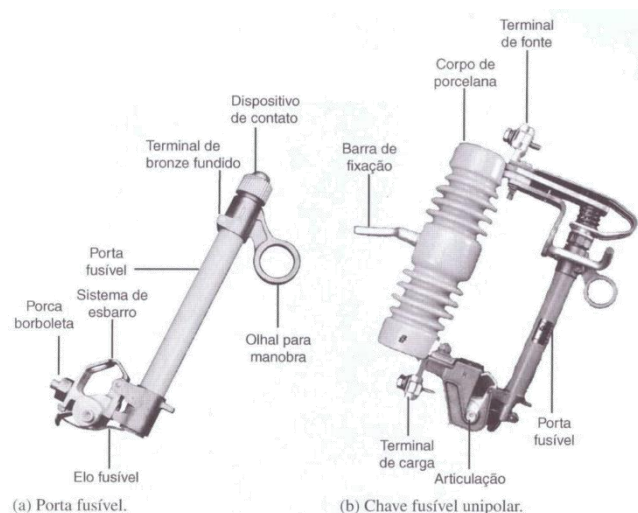
2.2.2 Elo Fusível

Gönen (2014) destaca que devido ao baixo custo, facilidade de substituição e desempenho satisfatório, o elo fusível, juntamente com a chave fusível, é o dispositivo mais utilizado para proteção de ramais e equipamentos, como transformadores e banco de capacitores. A Figura 2.3 mostra um exemplo de elo fusível.

⁵ Corrente de falta é definida como a corrente de elevada intensidade que impede o funcionamento normal de um sistema ou equipamento elétrico. Tal corrente pode ser temporária ou permanente.

Segundo Gers e Holmes (2011), os fusíveis mais usados nos sistemas de distribuição são os do tipo expulsão. Eles são chamados assim, pois operam com o princípio de expulsão dos gases deionizantes. A Figura 2.2 ilustra os três componentes da chave fusível: base, porta fusível (cartucho) e elemento fusível (elo fusível).

Figura 2.2 – (a) Porta Fusível (b) Chave Fusível unipolar.



Fonte: (FILHO; MAMEDE, 2011).

2.2.2.1 Princípio de Funcionamento

A sua operação consiste basicamente em suportar a passagem da corrente nominal sem alterações da característica do elemento fusível e na fusão do mesmo, quando for percorrido por uma sobrecorrente, dentro de um determinado tempo, conforme a sua característica *tempo x corrente*.

Giguer (1988) enumera alguns fatores que influenciam o intervalo de tempo necessário para a fusão do elo fusível, são eles: densidade de corrente que flui pelo fusível; propriedades físicas do material que compõem o elemento fusível; material envolvente; temperatura ambiente; grau de envelhecimento, etc.

Por ocasião da circulação de sobrecorrente em uma chave-fusível, devido ao efeito térmico, o elemento fusível se funde, interrompendo o circuito. A alta temperatura do arco provoca a queima e a decomposição parcial do revestimento interno do cartucho, gerando gases que interrompem o arco no instante de corrente nula. A pressão dentro do cartucho aumenta em função dos incrementos de temperatura e a geração dos gases cria condições dentro do tubo que

ajudam a desionizar o caminho do arco. A pressão exercida também ajuda a manter a condição de circuito aberto, uma vez que as partículas ionizadas forçam a abertura das extremidades do cartucho, sendo expelidas em seguida.

Gönen (2014) defende que o elo fusível do tipo expulsão é indicado para tensões superiores a 600V, ou seja, seu uso é indicado para a proteção de redes de média tensão. Por isso, o presente trabalho tem como objeto de estudo somente este tipo de elo fusível.

Figura 2.3 – Elo Fusível.



Fonte: (“S&C Electric Company Positrol Fuse links”, 2017).

Existem diversos tipos de elos fusíveis disponíveis no mercado para a proteção de redes de distribuição. De acordo com Anderson (1998), os elos são feitos de estanho, chumbo, prata em várias ligas e combinações, para atingir uma característica de tempo-corrente esperada. Os dois modelos mais utilizados são os limitadores de corrente e os de expulsão. Os primeiros limitam a magnitude da corrente de curto-circuito e sua duração. Por outro lado, os do tipo expulsão limitam apenas a duração da corrente de curto-circuito.

Corrêa (2016) explica que as características do elemento fusível determinam uma curva característica de tempo de fusão que é inversamente proporcional ao valor da corrente. Tal característica é usada na fabricação de elos fusíveis com diferentes curvas.

2.2.2.2 Curva Característica Tempo x Corrente

Segundo Anderson (1998), os elos fusíveis são fabricados com o objetivo de serem intercambiáveis, com dimensões padrões e com curvas TCC articuladas para condizer com específicos atributos. Essas curvas utilizadas nos estudos de proteção são fornecidas pelos fabricantes de elos fusíveis em gráficos com escala logarítmica. De acordo com a norma publicada em IEEE (2016), cada elo fusível possui três curvas que o definem: Mínima Fusão (MF), Máxima

Fusão e Máxima Interrupção (MI). A curva de MF representa o menor tempo que o elo fusível demora a se fundir para uma determinada corrente. A curva de máxima fusão representa o maior tempo que o elo fusível demora a se fundir para uma determinada corrente. Por fim, a curva de MI representa o tempo total que a chave fusível leva para interromper a passagem da corrente, tempo este que inclui a abertura da chave fusível e a extinção do arco elétrico.

2.2.2.3 Classificação

Conforme Filho e Mamede (2011), os fusíveis podem ser classificados em tipo “H”, “K” e “T”.

2.2.2.3.1 Tipo “H”

O elo fusível tipo “H” apresenta valores de Relação de Rapidez⁶ (RR) elevados, isto é, são elos de ação lenta, denominados fusíveis de alto surto. A RR varia de 11,4 a 36,4. São utilizados na proteção de transformadores de distribuição, pois não queimam para surtos transitórios, por exemplo, na energização do transformador. São fabricados com correntes nominais de 0,5, 1, 2, 3, 5A e não possuem capacidade de sobrecarga.

A fusão dos elos H em 300s se dá com os valores mostrados na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 – Fusão dos elos fusíveis do tipo “H” em 300 segundos.

Elo	1H	2H	3H	5H
Fusão	2,3A	3,5A	4,5A	7,0A

Fonte: (GIGUER, 1988).

⁶ Relação de Rapidez (RR) de um elo fusível é a relação entre os valores de corrente mínima fusão a 0,1s e a 300s para valores nominais até 100A ou 600s para valores acima de 100A. Ex: $RR_{2H} = 80/3,5 = 22,84$

2.2.2.3.3 Tipo “K”

Os elos do tipo “K” têm tempo de atuação rápido e são utilizados na proteção de ramais de alimentadores de distribuição, ou mesmo ao longo dos alimentadores. Possuem RR entre 6 e 8,1. São agrupados em dois diferentes tipos, isto é, elos preferenciais e não preferenciais, sendo fabricados com as seguintes correntes nominais:

- Preferenciais – 6, 10, 15, 25, 40, 65, 100, 140, 200A;
- Não preferenciais – 8, 12, 20, 30, 50, 80A.

Devido ao fato de não existir seletividade⁷ entre os elos preferenciais e não preferencias adjacentes, nos estudos de proteção escolhe-se um grupo e automaticamente exclui-se o outro. Como o número de elos do grupo preferencial é superior, normalmente adota-se os preferenciais.

2.2.2.3.4 Tipo “T”

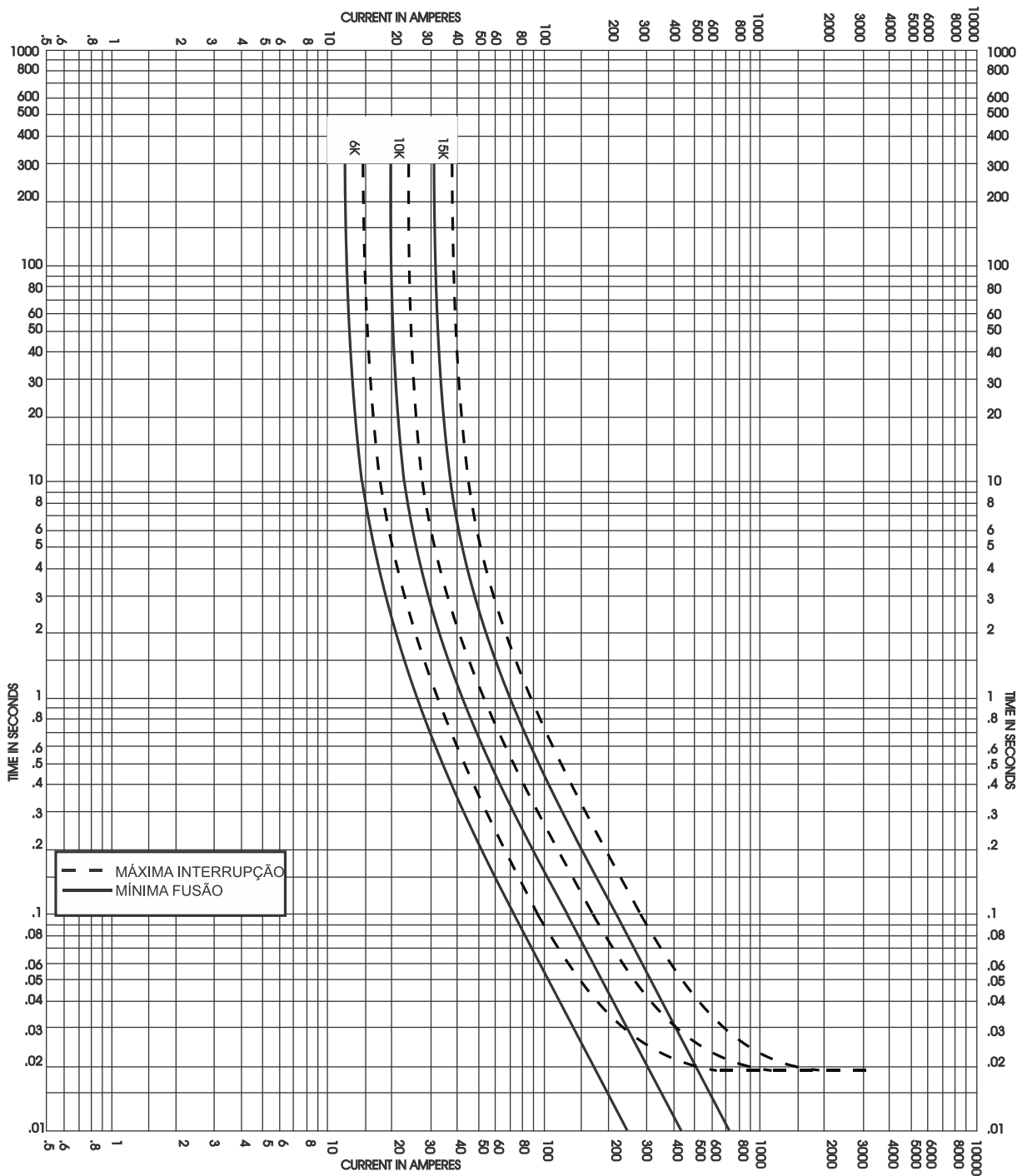
Apresenta tempo de atuação lento, RR entre 10 e 13, comparado com o tipo “K” de mesma bitola. É utilizado na proteção de alimentadores e ramais, sendo fabricados com corrente nominal igual ao elo tipo “K”.

Tanto os elos fusíveis Tipo “K” e “T” admitem sobrecarga de 1,5 vezes os seus valores nominais, sem causar excesso de temperatura à chave fusível. Essa capacidade de sobrecarga é muito importante em aplicações onde a coordenação limita a escolha do elo. Por outro lado, a fusão dos elos Tipo K e T se dá, aproximadamente, com 2,5 vezes os seus valores nominais para 300s.

A Figura 2.4 ilustra as curvas, do elo fusível de corrente nominal de 10A do tipo “K” de mínima fusão e máxima interrupção.

⁷ Seletividade é capacidade do dispositivo de proteção mais próximo da falta de atuar antes do dispositivo de retaguarda, independente da natureza da falta ser de origem transitória ou permanente.

Figura 2.4 – Curva de Mínima Fusão e Máxima Interrupção do elo fusível 6K, 10K e 15K.



Fonte: Adaptado de (“Eletrofusi Power Systems Fuse links”, 2017).

2.3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

De acordo com Anderson (1998), um estudo de coordenação é realizado a partir da análise das curva MF do fusível protetor e a MI do fusível protegido.

Atualmente, vários *softwares* podem auxiliar o engenheiro nos estudos de proteção. Para garantir a assertividade do estudo, faz-se necessário a correta modelagem do elemento fusível, tendo em vista que um modelo incorreto pode resultar em um estudo errôneo.

No trabalho de Enríquez, Vázquez-Martínez e Altuve-Ferrer (2003) é proposto um relé adaptativo de sobrecorrente que não requer canais de comunicação para modificar seus parâmetros de ajuste. Para a modelagem da curva *tempo x corrente*, foi desenvolvido um algoritmo que possuía sub-rotinas para regressões lineares e não lineares. A equação com um ajuste de curva satisfatório era considerada a que apresentava um tempo calculado com erro não superior a 3 ciclos em relação ao valor real. Os autores afirmam que o algoritmo desenvolvido também pode ser utilizado a fim de modelar a curva dos religadores e elos fusíveis.

O estudo realizado por Enríquez e Martínez (2006) recomenda um novo sistema de coordenação para relés de sobrecorrente, fusíveis e religadores. Explora o ajuste das curvas TCC dos elos fusíveis através de um algoritmo que avalia e identifica qual dentre as Equações (2.1), (2.2), (2.3) e (2.4) fornece a melhor aproximação, ou seja, menores erros de ajuste. De acordo com os estudiosos, a função polinomial representada pela Equação (2.4) apresentou o melhor ajuste para as curvas dentre as funções selecionadas.

$$t = \frac{A}{I^P - 1} + B \quad (2.1)$$

$$t = C + \frac{K}{(I - h + wI^{-2I})^q} - b \left(\frac{I}{50} \right)^m \quad (2.2)$$

$$\log(t) = A_0 + \frac{A_1}{\log(I)} + \frac{A_2}{(\log(I))^2} + \dots \quad (2.3)$$

$$t = A_0 + \frac{A_1}{I - 1} + \frac{A_2}{(I - 1)^2} + \dots \quad (2.4)$$

Onde:

t é o tempo e I é a corrente de operação do fusível;

A , B e P são constantes previamente definidos em (IEEE, 1997);

K é uma constante de projeto do relé definida em (HIEBER, 1965);

m é uma constante do relé definida em (HIEBER, 1965);

C , é uma constante responsável pelo efeito da fricção e histerese do circuito magnético;

b , h , q e w são constantes definidas em (HIEBER, 1965);

A_0 , A_1 , A_2 são coeficientes determinados por um método de ajuste de curvas publicado em (SACHDEV; SINGH; FLEMING, 1978).

O trabalho proposto por Santos e Short (2007) desenvolveu uma nova abordagem para detectar e identificar quais dispositivos de proteção operam para eliminar uma condição de curto-circuito, analisando a forma de onda dos dados medidos, tensão e corrente, na subestação. A abordagem proposta tem como objetivo avaliar o desempenho da coordenação dos dispositivos de proteção de sobrecorrente e ajudar na localização de faltas no alimentador. A técnica de interpolação linear foi selecionada para a modelagem do elo fusível. Um método de ajuste de curvas é empregado para a determinação do coeficiente a_n na Equação (2.5).

$$t = \exp\left(\sum_{N=0}^4 a_n \cdot (\ln(I)^N)\right) \quad (2.5)$$

Onde t e I são, respectivamente, o tempo e a corrente de operação do fusível e N é um inteiro entre 0 e 4.

Outra abordagem é proposta por autores como Chaitusaney et al. (2008); Fazanehrfat et al. (2008); Abdi et al. (2011); Naiem et al. (2012); Shah e Bhalja (2014); Elmitwally, Gouda e Eladawy (2016); Jamali e Borhani-Bahabadi (2017), sendo o foco dos trabalhos estudar como a presença da geração distribuída (GD) pode alterar a proteção do sistema de distribuição. Segundo os autores, alguns problemas são encontrados na presença de GD: disparos equivocados dos alimentadores e unidades de geração, alteração da magnitude da corrente de curto-circuito, ilhamento indesejado e religamento não sincronizado.

Os trabalhos propõem métodos para encontrar o valor limite de capacidade da GD que não resultará na perda de coordenação entre os dispositivos de proteção, utilização de limitadores de corrente de falta e modificação do *dial* de tempo do relé, entre outros. Todos os estudos de coordenação usam a Equação (2.6) a fim de representar as curvas características do elo fusível. De acordo com os autores, esse procedimento diminui consideravelmente os cálculos excessivos, porém o modelo perde em precisão.

$$\log(t) = a \cdot \log(I) + b \quad (2.6)$$

Onde t e I são, respectivamente, o tempo e a corrente de operação do fusível e os coeficientes a e b são calculados por um método de ajuste de curvas.

Tang e Ayyanar (2014) utilizam o método dos mínimos quadrados para determinar os coeficientes p_0 , p_1 e p_2 , da Equação (2.7), para cada elo fusível de seu estudo. O foco dos

autores é verificar o impacto da presença da geração fotovoltaica na coordenação dos dispositivos de proteção.

$$\log(t) = p_0 + p_1 \cdot \log(I) + p_2 \cdot \log^2(I) + \dots + p_n \cdot \log^n(I) \quad (2.7)$$

Onde n é a ordem do polinômio.

Outros autores também utilizam a equação polinomial para modelar as curvas do elo fusível. No trabalho de Li e Qi (2013), o polinômio de sexta ordem foi selecionado para modelar as curvas dos elos, incluindo as características de arco e pré-arco. Um polinômio de terceira ordem foi selecionado por Ferreira (2013). O autor procura contornar os problemas decorrentes da inserção de geração distribuída nos sistemas de distribuição. Visando adequar o sistema de proteção às condições operacionais necessárias pela presença da geração distribuída, o problema é formulado com um modelo de otimização matemática que considera a seleção, alocação e dimensionamento dos dispositivos de proteção. Assim, busca-se garantir a seletividade, a coordenação e a sensibilidade da proteção. As curvas MF e MI dos elos fusíveis foram linearizadas a partir de séries de, no mínimo, 50 pontos.

Os afundamentos de tensão devido a curtos-circuitos se tornaram um dos mais importantes problemas no que se refere à qualidade de energia. Em 2018, foi publicado por Costa (2018) um trabalho que analisa a influência exercida pela conexão e o aterramento do neutro de transformadores trifásicos nas quantidades de variações de tensão de curta duração (VTCD), especialmente os afundamentos de tensão. Os dispositivos de proteção foram simulados no *software* ATP. Uma precisa modelagem do elo fusível do tipo expulsão se torna necessária, pois a duração da VTCD é feita a partir do tempo de duração da falta, que depende do tempo da atuação do elo fusível.

Os autores Tian et al. (2016) afirmam que para realizar estudos de proteção em sistemas de distribuição usando sistemas computacionais é necessário utilizar um modelo digital com alta precisão para o elo fusível. Foi realizado um estudo para determinar qual a ordem do polinômio que melhor representa as curvas TCC fornecidas pelos fabricantes. Foram realizados testes com as ordens de 1 a 15, sendo que o critério para definir a ordem que apresenta o melhor ajuste foi a Soma dos Quadrados dos Resíduos (SQR), em inglês, *Sum of Squared Errors of prediction* (SSE), podendo ser calculado pela Equação (2.8).

$$SSE = (\text{Valor estimado} - \text{Valor original})^2 \quad (2.8)$$

Novamente a alocação, dimensionamento, coordenação e adequação do sistema de proteção em redes de distribuição considerando a presença de fontes de geração distribuída diretamente acopladas à rede é tema de estudo. Segundo Guarda (2017), a contribuição das fontes de GD para a corrente de falta altera a sensibilidade dos dispositivos de proteção, provocando diversas descoordenações e a necessidade de novos estudos de proteção. O método escolhido para modelar as curvas dos dispositivos tem como base a aproximação matemática estabelecida a partir de pontos levantados nas curvas *tempo x corrente* de cada dispositivo. O modelo empregado foi o método da regressão polinomial. Um polinômio de sexta ordem foi escolhido para representar cada um dos elos do grupo preferencial.

O trabalho publicado por Corrêa (2016) usa a técnica da regressão linear por partes. Para cada curva característica do elo foram coletados vinte pontos. A proposta do autor é coordenar os dispositivos de proteção usando a metodologia fundamentada na Programação Inteira Binária.

Ledesma et al. (2015) propõem a incorporação de modelos dos dispositivos de proteção ao método de injeção de corrente a quatro condutores para análise da proteção de sistemas de distribuição. Para a criação das curvas dos elos fusíveis, os autores constroem diversas semirretas através das curvas MF e MI. Quando necessário, valores intermediários são obtidos através da interpolação linear entre dois pontos consecutivos.

Abdel-Ghany et al. (2015) apresentam uma estrutura para determinar as localizações ótimas e limites de capacidade admissíveis de inserção de GD no sistema de distribuição, a fim de manter uma correta operação do esquema de proteção tradicional. Novamente um método de ajuste de curvas é empregado para determinação dos coeficientes a , b , c , e d na Equação (2.9). Conforme os autores, tal equação foi selecionada para facilitar a implementação do modelo digital do fusível.

$$t = a \cdot \exp(b \cdot I) + c \cdot \exp(d \cdot I) \quad (2.9)$$

Onde t e I são, respectivamente, o tempo e a corrente de operação do fusível.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Através desta revisão da literatura, verificou-se que a modelagem das curvas característica *tempo x corrente* dos elos fusíveis está presente em diferentes estudos, tais como afundamento de tensão; alocação, dimensionamento e adequação dos dispositivos de proteção; e verificação do impacto que a presença da geração distribuída tem na proteção dos sistemas de distribuição.

Observa-se que muitos trabalhos propõem formas diferentes para modelar o comportamento dos elos fusíveis do tipo expulsão. Isto se deve a dificuldade em se encontrar uma única função capaz de representar com boa precisão a grande diversidade de valores dos elos e os diferentes tempos de atuação destes dispositivos. Mesmo assim, a utilização de equações matemáticas facilita sua representação em simulações computacionais, favorecendo a realização de pesquisas como as que empregam técnicas heurísticas e métodos de otimização para coordenação e seletividade de dispositivos de proteção em sistemas de distribuição.

No próximo capítulo serão apresentados os principais conceitos sobre as redes neurais artificiais.

3 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

3.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Há mais de 50 anos realizam-se pesquisas com o objetivo de encontrar modelos que reproduzam o processamento de informações do cérebro humano. Tais pesquisas consideram o cérebro igual a um computador, devido ao seu sistema de processamento possuir grande capacidade, ser extremamente complexo e paralelo.

A seguir, serão abordadas as vantagens do uso de Redes Neurais Artificiais (RNAs), o modelo artificial do neurônio, as funções de ativação mais utilizadas, as arquiteturas de rede e o uso de RNA em sistemas elétricos de potência.

3.2 REDES NEURAIAS EM SISTEMAS ELÉTRICOS

Atualmente, os sistemas elétricos modernos requerem criteriosos estudos de planejamento, operação e proteção. Devido a isto, os mais recentes trabalhos publicados buscam usar ferramentas inteligentes para contornar eventuais problemas. Na maioria destes estudos, modelos matemáticos são utilizados para avaliar um determinado cenário ou resposta a uma contingência. A desvantagem no uso destes modelos acontece quando incertezas estão presentes no problema de interesse, pois são geradas respostas errôneas e o esforço computacional é muito elevado. Dentre estes modelos, destacam-se as Redes Neurais Artificiais.

Coury, Oleskovicz e Giovanini (2007) realizam uma breve revisão da literatura sobre a utilização de RNAs em problemas relacionados à identificação, localização de faltas e proteção de sistemas.

Segundo Vankayala e Rao (1993), as RNAs foram propostas para diversos tópicos em sistemas elétricos de potência, tais como: previsão de carga, detecção e classificação de falhas,

detecção de falhas incipientes de máquinas de indução, identificação de fontes harmônicas, estimação de estados, fluxo de potência, coordenação de relés, planejamento e restauração de sistemas e reconhecimento de distúrbios relacionados à qualidade da energia elétrica.

Para Cichocki e Unbehauen (1993), a grande vantagem na utilização das RNAs é solucionar problemas de otimização (programação não linear). Normalmente, os problemas de otimização com restrições tangem o problema de minimizar ou maximizar uma determinada função objetivo sujeito a um conjunto de restrições que podem ser lineares ou não-lineares.

De acordo com Haque e Kashtiban (2005), as RNAs devem ser vistas com uma ferramenta adicional, em vez de substituir as metodologias tradicionais ou as que utilizam Inteligência Artificial (IA). Para os autores, existem alguns desafios importantes a serem resolvidos quando são utilizadas RNAs em sistemas de energia: tempo de treinamento, seleção de vetores de treinamento, atualização de redes neurais treinadas e integração de tecnologias.

3.3 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

3.3.1 O que é uma Rede Neural?

O cérebro humano foi a base para o desenvolvimento das Redes Neurais Artificiais (RNAs). Projeta-se a rede neural com o objetivo de modelar o processamento do cérebro humano para uma tarefa ou função de interesse. Sua implementação pode ser na forma física (*hardware*), utilizando componentes eletrônicos, ou utilizando técnicas de programação em um computador digital.

Segundo Haykin (2001, p. 28), pode-se definir uma RNA como:

Uma rede neural é um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torna-lo disponível para o uso. Ela se assemelha ao cérebro em dois aspectos:

1. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de ambiente através de um processo de aprendizagem.
2. Forças de conexão entre neurônios, conhecidos como pesos sinápticos são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

A Rede Neural Artificial (RNA) tem como característica a capacidade de aprender por meio de exemplos, ou seja, as saídas são adequadas para as entradas que não estavam presentes durante o treinamento. Outra importante característica é a generalização de informações aprendidas. Tal característica está associada a capacidade da rede em fornecer respostas coerentes mesmo que seja utilizado um número reduzido de exemplos em sua etapa de aprendizado.

3.3.2 Vantagens das Redes Neurais

Conforme os estudos de Haykin (2001), as principais vantagens no uso de RNAs decorre de algumas propriedades e capacidades úteis, tais como a Não-Linearidade, a Aprendizagem, a Generalização, a Adaptabilidade e a Informação Contextual, conforme pode ser observado abaixo:

- Não-Linearidade: uma RNA pode ser linear ou não linear. Ela é considerada não-linear se for formada de neurônios artificiais que também são não-lineares. Essa característica representa uma grande vantagem, pois a maioria dos sistemas físicos geram sinais de entradas não-lineares;
- Aprendizagem: é a capacidade da RNA de modificar os pesos sinápticos (parâmetros livres), para minimizar a diferença entre a resposta produzida pela rede e a resposta desejada;
- Generalização: depois do processo de treinamento, a rede tem a habilidade de generalizar o conhecimento adquirido, possibilitando estimar soluções que até o momento não se tinha conhecimento;
- Adaptabilidade: se refere a capacidade que as RNAs possuem de adaptar seus pesos sinápticos diante de modificações no meio ambiente, ou seja, uma RNA pode ser retreinada para absorver pequenas alterações no ambiente;
- Informação Contextual: cada neurônio é afetado pela atividade dos outros neurônios, ou seja, a informação contextual é tratada por toda rede neural.

Estas propriedades favorecem o uso das redes neurais artificiais na solução de problemas complexos que não poderiam ser resolvidos de forma tradicional.

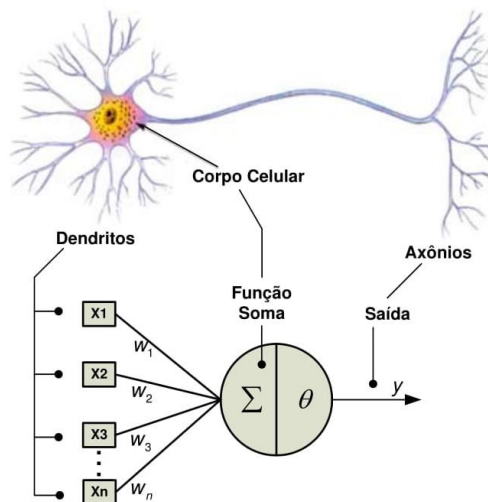
3.3.3 Modelo do Neurônio Artificial

De acordo com Barreto (2001), a criação de uma RNA é inspirada nos neurônios biológicos e nos sistemas nervosos. O neurônio é fundamental para a operação da rede, pois tem a função de processar as informações. Conforme a Figura 3.1, o neurônio biológico é composto das seguintes partes: dendritos são os elementos receptores, as entradas do neurônio; axônios são os caminhos que transportam o sinal de saída do neurônio e o corpo celular é o local onde os sinais de entrada do neurônio são processados.

O primeiro modelo do neurônio artificial foi proposto por Mcculloch e Pitts (1943).

Conforme a Figura 3.1, o modelo pode ser considerado simples, pois considera o funcionamento do neurônio como sendo um circuito binário.

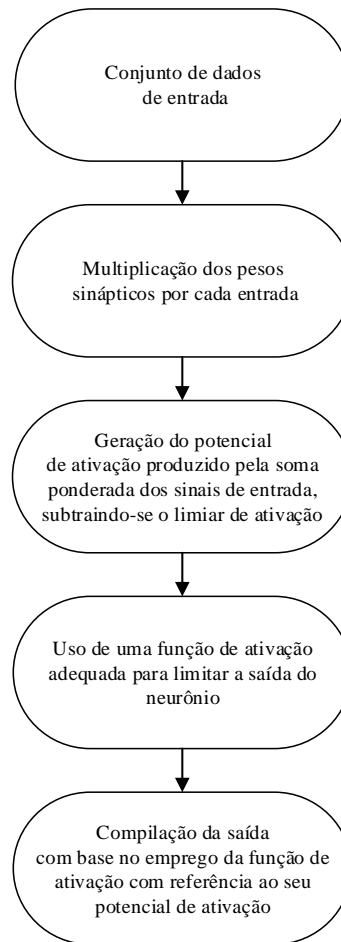
Figura 3.1 – Modelo de neurônio artificial proposto por *McCulloch e Pitts* comparado a um neurônio biológico.



Fonte: (FERNANDES, 2009).

A descrição matemática do neurônio artificial produziu um modelo geral com n terminais de entrada (dendritos), que recebem os sinais e resultam em somente um terminal de saída (axônio). Os sinais de entrada são multiplicados por pesos acoplados. A função dos pesos é determinar em que grau o neurônio deve considerar sinais de disparo que ocorrem naquela conexão. Na Figura 3.2 é demonstrado as etapas do procedimento de funcionamento do neurônio artificial.

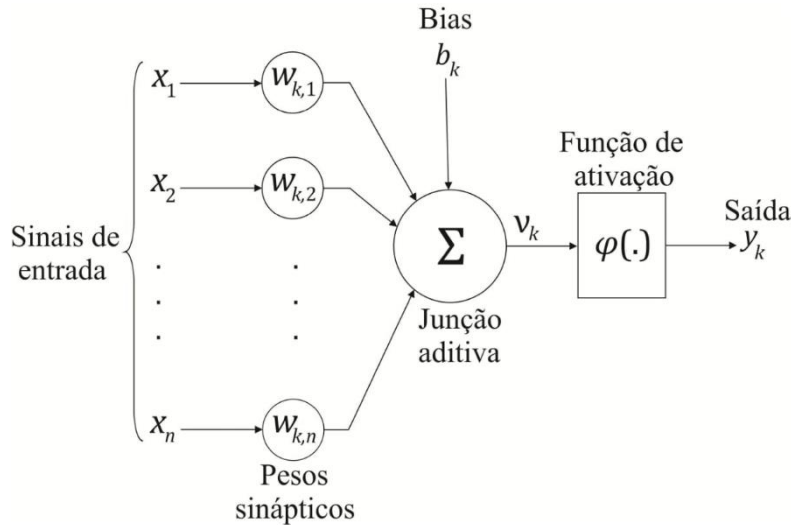
Figura 3.2 – Fluxograma do funcionamento de um neurônio artificial.



Fonte: Adaptado de (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016).

O disparo do neurônio biológico acontece quando a soma dos impulsos que ele recebe ultrapassa o seu limite de excitação. O disparo do neurônio artificial é decidido por um mecanismo que faz a soma ponderada dos valores recebidos pelo neurônio e os compara a soma obtida ao limiar do neurônio. No modelo apresentado na Figura 3.3, a função de ativação é responsável por ativar ou não a saída, dependendo do valor da soma ponderada das suas entradas.

Figura 3.3 – Modelo não-linear de um neurônio.



Fonte: (HAYKIN, 2001).

O bias é um parâmetro externo que tem a função de aumentar, se for positivo, ou diminuir, em caso negativo, a entrada líquida da função de ativação.

Um neurônio k pode ser descrito em termos matemáticos pelas equações (3.1) e (3.2).

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (3.1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (3.2)$$

Onde x_1, x_2, \dots, x_m são os sinais de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ são os pesos sinápticos do neurônio k ; u_k é a saída do combinador linear devido aos sinais de entrada; b_k é o bias; φ é a função de ativação e y_k é o sinal de saída do neurônio.

3.3.4 Funções de Ativação

Braga, Carvalho e Ludermir (2000) mencionam que vários modelos foram derivados do proposto por *McCulloch-Pitts*. A função de ativação, representada por $\varphi(v)$, permite a produção de uma saída qualquer de um neurônio em termos do campo de local induzido v . A seguir é descrito o modelo utilizado neste trabalho.

3.3.4.1 Função sigmoide

Segundo Bretas (1998), é a função mais utilizada em RNAs, quando se deseja saídas contínuas. Ela exibe um balanceamento adequado entre o comportamento linear e não-linear devido a sua característica crescente. Um exemplo da função sigmoide é a função logística, representada matematicamente pela Equação (3.3).

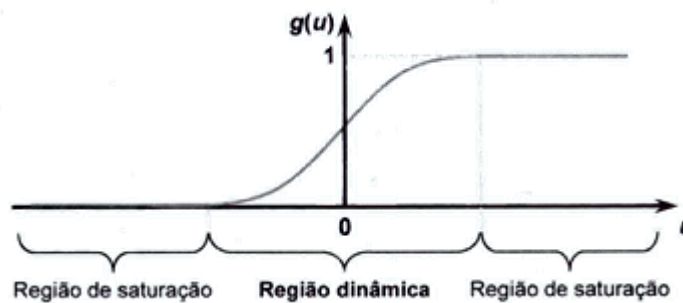
$$\varphi(v_k) = \frac{1}{1 + e^{(-a.v_k)}} \quad (3.3)$$

Onde v é o campo local induzido ou potencial de ativação do neurônio k , e a é o parâmetro de inclinação da função sigmoide. Variando-se a , gera-se funções logísticas com diferentes inclinações.

O resultado de saída da função logística admite um intervalo contínuo de valores entre 0 e 1, para a maior parte dos pontos, conforme ilustra a Figura 3.4.

Caso seja necessário que a saída da RNA apresente valores negativos, no intervalo $[-1; +1]$, por exemplo, deve-se usar uma função de ativação ímpar. A Figura 3.4 mostra o comportamento da função sigmoide para o parâmetro de inclinação a variável.

Figura 3.4 – Função de ativação logística.



Fonte: (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016).

No presente trabalho, optou-se por uma função em que os neurônios da camada intermediária e da camada de saída respondessem ao somatório das entradas multiplicadas pelos pesos sinápticos, de acordo com uma função de ativação não-linear, e que fosse diferenciável em qualquer ponto. Logo, a função de ativação que atende a tais requisitos é a função sigmoide.

3.3.5 Arquitetura de Redes Neurais Artificiais

Braga, Carvalho e Ludermir (2000) afirmam que um conjunto de neurônios artificiais conectados, formando uma rede neural, é adequado para a resolução de problemas de grande complexidade.

Estudos de Silva, Spatti e Flauzino (2016) apontam que para se obter a melhor solução do problema, deve-se escolher adequadamente o arranjo dos neurônios a ser utilizado, considerando os seguintes parâmetros: número de camadas, quantidade de neurônios por camada, tipo de conexão entre os neurônios e a topologia da rede.

A arquitetura da rede pode ser classificada quanto ao número de camadas: camada única ou múltiplas camadas; tipo de conexão entre os neurônios: totalmente ou parcialmente conectados; assim como quanto à topologia da rede: *feedforward* e *feedback*.

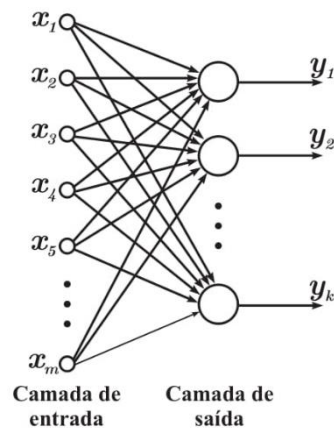
Conforme Braga, Carvalho e Ludermir (2000), na conexão *feedforward*, a saída de um neurônio na i -ésima camada da rede não pode ser usada como entrada de nodos em camadas de índice menor ou igual a i . A característica da conexão *feedback* é usar como entrada de nodos em camadas de índice menor ou igual a i a saída de algum neurônio na i -ésima camada da rede.

A seguir serão abordadas as principais arquiteturas de RNAs de acordo com a disposição dos neurônios, conexão entre eles e a constituição de suas camadas.

3.3.5.1 Arquitetura *feedforward* de camada simples

Nesta forma mais simples de rede neural, os neurônios são organizados em apenas uma camada, sendo ela denominada de camada de saída. A rede pode ser dita alimentada adiante, pois o fluxo de informações segue em sentido unidirecional, ou seja, da camada de entrada em direção à camada de saída. Conforme a Figura 3.5 ilustra, os pesos sinápticos estão implícitos nas conexões entre as camadas e a quantidade de saídas sempre coincidirá com o número de neurônios.

Para Braga, Carvalho e Ludermir (2000), problemas linearmente separáveis são resolvidos apenas pelas redes com uma camada única.

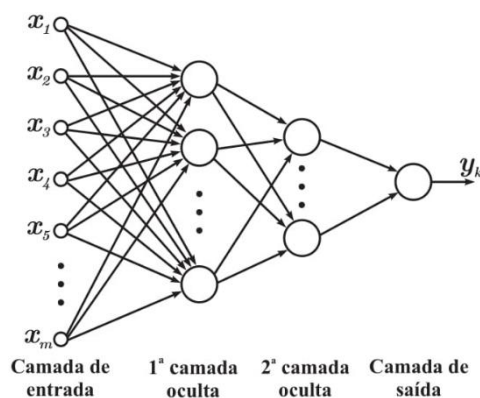
Figura 3.5 – Representação de rede *feedforward* de camada única.

Fonte: (MORETO, 2005).

3.3.5.2 Arquitetura *feedforward* de camadas múltiplas

Esta arquitetura se caracteriza pela presença de uma ou mais camadas de neurônios escondidos, conforme a Figura 3.6. A complexidade do problema a ser mapeado pela rede define o número de camadas ocultas e seus respectivos neurônios constituintes.

Segundo Silva, Spatti e Flauzino (2016), essa arquitetura é utilizada na solução de problemas variados, tais como os relacionados a aproximação de funções, classificações de padrões, otimização, etc.

Figura 3.6 – Representação de rede *feedforward* de camadas múltiplas.

Fonte: (MORETO, 2005).

3.3.6 Aprendizagem

A capacidade de aprender sobre o ambiente na qual está inserida e, com isso, melhorar o seu desempenho é uma das características mais importantes das RNAs.

O processo iterativo de correções e ajustes dos pesos das conexões entre os neurônios caracteriza a forma básica de aprendizagem de uma RNA, ou seja, a cada iteração realizada, a rede aprende mais durante a fase de treinamento. Desta forma, a finalidade da aprendizagem de uma RNA é determinar a intensidade das conexões entre os neurônios que a compõem.

O conjunto de procedimentos definido para ajustar os parâmetros de uma rede, de modo a fazer com que ela aprenda uma determinada função de interesse, denomina-se algoritmo de aprendizagem. Existem vários tipos de algoritmos de aprendizagem, cada qual mais apropriado a determinadas aplicações. A diferença básica entre os algoritmos é a elaboração do ajuste de um peso sináptico de um neurônio.

Haykin (2001) defende que são cinco as principais regras básicas de aprendizagem:

- Aprendizagem por correção de erro: fundamentada na filtragem ótima;
- Aprendizagem com base na memória: usa a memorização direta dos dados de treinamento;
- Aprendizagem Hebbiana: baseia-se na teoria de Hebb (1949), que é a mais antiga e mais famosa de todas as regras de aprendizagem;
- Aprendizagem Competitiva: fundamentada na neurobiologia;
- Aprendizagem de Boltzmann: se difere das demais por ter as ideias da mecânica estatística como base.

Neste trabalho, utilizou-se a regra de aprendizagem por correção de erro. Tal regra foi selecionada, pois consiste basicamente em ajustes efetuados nos pesos das conexões entre os neurônios da rede, com base nos erros obtidos nos sinais de saída, com o objetivo de minimizar esse erro. Primeiramente será abordado o filtro adaptativo, pois ele é a base da aprendizagem por correção de erro.

3.2.6.1 Filtro Adaptativo

De acordo com Haykin (2001), o neurônio de camada única compõe a base de um filtro adaptativo, sendo este filtro básico para o tema de processamento de sinais.

Considerando o projeto de um modelo de múltiplas entradas-única saída de um sistema

dinâmico, cuja caracterização matemática é desconhecida, já que indica apenas um neurônio linear. O modelo deste neurônio é conhecido como filtro adaptativo. Sua operação é composta de dois processos:

- 1) Processo de filtragem, que abrange a computação de dois sinais;
- 2) Processo adaptativo, que compreende o ajuste automático dos pesos sinápticos do neurônio, de acordo com o sinal de erro e_j .

A filtragem adaptativa encontra dificuldade, porque possui apenas um conjunto de dados entrada-saída produzido pelo sistema em instantes de tempo discretos a uma taxa uniforme.

Haykin (2001) afirma que uma função de custo $\varepsilon(w)$ pode ser considerada como base para definir o vetor de peso (parâmetro) w de um algoritmo de filtragem adaptativa, de maneira que ele se comporte de uma forma ótima. O objetivo é achar uma solução ótima w^* que satisfaz a condição:

$$\varepsilon(w^*) \leq \varepsilon(w) \quad (3.4)$$

Conforme Haykin (2001), a formulação de um problema irrestrito de otimização é descrita como:

Minimize a função de custo $\varepsilon(w)$ em relação ao vetor de pesos w

3.2.6.2 Aprendizagem por correção de erro

Consiste fundamentalmente em ajustes efetuados nos pesos sinápticos dos neurônios da RNA, com base nos erros estimados pelos sinais de saída, com a finalidade de minimizar tais erros.

O sinal do erro de saída, representado por $e_j(n)$ na Equação (3.5), é obtido comparando o resultado estimado com o resultado desejado. O argumento n representa o instante de tempo discreto, ou seja, o passo de tempo de um processo iterativo envolvido no ajuste dos pesos das conexões do neurônio j . O sinal de saída, representado por $y_j(n)$, é comparado com uma resposta desejada, representada por $d_j(n)$. A implementação desta regra de aprendizado demanda o fornecimento das respostas desejadas para cada padrão de entrada.

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.5)$$

Após a determinação do sinal de erro, é preciso realizar ajustes corretivos nos pesos das conexões para que a saída estimada seja próxima da saída desejada, ou seja, minimizar a função custo ou índice de desempenho da RNA em relação ao sinal de erro $e_j(n)$.

$$\varepsilon(w) = \frac{1}{2} e^2(n) \quad (3.6)$$

Desta forma, $\varepsilon(w)$ é o valor instantâneo da energia do erro. A iteração dos ajustes dos pesos do neurônio j segue até o sistema atingir um nível estável, no qual os pesos não necessitam ser mais alterados.

Haykin (2001) salienta que o processo de minimizar o índice de desempenho resulta na regra de aprendizagem conhecida como Regra Delta ou Algoritmo do Mínimo Quadrado Médio, em inglês *least-mean-square*, calculada pela Equação (3.7).

$$\Delta w_{jk}(n) = \lambda \cdot e_k(n) \cdot x_j(n) \quad (3.7)$$

Onde λ é o parâmetro de aprendizado; x_j é o valor do neurônio j .

O parâmetro de aprendizado é uma constante positiva que determina a variação ou tamanho do passo avançado a cada iteração do processo de aprendizagem. A atualização do peso da conexão é calculada utilizando a Equação (3.8). Da equação, nota-se que o novo valor do peso da conexão entre os neurônios é o valor antigo mais o ajuste.

$$w_{jk}(n + 1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{jk}(n) \quad (3.8)$$

3.3.7 Paradigmas de Aprendizagem

Conforme mencionado anteriormente, a grande qualidade que as RNAs apresentam é a habilidade de melhorar seu desempenho através do conhecimento sobre o seu ambiente e do processo de treinamento. Durante o treinamento, os pesos de suas conexões sinápticas são adequados conforme os padrões apresentados, ou seja, a rede aprende através de exemplos oriundos

de casos reais conhecidos.

Segundo Moreto (2005), essa habilidade é a principal diferença das RNAs em relação a programação computacional tradicional, que usa linguagens de programação, tais como C, Pascal, e demanda um prévio conhecimento das regras.

No projeto de criação de uma RNA deve-se considerar, além dos tipos de regras de aprendizagem, o paradigma de aprendizagem. Neste trabalho, optou-se por utilizar o paradigma classificado em supervisionado.

3.3.7.1 Aprendizagem Supervisionada

Este algoritmo se caracteriza pela presença do professor, conforme ilustra a Figura 3.7. O estado do ambiente é representado por um vetor que é aplicado à entrada da RNA e ao professor. O ambiente de conhecimento do professor é representado por um conjunto de exemplos de entrada-saída, gerando, assim, a resposta desejada. O conjunto de exemplos de entrada-saída é chamado de amostra de treinamento ou época.

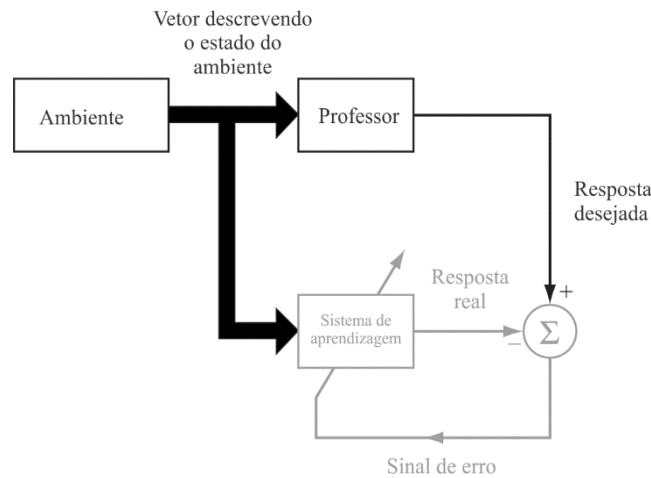
Conforme Haykin (2001), o processo de aprendizagem é executado por meio do contínuo ajuste dos pesos sinápticos em função do sinal de erro obtido pela divergência entre a saída desejada, provida pelo conhecimento prévio do professor, e a saída estimada pela RNA durante o treinamento. Tal processo está diretamente ligado à regra de aprendizagem por correção de erro que foi descrita no item anterior.

Um sinal de erro é criado quando um par entrada-saída errôneo é fornecido pela rede. Para minimizar o erro na saída, os pesos sinápticos são reajustados. Como medida de desempenho, pode-se utilizar a SSE da amostra de treinamento ou o Erro Médio Quadrático (EQM).

O parâmetro utilizado pelo presente trabalho na função objetivo a ser minimizada pelo algoritmo de treinamento foi o SSE. Tal parâmetro foi selecionado devido a sua grande utilização na análise do desempenho do ajuste das curvas dos elos fusíveis, de acordo com a literatura revisada.

O SSE calcula os desvios dos valores empíricos preditos dos dados reais, que é uma avaliação apropriada para medir a discrepância entre os dados e um modelo de estimação.

Figura 3.7. – Aprendizagem Supervisionada.



Fonte: Adaptado de (HAYKIN, 2001).

Este trabalho utilizou o paradigma de aprendizagem supervisionado. Tal aprendizagem foi selecionada, pois seu treinamento depende apenas da disponibilidade por parte do usuário dos dados de entrada. O próprio algoritmo ajustará os pesos sinápticos e limiares através de ações comparativas, que verificam a diferença entre as respostas produzidas em relação à resposta desejada, sendo esta defasagem utilizada no procedimento de ajuste.

O algoritmo selecionado para treinamento com supervisão foi o Algoritmo *Levenberg-Marquardt* (LM), que será detalhado na Seção 3.3.8.1.1.

A rede é classificada como treinada quando tal diferença estiver dentro dos limites considerados satisfatórios, levando-se em consideração os propósitos de generalização de soluções.

3.3.8 Algoritmos de Aprendizagem

O algoritmo de aprendizagem a ser utilizado para resolução do problema de interesse é um importante parâmetro que deve ser selecionado no momento de criação de uma RNA. O objetivo do algoritmo é se adaptar as características do problema em questão.

As duas formas mais simples de RNA são a *Perceptron* e *Adaline*, ambas são usadas para solução de problemas lineares, entretanto a não-linearidade que é característica dos problemas reais, objeto de estudo do presente trabalho, demanda a utilização de um algoritmo de maior complexidade, como é o caso do algoritmo utilizado, o *Perceptron* de Múltiplas Camadas (PMC), em inglês *Multilayer Perceptron*.

3.3.8.1 Perceptron de Múltiplas Camadas

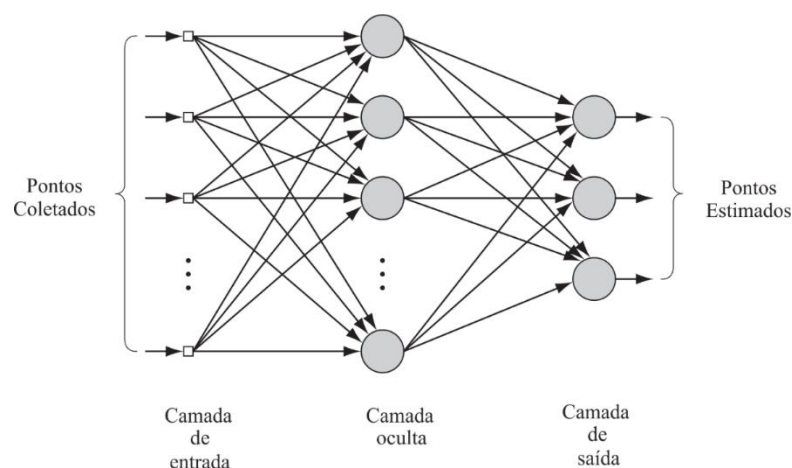
De acordo com Haykin (2001), as redes PMC possuem arquitetura *feedforward* de múltiplas camadas, sendo composta pela camada de entrada, n camadas neurais intermediárias e a camada de saída.

Silva, Spatti e Flauzino (2016) explicam que as redes PMC são consideradas uma das arquiteturas mais versáteis quanto sua aplicação, tendo destaque nas seguintes áreas: aproximação universal de funções; reconhecimento de padrões; otimização de sistemas.

O funcionamento da rede acontece da seguinte forma: a camada de entrada recebe os sinais oriundos do processo, as camadas intermediárias têm a função de extrair e armazenar o conhecimento, e a camada de saída deve gerar uma resposta coerente ao estímulo dado na entrada da rede.

A Figura 3.8 ilustra uma rede PMC com duas camadas intermediárias. Nota-se que o fluxo de informações passa de camada a camada, sendo o ponto original na camada de entrada que recebe um vetor contendo os sinais gerados pelo sistema. Os sinais são propagados aos neurônios das camadas intermediárias, onde serão devidamente processados. Após o processamento nas camadas intermediárias, os neurônios são enviados à camada de saída que proverá o resultado final.

Figura 3.8 – *Perceptron* multicamada com apenas uma camada oculta.



Fonte: (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016).

Vários algoritmos podem ser utilizados para o treinamento dos PMC. Os que utilizam *backpropagation* são considerados os mais difundidos e mais utilizados entre as arquiteturas conhecidas. Conforme Silva, Spatti e Flauzino (2016), inúmeras variações do método *backpropagation* têm sido propostas. Estas variações têm o objetivo de tornar o processo de convergência mais eficiente. No presente trabalho, utilizou-se o método de *Levenberg-Marquardt*, por isso, somente este método será abordado com maiores detalhes.

3.3.8.1.1 Algoritmo Levenberg-Marquardt (LM)

Para Silva, Spatti e Flauzino (2016), o algoritmo *backpropagation* apresenta a desvantagem do ajuste dos valores das matrizes de pesos da rede PMC ser em relação ao sentido oposto do gradiente da função erro quadrático. Porém, na prática, tal método tende a convergir lentamente e, conseqüentemente, exige um grande esforço computacional. O algoritmo de *Levenberg-Marquardt* é uma das técnicas de otimização mais utilizadas para contornar esta desvantagem.

Conforme Hagan e Menhaj (1994), o algoritmo LM é uma aproximação ao método de Newton, que se fundamenta no método dos mínimos quadrados para modelos não-lineares. Sua implementação no algoritmo *backpropagation* visa aumentar a eficiência do processo de treinamento.

A alteração do algoritmo *backpropagation* sugerida pelo método LM, se fundamenta na soma de uma parcela, μI , à matriz Hessiana (matriz de derivadas segundas), calculada pelo método de Newton. A seguir, Hagan e Menhaj (1994) descrevem os cálculos para o desenvolvimento do algoritmo de treinamento.

O primeiro passo é minimizar a seguinte função, em relação ao vetor de parâmetros x :

$$\min V(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N Er_i^2(x) \quad (3.9)$$

Onde $N = Q * M$; Q é o número total de padrões que serão utilizados no treinamento; e M é o número de camadas da RNA.

Correções devem ser realizadas à variável x presente na Equação (3.9), para que a função seja minimizada pelo método de Newton.

$$\Delta x = -[\nabla^2 V(x)]^{-1} * \nabla V(x) \quad (3.10)$$

Onde $\nabla^2 V(x)$ é a Hessiana; e $\nabla V(x)$ é o gradiente.

Calcula-se a Hessiana e o gradiente pelas equações (3.11) e (3.12), respectivamente.

$$\nabla^2 V(x) = J^T(x).J(x) + S(x) \quad (3.11)$$

$$\nabla V(x) = J^T(x).Er(x) \quad (3.12)$$

Os parâmetros $J(x)$ e $S(x)$, da matriz Jacobiana, são expressos como:

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial Er_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial Er_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial Er_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial Er_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial Er_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial Er_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial Er_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial Er_N(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial Er_N(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

$$S(x) = \sum_{i=1}^N Er_i(x) \nabla^2 Er_i(x) \quad (3.14)$$

A contribuição de $S(x)$, para o método de Newton, tende para 0. Desta forma, tem-se que as correções são da seguinte forma:

$$\Delta x = -[J^T(x).J(x)]^{-1} * J^T(x).Er(x) \quad (3.15)$$

A modificação do algoritmo LM para o método de Gauss-Newton é expressa por:

$$\Delta x = -[J^T(x).J(x) + \mu I]^{-1} * J^T(x).Er(x) \quad (3.16)$$

O parâmetro μ é multiplicado por um fator, denominado de β , sempre que o passo resultar no aumento da função erro $V(x)$. Quando $V(x)$ for reduzido pelo passo, μ é dividido por β , ou seja, se houver convergência para o mínimo da função, μ será pequeno no processo, sendo assim, o algoritmo terá características do método de Newton. Senão o algoritmo será análogo

ao método do gradiente descendente.

Segundo Santos (2008), o parâmetro μ atua como um fator estabilizador do treinamento, tentando ajustar as atuações e a rápida convergência do método de Newton. Desta forma, busca-se evitar passos excessivos que possam levar a erros de convergência.

3.3.8.1.2 Generalização

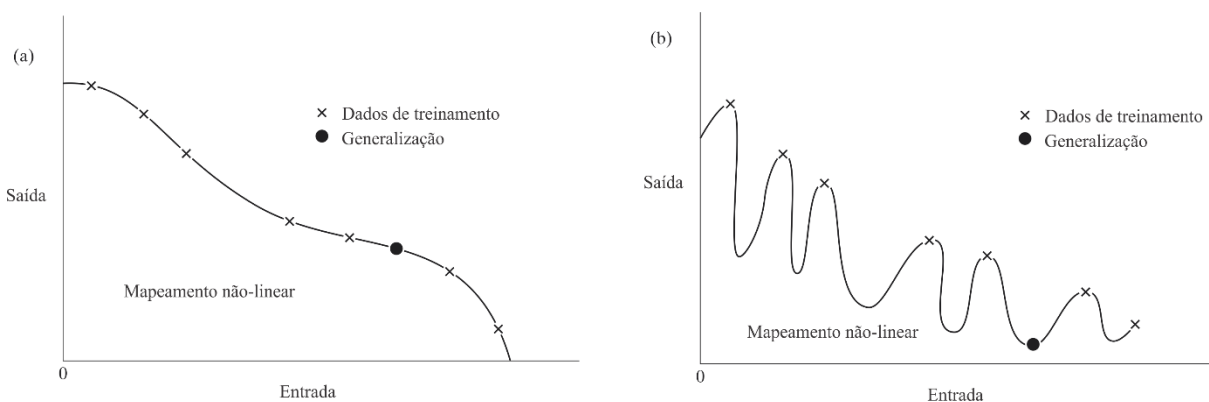
O termo generalização é uma importante característica para a rede neural. Estudos de Haykin (2001) indicam que ao se projetar uma rede, espera-se que ela tenha capacidade de generalizar, ou seja, o mapeamento dos dados entrada-saída computado pela rede deve ser correto para dados de teste que não foram usados para a criação ou treinamento da rede.

Haykin (2001) destaca que o treinamento da rede pode ser considerado como um problema de “ajuste de curva”. Este pensamento permite considerar a generalização como o efeito de uma boa interpolação não-linear sobre os dados de entrada. Desta forma, a rede efetua boa interpolação, porque PMC com funções de ativação contínuas geram funções de saída que também são contínuas.

O autor salienta que é necessário evitar o excesso de treinamento da rede, pois ela pode acabar memorizando os dados de treinamento. Devido a isto, a rede perde sua capacidade de generalizar entre padrões de entrada-saída semelhantes.

A Figura 3.9 ilustra dois exemplos de generalização, uma considerada adequada e a outra inadequada. A última foi considerada assim, pois seu treinamento foi realizado em excesso, ocasionando a memorização.

Figura 3.9 – Dados ajustados (a) adequadamente (b) em excesso.



Fonte: Adaptado de (HAYKIN, 2008).

3.3.8.1.3 Aproximação de funções

Para Haykin (2001), um PMC treinado com algoritmo *backpropagation* é ideal para realizar um mapeamento não-linear de entrada-saída.

Ao se projetar uma RNA, a dúvida consiste em identificar o número mínimo de camadas ocultas que o PMC deve ter para fornecer uma realização aproximada de qualquer mapeamento contínuo.

Haykin (2001) acredita que a resposta para esta dúvida é o Teorema da Aproximação Universal. O teorema proporciona uma justificativa matemática para a aproximação de uma função contínua arbitrária, ao invés da representação exata.

De acordo com Hornik (1991), o teorema garante que as RNAs com somente uma camada oculta são aproximadores universais, ou seja, são modelos aptos para aproximar qualquer função contínua, desde que seja possível definir a quantidade suficiente de neurônios desta camada oculta.

3.3.8.1.4 Especificação topológica de redes PMC

Silva, Spatti e Flauzino (2016) afirmam que a especificação topológica das redes PMC mais adequada para estruturar o problema de interesse é realizada de forma empírica, porque vários fatores devem ser levados em consideração, tais como: algoritmo de aprendizagem selecionado, inicialização das matrizes de pesos, dificuldade do problema a ser estruturado, arranjo espacial das amostras e da qualidade do conjunto de treinamento a disposição.

Segundo Martinez e Martinez (2007), a Validação Cruzada (VC) é uma técnica usada para julgar a capacidade de predição de um modelo matemático a partir de um conjunto de dados, onde algumas amostras são removidas como parte da análise. Fundamentalmente, essa técnica consiste em particionar os dados em conjuntos reciprocamente exclusivos. Normalmente tem-se duas opções, uma sugere particionar os dados em 2 conjuntos: treinamento e teste, a outra sugere particionar em três: treinamento, teste e validação.

Na primeira opção, um conjunto é usado para treinar o modelo e outro é usado para testá-lo, ou seja, as amostras do conjunto de teste não participam do treinamento, possibilitando, assim, apurar sua capacidade de generalização. Esta opção é sugerida por autores como Martinez e Martinez (2007).

Autores como Haykin (2001) sugerem usar a segunda opção. Ela consiste em subdividir o conjunto de teste em dois: subconjunto de estimação e subconjunto de validação. O primeiro

é utilizado para selecionar o modelo, enquanto que o último é utilizado para testar ou validar o modelo. A métrica empregada em cada partição é o Erro Quadrático Médio, em inglês *Mean Squared Error* (MSE), que pode ser calculado pela Equação (3.17). Devido a essa capacidade, a VC é uma das técnicas mais usadas para identificar a melhor topologia de uma rede PMC.

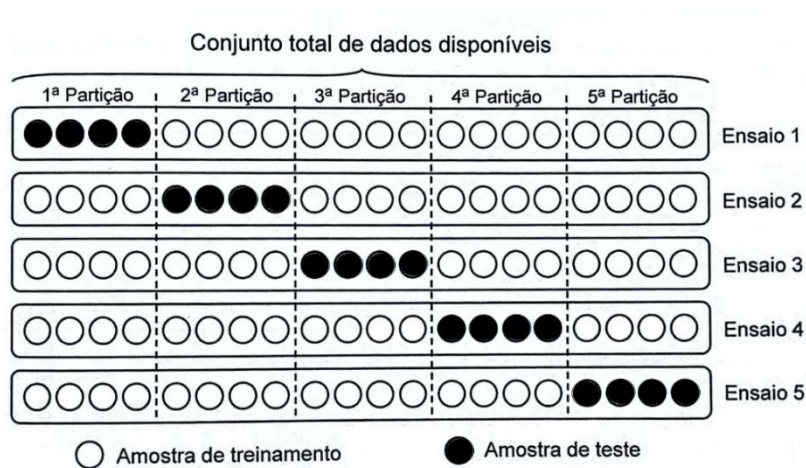
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \quad (3.17)$$

Onde ε_i é o resíduo do ponto i ; sendo ε a diferença entre o valor coletado e o valor estimado, e n é o número de amostras.

Basicamente, empregam-se três métodos de VC, sendo um deles denominado de método *k-fold*. Tal método foi utilizado neste trabalho e será detalhado a seguir. O procedimento é dividir os dados em K partições de tamanhos aproximadamente semelhantes. Uma partição é usada para testes e as $K - 1$ partições são utilizadas para a estimação dos parâmetros e o cálculo do MSE. Repete-se o processo K vezes, de forma que todos os dados sejam alocados como partição de teste ao menos uma vez. Por fim, calcula-se o MSE, considerando as K partições.

A Figura 3.10 mostra um exemplo do procedimento para um total de 20 amostras, com K igual a 5. Desta forma, serão usadas 4 partições para treinamento e uma para teste. Ao todo serão realizados 5 ensaios, sendo que a cada ensaio uma partição diferente será utilizada para teste.

Figura 3.10 – Método de validação cruzada utilizando K -partições.



Fonte: Adaptado de (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016).

3.3.8.1.5 Método de Treinamento com Parada Antecipada

Estudos de Haykin (2001) adiantam que o exato momento para encerrar o treinamento analisando apenas a curva de aprendizagem é uma difícil decisão. Isto acontece porque é possível que a rede acabe sendo ajustada demasiadamente aos dados de treinamento, se a fase de treinamento não for encerrada no momento certo. Desta forma, o procedimento de parada antecipada tem sido inserido na implementação da técnica de VC.

Alguns critérios de parada do treinamento são sugeridos por Júnior (2004):

- a) Número de épocas: quando a rede atingir o número de épocas pré-definido, o treinamento será encerrado. Vale ressaltar que um número muito elevado de épocas pode acarretar na perda da capacidade de generalização por parte da rede, enquanto que um número muito pequeno pode não atingir o desempenho desejado;
- b) Erro: quando a soma dos erros ao quadrado ficar abaixo do valor pré-definido, o treinamento será finalizado. Tal valor é definido pelo usuário de acordo com o desempenho esperado pela rede;
- c) Validação: a fase de treinamento será finalizada a cada n épocas e é efetuada uma estimação de erro da rede sobre o conjunto de dados de teste. O treinamento será encerrado quando o erro medido no conjunto de teste aumentar. Desta forma, é possível identificar o exato momento em que a rede começa a perder sua capacidade de generalização.

3.3.8.1.6 Subconjuntos de treinamento e teste

No projeto de um PMC para aproximação funcional é importantíssimo delimitar o intervalo das amostras de treinamento. Tal intervalo é determinado pelos valores mínimos e máximos de cada variável de entrada. Se valores fora do intervalo forem alocados no subconjunto de teste, o PMC poderá produzir erros relevantes, pois estaria tentando generalizar valores que estão fora dos domínios de definição do problema de interesse, conforme destacam Silva, Spatti e Flauzino (2016).

3.3.8.1.7 Situações de *overfitting* e *underfitting*

De acordo com Silva, Spatti e Flauzino (2016), outro aspecto que deve ser considerado no projeto de um PMC para aproximação funcional é o número de neurônios e de camadas intermediárias.

Um incremento demasiado de ambos parâmetros não garante a generalização adequada do PMC em relação às amostras pertencentes aos subconjuntos de teste. Tal aumento, tende a levar a saída do PMC para a circunstância de memorização excessiva, em inglês *overfitting*, em que este conseqüentemente termina por decorar as suas respostas mediante os estímulos introduzidos em suas entradas.

Quando ocorre o *overfitting*, o SEQ durante a fase de aprendizado é normalmente baixo, porém durante a fase de generalização em relação aos subconjuntos de teste, o erro apresenta valores bem elevados.

Quando o número de neurônios é reduzido perante a precisão necessária, observa-se a situação de *underfitting*. Nestes casos, o SEQ na fase de aprendizado e de teste será bem significativo.

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi apresentada uma introdução à teoria das técnicas de aproximação funcional com enfoque nas redes neurais artificiais, mediante uma breve descrição de suas características. As aplicações de aproximação funcional aproveitam a capacidade de aprendizado e a grande capacidade de processamento das redes neurais com objetivo de mapear o comportamento de um processo com base em várias medições realizadas em suas entradas e saídas.

O presente trabalho escolheu as RNAs, devido a sua capacidade em aprender a partir de exemplos, sendo que, no caso de aproximação de funções, isso significa a disponibilidade de um conjunto de entradas e saídas em representar o comportamento do sistema de interesse. Tal capacidade faz com que as redes PMC sejam adequadas a aplicações em que se dispõem somente de uma coleção de dados de entrada e saída.

Desta forma, constata-se que a utilização das RNAs tem sido amplamente empregada em aplicações no qual o processo a ser modelado é complexo, apresentando comportamento não linear, nos quais os métodos tradicionais geram resultados errôneos.

No próximo capítulo será descrito a metodologia proposta para modelagem do elo fusível, utilizado em redes de distribuição, com base em redes neurais artificiais.

4 METODOLOGIA PROPOSTA

4.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Neste capítulo será apresentada a metodologia proposta para modelagem das curvas *tempo x corrente* do elo fusível do tipo expulsão. Esta consiste na utilização das RNAs visando uma ótima precisão para o ajuste das curvas.

A seguir são descritas as etapas empregadas no presente trabalho.

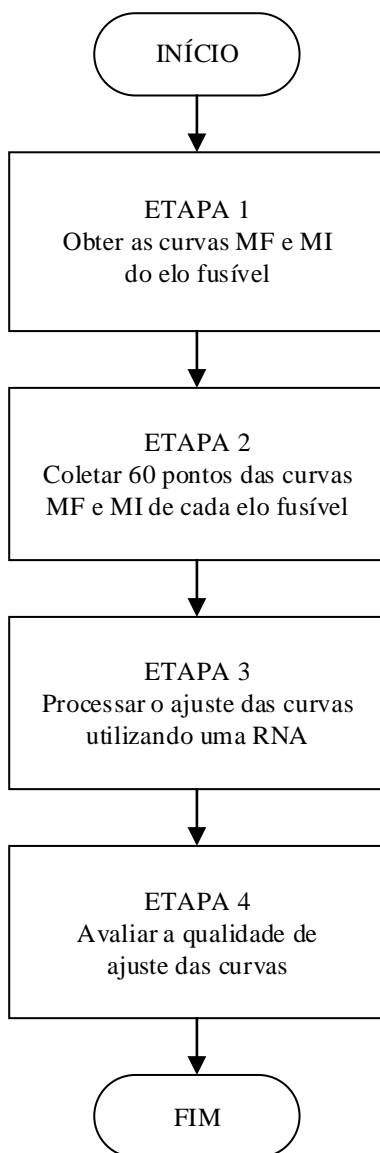
4.2 ALGORITMO PARA MODELAGEM DO ELO FUSÍVEL

Conforme mencionado na Seção 2.3, nos últimos anos, várias técnicas matemáticas foram propostas para a modelagem de curvas *tempo x corrente* dos elos fusíveis do tipo expulsão. Tais técnicas não apresentaram um ajuste satisfatório da curva para todos os valores nominais e tipos de elos fusíveis. Visando encontrar uma solução para o problema, o presente trabalho utiliza uma RNA para modelagem das curvas.

A Figura 4.1 ilustra as etapas do algoritmo utilizado para a modelagem das curvas MF e MI dos elos fusíveis.

A fim de esclarecer a metodologia proposta, utiliza-se a curva MF do elo fusível 6K do tipo expulsão do fabricante Eletrofusi Power Systems como exemplo.

Figura 4.1 – Fluxograma da modelagem proposta.



Fonte: Autoria própria.

4.2.1 Etapa 1 - Aquisição dos dados

As curvas de *tempo x corrente* de MF e MI são fornecidos pelos fabricantes de elos fusíveis em escala logarítmica. Devido à facilidade de acesso à informação, após o advento da internet, existe uma maior disponibilidade deste tipo de material. Através de uma pesquisa simples, encontra-se na internet o website de vários fabricantes, onde é possível acessar as curvas de interesse.

Normalmente os fabricantes disponibilizam as curvas no formato PDF. A Tabela 4.1

mostra os fabricantes e os seus respectivos websites que foram utilizados neste trabalho para aquisição dos dados.

Tabela 4.1 – Fabricantes de elos fusíveis do tipo expulsão utilizados no presente trabalho.

Fabricante	Website
S&C Positrol®	http://www.sandc.com/en/products--services/products/positrol-fuse-links
Eaton Cooper Power Kearney™	http://www.cooperindustries.com/content/public/en/power_systems/products/fusing/fuse_links/kearney/type_k.html
Eletrofusi Power Systems	http://www.eletrofusi.com.br/eng/fuse_eng.htm#linkb
Indel Bauru	http://www.indelbauru.com.br/indel/en/produto/visualizar/codproduto/35/type-h-nema.html
Delmar Hubbell Power Systems	http://hubbellpowersystems.com.br/PDF/ELOS.PDF

Fonte: Autoria própria.

4.2.2 Etapa 2 – Coleta dos dados

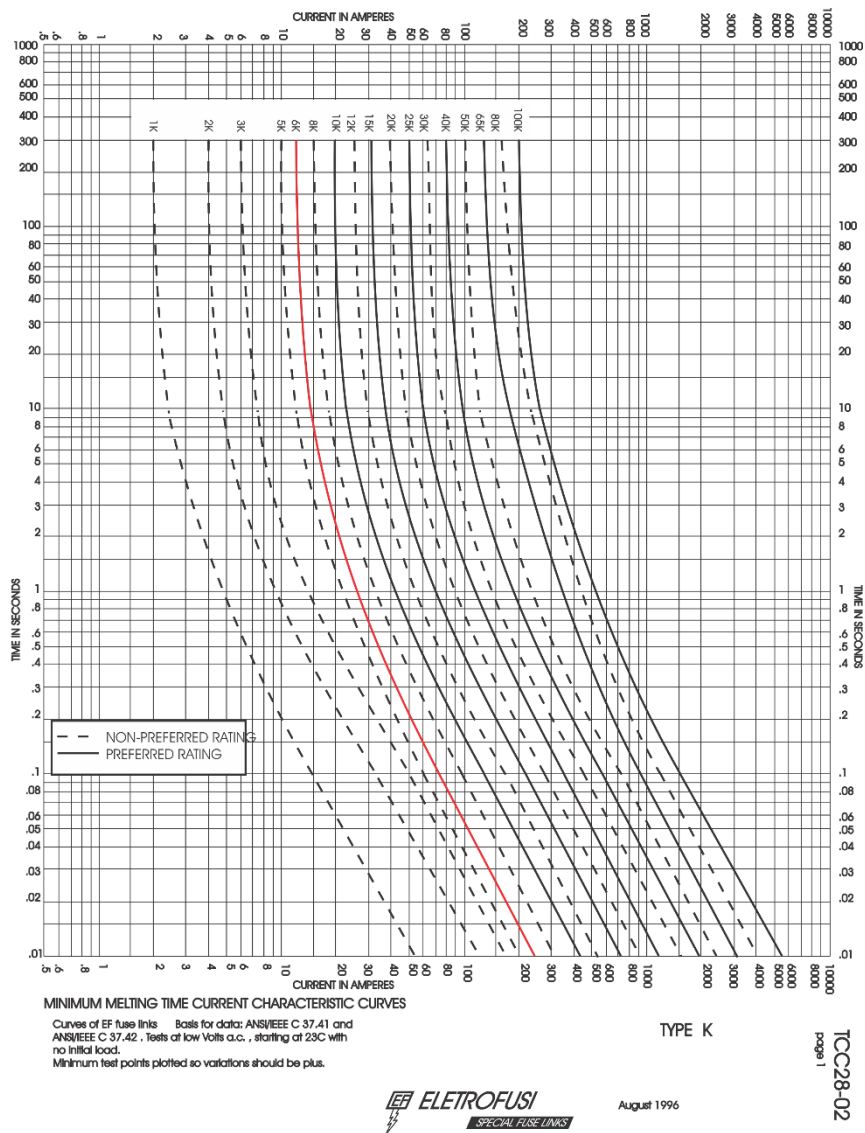
Os pontos de cada elo são coletados e armazenados em uma base de dados. Nesta etapa, o programa *WebPlotDigitizer*, desenvolvido por Rohatgi (2017), foi utilizado para coletar os pontos. O programa foi selecionado pois é disponibilizado pelo fabricante de forma gratuita, possui multiplataforma⁸ e permite o ajuste dos eixos na escala logarítmica.

O processo consiste em carregar no programa um arquivo de imagem ou PDF que contém a curva de interesse e o usuário marca, manualmente, a posição da origem. Também se faz necessário configurar os valores limites dos eixos das abscissas e ordenadas e indicar que o gráfico está na escala *log-log*.

Para facilitar o processo de coleta dos pontos, foi alterada a cor da curva do elo fusível para vermelho, utilizando um programa de desenvolvimento de elementos gráficos, conforme mostra a Figura 4.2.

⁸ Programa que pode funcionar em várias plataformas diferentes.

Figura 4.2 – Curva MF do elo fusível 6K utilizada como exemplo.

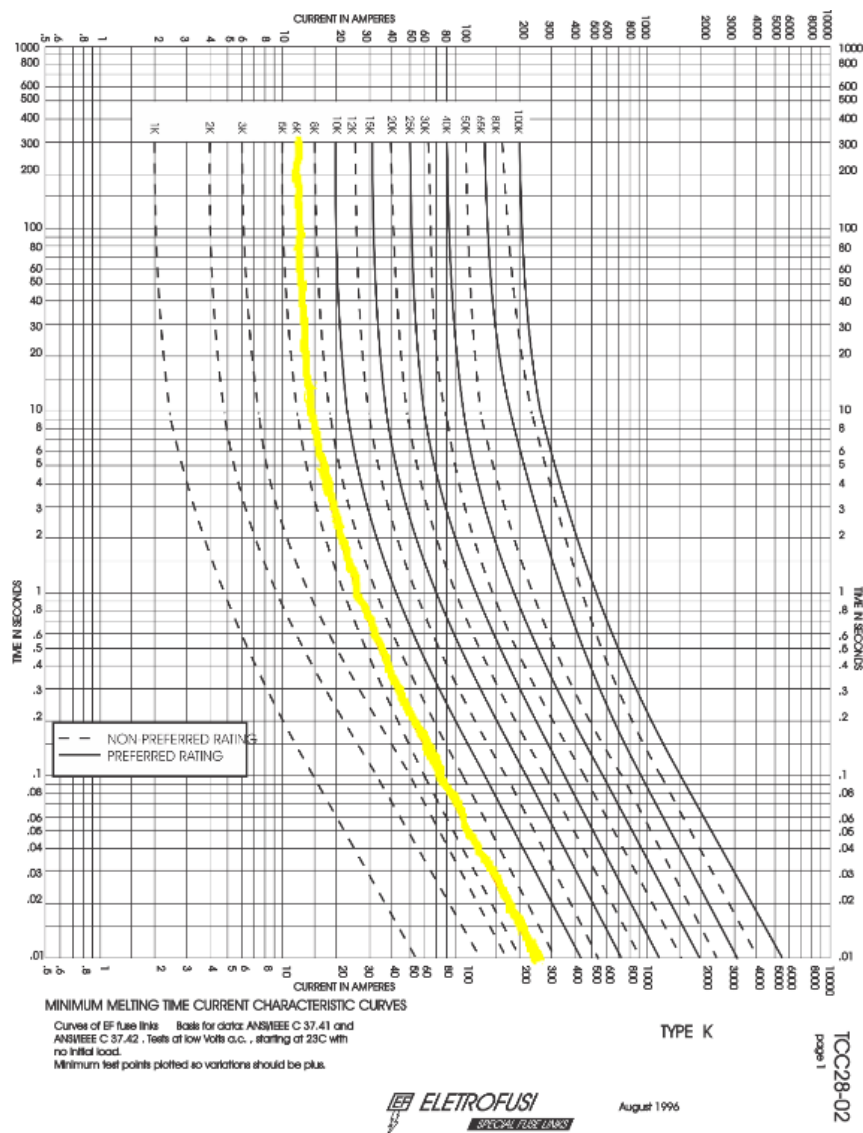


Fonte: (“Eletrofusi Power Systems Fuse links”, 2017).

Na sequência, deve-se destacar (em amarelo) de forma manual a área que a curva de interesse pertence, ver Figura 4.3. Tal destaque serve para delimitar a área que o programa deve operar, ou seja, o programa irá coletar somente os pontos da curva em vermelho, isto é, os pontos que pertencem a área de interesse.

Por fim, define-se o algoritmo que o programa irá usar. O presente trabalho escolheu o algoritmo *Averaging window*, pois ele utiliza um valor médio para a distância entre pontos consecutivos (ΔX e ΔY). Desta forma, a distância entre os pontos será uniforme e toda a curva será representada pelos pontos coletados.

Figura 4.3 – Área da curva MF do elo fusível 6K destacada para coleta dos pontos.



Fonte: (A. ROHATGI, 2017).

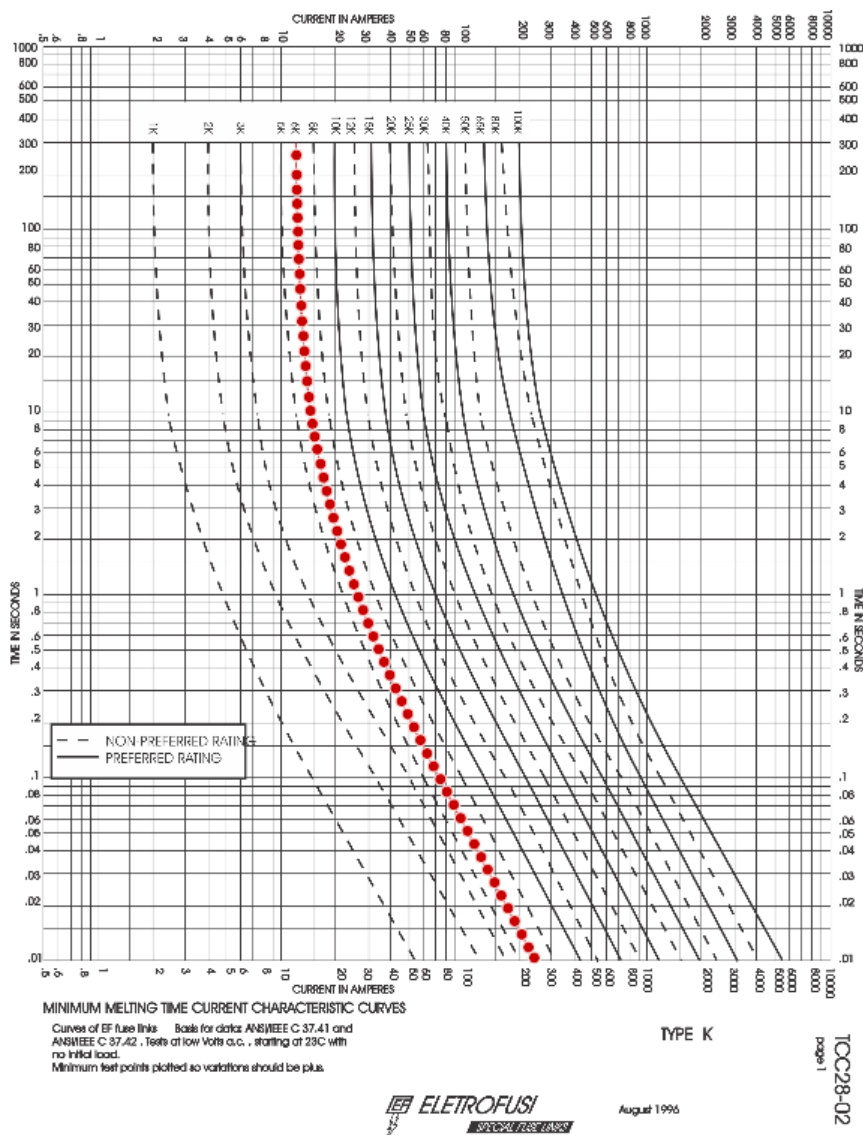
A Figura 4.4 ilustra os pontos marcados (círculos em vermelho) pelo programa. Os valores de tempo e corrente dos pontos marcados são informados ao usuário, que pode salvá-los em formato a definir.

De acordo com a literatura revisada, não existe um procedimento que defina a quantidade de pontos necessários para a modelagem das curvas dos elos fusíveis. Desta forma, realizou-se testes para definição do número de pontos necessários para a modelagem do elo.

Analizou-se o desempenho do ajuste de curva para 10 pontos inicialmente até 70, com variação de 10 em 10. A rede neural apresentou baixo desempenho quando foram utilizados

apenas 10 pontos. A partir de 20 pontos, o desempenho foi satisfatório para alguns fabricantes. A quantidade de 60 pontos foi definida, pois esta foi a quantidade que apresentou os melhores resultados para todos os fabricantes analisados. Desta forma, o presente trabalho fixou, através de experimentação, em 60 pontos a quantidade fundamental para cada curva.

Figura 4.4 – Pontos coletados pelo programa *WebPlotDigitizer*.



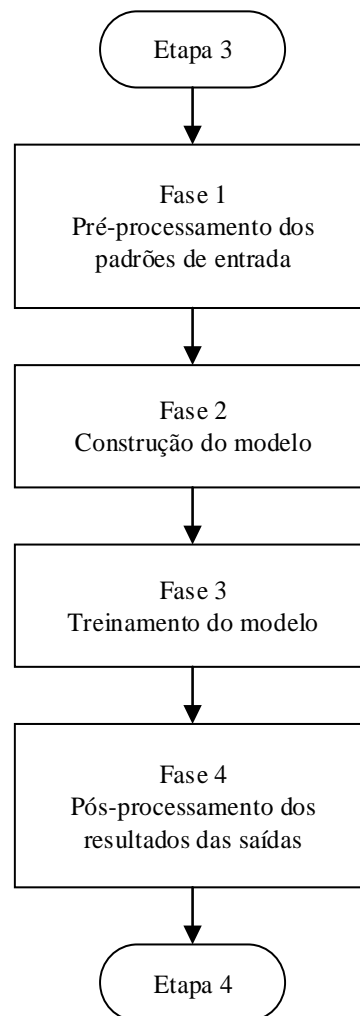
Fonte: (ROHATGI, 2017).

4.2.3 Etapa 3 – Implementação da RNA

A implementação da rede não possui nenhuma regra determinística. Portanto, a escolha da rede adequada tem caráter experimental, tal como apontado em estudos de Bretas (1998). Conforme a Figura 4.5, quatro fases compõem a implementação do modelo da RNA.

Para a implementação, utilizou-se a ferramenta *Neural Network Toolbox*TM, presente no *software* MATLAB[®]. Tal ferramenta foi selecionada, pois ela permite o acesso à ferramenta responsável pela criação da rede, treinamento e performance do modelo. O manual da ferramenta foi desenvolvido por Beale, Hagan e Demuth (2017) e pode ser acessado na internet.

Figura 4.5 – Fluxograma da metodologia proposta para implementação da RNA.



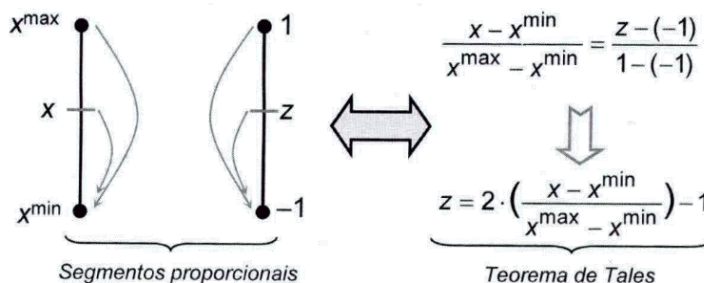
Fonte: Autoria própria.

4.2.3.1 Fase 1 - Pré-processamento dos dados de entrada-saída

Esta fase é necessária pois se objetiva a melhoria de aspectos do desempenho de treinamento. Tal aspecto demanda escalonar as respectivas amostras para a faixa de variação dinâmica das funções de ativação das camadas escondidas, com a finalidade de evitar a saturação dos neurônios, conforme a Figura 3.4.

Para evitar a saturação dos neurônios, aconselha-se escalonar os valores dos sinais de entrada e saída dos padrões de treinamento e de teste. Para tal, deve-se considerar as faixas de variações dinâmicas das funções de ativação. O teorema de Tales é uma das técnicas de escalonamento mais utilizadas. Seu funcionamento, ilustrado na Figura 4.6, tem como base o princípio dos segmentos proporcionais, em que um conjunto de valores definidos num intervalo fechado entre x^{\min} e x^{\max} , onde $x \in [x^{\min}, x^{\max}]$ será convertido para um domínio equivalente entre -1 e 1. Desta forma, o conjunto pode estar representando as faixas de variações dinâmicas das entradas da função de ativação.

Figura 4.6 – Normalização dos padrões de treinamento e teste através do Teorema de Tales.



Fonte: (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2016).

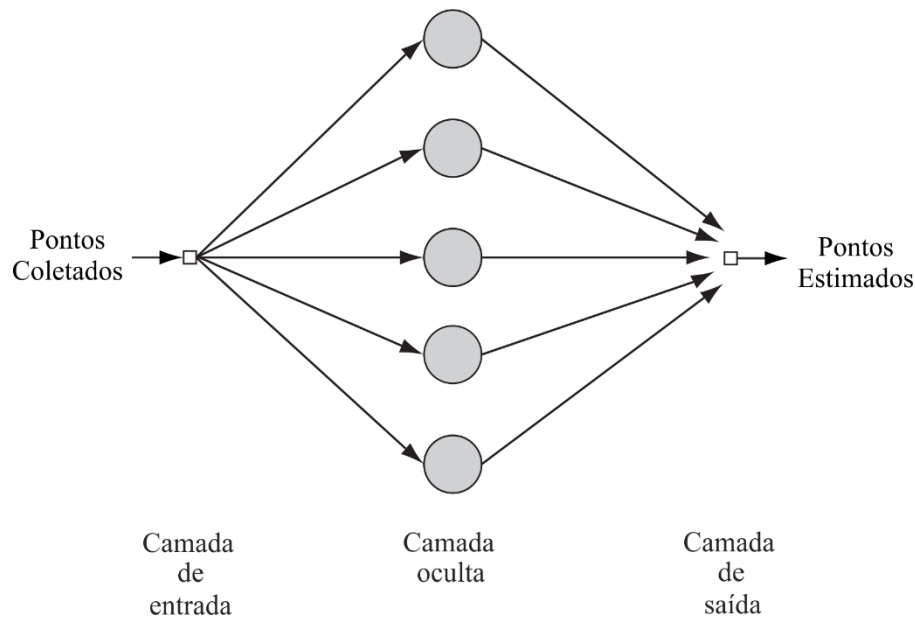
4.2.3.2 Fase 2 - Construção do modelo

A Fase 2 compreende a definição dos parâmetros utilizados para construção da rede. A topologia da rede selecionada foi a FFNN e os valores dos pesos e bias foram inicializados de forma aleatória. O número de épocas e a função de ativação selecionados foram 1000 e sigmoide, respectivamente. O algoritmo de aprendizagem utilizado foi o PMC, juntamente com o método de *Levenberg-Marquardt*.

Na Figura 4.7 observa-se um diagrama esquemático da arquitetura utilizada, de modo

que um PMC com 5 neurônios em apenas uma camada oculta e uma camada de saída é mostrado. Os pontos coletados são as variáveis de entrada. Eles são inseridos na rede em forma de vetor coluna e os pontos estimados, da curva do elo fusível, são a saída desejada.

Figura 4.7 – Grafo da arquitetura da rede PMC proposta com apenas uma camada oculta.



Fonte: Adaptado de (HAYKIN, 2008).

Na Seção 3.3.8.1.3, do Capítulo 3, foi mencionado que o Teorema da Aproximação Universal afirma ser necessário apenas uma camada oculta para o *Perceptron* computar uma aproximação. Porém, de acordo com Haykin (2008), o processo de ajuste de curva é melhor controlado utilizando-se duas camadas ocultas. Desta forma, a determinação do número de camadas ocultas e do número apropriado de neurônios das camadas foi realizada por experimentação. No total, foram consideradas oito topologias constituídas de uma e duas camadas ocultas com diferentes números de neurônios, conforme mostrado a seguir:

- Topologia 1 – possui 5 neurônios na camada oculta;
- Topologia 2 – possui 10 neurônios na camada oculta;
- Topologia 3 – possui 15 neurônios na camada oculta;
- Topologia 4 – possui 20 neurônios na camada oculta;
- Topologia 5 – possui 5 neurônios na primeira camada oculta e 1 neurônio na segunda camada oculta (representação 5-1);

- Topologia 6 – possui 5 neurônios na primeira camada oculta e 2 neurônios na segunda camada oculta (representação 5-2);
- Topologia 7 – possui 5 neurônios na primeira camada oculta e 3 neurônios na segunda camada oculta (representação 5-3).

Entre as opções de modelos disponíveis na ferramenta *Neural Network Toolbox*TM, duas foram selecionadas para testar as topologias, são elas: *Cascade Forward Neural Network* (CFNN) e *FeedForward Neural Network* (FFNN).

O modelo CFNN foi selecionado, pois Beale, Hagan e Demuth (2017) acreditam que ele é semelhante em estrutura ao PMC, porém tem uma conexão direta ponderada de sua entrada para a camada de saída que lhe permite aprender padrões altamente complexos.

4.2.3.3 Fase 3 - Treinamento do modelo

Conforme mencionado anteriormente, utilizou-se o *software* MATLAB[®] para criação da rede neural. Segundo Beale, Hagan e Demuth (2017), deve-se dividir os dados em três conjuntos para o treinamento de redes PMC. O primeiro conjunto é o de treinamento, que é usado para calcular o gradiente e atualizar os pesos sinápticos e biases. O segundo conjunto é o de validação e seu erro é monitorado durante o processo de treinamento. Normalmente, o erro de validação diminui durante as fases iniciais do treinamento, assim com o erro do conjunto de treinamento. Entretanto, quando a rede começa a memorizar excessivamente os dados, o erro de validação começa a aumentar. Desta forma, os valores mínimos dos pesos e biases do erro do conjunto de validação são salvos.

O erro do conjunto de teste não é usado durante o treinamento, mas para comparação entre diferentes modelos. Sabe-se que a divisão dos dados em conjuntos está incorreta quando o erro do conjunto de teste atinge um valor mínimo em um número de iterações diferente do obtido pelo erro do conjunto de validação.

O MATLAB[®] fornece quatro funções para dividir os dados em conjuntos de treinamento, validação e teste. O presente trabalho selecionou a função *dividerand*, sendo que 70% do total de amostras foram destinadas para o conjunto de treinamento, 15% para o de teste e os 15% restantes para o conjunto de validação. Tais percentuais foram selecionados, pois são considerados valores padrões, de acordo com Beale, Hagan e Demuth (2017).

A fase de treinamento é realizada enquanto o critério de parada definido não seja alcançado. Deve-se utilizar o critério para que a rede aumente sua capacidade de generalização. O

erro tende a aumentar conforme a rede começa a memorizar os valores dos pesos e bias. Neste trabalho, usaram-se dois critérios de parada:

1. Soma dos Quadrados dos Resíduos: definiu-se o valor de 0,1 para o SSE. Se o valor do SSE sobre o conjunto de amostras de treinamento for menor do que o pré-definido, o treinamento deve ser finalizado. Sempre que o valor do SSE for maior que o valor pré-definido, deve-se incrementar o valor pré-definido sequencialmente em 0,1 e realizar um novo treinamento.
2. Número de épocas: se o erro no subconjunto de validação aumentar continuamente por n épocas, o treinamento deverá ser finalizado. Utilizou-se o valor de 6 épocas, que é o valor padrão da ferramenta *Neural Network Toolbox*TM, ou seja, se o erro aumentar consecutivamente por 6 épocas, o treinamento será encerrado.

4.2.3.4 Fase 4 - Pós-processamento dos dados de entrada-saída

Nesta fase, é necessário realizar a rotina de pós-processamentos, visando converter as respostas dos neurônios de saída da rede para os valores que representam os domínios reais do problema.

4.2.4 Etapa 4 – Avaliação da qualidade do modelo

Geralmente, o desempenho da rede pode ser melhorado aumentando o número de nós ocultos. No entanto, Silva, Spatti e Flauzino (2016) alertam que a adição de mais nós ocultos pode prejudicar o desempenho, devido à dificuldade de treinamento da rede e ao aumento do potencial de ajuste excessivo dos dados treinados.

Conforme exposto no Capítulo 3, o ajuste das curvas foi aplicado através do uso de uma RNA. Para fim de comparação, utilizou-se duas técnicas:

- Validação Cruzada e o método *k-fold* como parâmetro comparativo;
- Método dos Mínimos Quadrados e a Soma dos Quadrados dos Resíduos como parâmetro comparativo.

O Método dos Mínimos Quadrados é uma técnica de otimização que procura encontrar o melhor ajuste para um conjunto de dados, tentando minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre o valor estimado e os dados observados (coletados). Esta diferença é chamada de resíduo. Conforme mencionado na Seção 2.3, vários trabalhos usam o SSE como métrica

para quantificar a qualidade do ajuste de uma determinada curva.

O presente trabalho optou por utilizar tal parâmetro, para que a comparação dos resultados obtidos fosse realizada em relação a um mesmo critério para todos os métodos selecionados. Posteriormente, a técnica VC também foi utilizada, pois avalia a eficiência de predição de um determinado modelo, no caso deste trabalho, das equações e da rede neural.

A partir destes parâmetros, é possível identificar os modelos que melhor se encaixam no escopo global, considerando as diferentes classificações nominais de corrente, taxas de velocidade e fabricantes.

4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, abordou-se a metodologia empregada na modelagem das curvas características *tempo x corrente* dos fusíveis do tipo expulsão.

A metodologia é dividida em quatro etapas:

- 1) Obtenção das curvas MF e MI do elo fusível de interesse;
- 2) Coleta dos pontos, utilizando o *software* WebPlotDigitizer;
- 3) Implementação da RNA através da ferramenta *Neural Network Toolbox™*;
- 4) Verificação da qualidade do ajuste das curvas através do parâmetro SSE.

No próximo capítulo serão apresentados os resultados da modelagem das curvas utilizando a RNA. Tais resultados serão comparados aos apresentados pelas funções matemáticas apresentadas no capítulo 2.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Neste capítulo, são realizadas as comparações envolvendo as funções matemáticas utilizadas para a modelagem das curvas características *tempo x corrente* dos elos fusíveis do tipo expulsão. As equações (2.7) e (2.9), bem como a RNA proposta no Capítulo 3 são avaliadas. As demais equações mencionadas no Capítulo 2 foram abordadas em trabalhos publicados por Costa et al. (2017a) e Costa et al. (2017b). Conforme mencionam os autores, tais equações não apresentam um ajuste de curva satisfatório, portanto não fizeram parte da análise desta dissertação. Foram analisados somente elos preferenciais do tipo “K” (6K, 10K, 15K, 25K, 40K e 65K, 100K, 140K e 200K) e do tipo “H” (0,5H, 1H, 2H, 3H e 5H), que são os mais utilizados pelas concessionárias de distribuição.

O presente trabalho adotou como critério, a fim de considerar um ajuste satisfatório das curvas, um valor menor do que 0,1 para o parâmetro SSE.

Por fim, foi realizada uma simulação computacional integrando dois dos principais *softwares* utilizados na área de engenharia: DIGSILENT® (GMBH, 2012) e MATLAB® (MATHWORKS, 2018). Tal simulação tem como propósito confirmar a qualidade de ajuste da curva do elo fusível utilizando uma RNA.

5.2 QUANTIDADE DE PONTOS NECESSÁRIOS PARA MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO X CORRENTE

Analisou-se o desempenho do ajuste da curva para 10 pontos inicialmente até 70, com variação de 10 em 10. A rede neural apresentou baixo desempenho quando foram utilizados apenas 10 pontos. A partir de 20 pontos, o desempenho foi satisfatório para alguns fabricantes.

A quantidade de 60 pontos foi definida através de experimentação, pois esta quantidade permite realizar uma satisfatória modelagem das curvas *tempo x corrente* dos elos fusíveis.

5.3 MODELAGEM DAS CURVAS TEMPO X CORRENTE

A modelagem das curvas foi dividida em dois estudos. No primeiro, os pontos são coletados dos gráficos disponibilizados pelos fabricantes. Já no segundo, foram utilizados os pontos fornecidos por um dos fabricantes avaliados. Em ambos os estudos serão abordados três diferentes métodos: duas funções matemáticas e a RNA proposta para modelar as curvas características *tempo x corrente* dos elos fusíveis. O critério utilizado para definir um desempenho satisfatório foi um valor abaixo de 0,1 para o SSE. Uma linha horizontal na cor vermelha foi desenhada nos gráficos, para facilitar a visualização de quando o valor do SSE ultrapassou o critério utilizado.

5.3.1 Estudo 1

Neste estudo, padronizou-se a coleta de 60 pontos para cada curva disponibilizada pelos fabricantes.

5.3.1.1 Avaliação da topologia da rede neural artificial

Conforme mencionado na Seção 4.2.3.2, do Capítulo 4, foram avaliadas 7 topologias para cada um dos modelos CFNN e FFNN.

Os resultados das curvas MF e MI do elo fusível S&C Positrol® para as topologias avaliadas podem ser vistos na Tabela 5.1. Nota-se que os valores do SSE são relativamente próximos. O menor valor do SSE entre as topologias avaliadas, para cada faixa de valor, foi destacado em negrito. O menor erro global também foi destacado em negrito.

Entre os 18 casos analisados, a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta apresentou o melhor resultado (o menor valor para o SSE) por 4 vezes. A topologia também apresentou um dos menores erros globais entre as topologias, considerando apenas uma camada oculta.

A Tabela 5.2 mostra o desempenho das topologias referente aos elos fusíveis do tipo “H” com apenas uma camada oculta. A topologia FFNN com 5 neurônios apresentou o menor valor apenas para o elo 3H, porém seu erro global é o menor entre todas as topologias avaliadas.

Entre as topologias com duas camadas ocultas, a que apresentou o menor erro global para o elo fusível S&C Positrol[®] do tipo “K” foi a FFNN 5-3 (5 neurônios na primeira camada e três na segunda camada oculta). Seu SSE foi de 2,63757, contudo ele é superior ao valor apresentado (2,32063) para a topologia FFNN com 5 neurônios em apenas uma camada oculta.

Na Seção APÊNDICE estão disponíveis os resultados das diferentes topologias para os fabricantes avaliados.

Tabela 5.1 – SSE dos elos fusíveis S&C Positrol[®] do tipo “K” utilizando RNA com uma camada oculta.

Curva	Elo Fusível	5 neurônios		10 neurônios		15 neurônios		20 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,43880	0,53093	0,48459	0,49595	0,47895	0,49353	0,47926	0,48387
	10K	0,49004	0,47491	0,56133	0,54936	0,56423	0,59893	0,57930	0,61907
	15K	0,15900	0,09643	0,14873	0,12051	0,18218	0,14664	0,13274	0,12773
	25K	0,10158	0,07901	0,07410	0,06831	0,07234	0,09343	0,07061	0,07854
	40K	0,05511	0,05449	0,05547	0,05418	0,05492	0,05472	0,05732	0,05471
	65K	0,04803	0,08612	0,08182	0,06667	0,05362	0,05847	0,07124	0,07528
	100K	0,03664	0,01706	0,01528	0,01312	0,00646	0,01067	0,01171	0,01214
	140K	0,05700	0,03320	0,02842	0,02833	0,02853	0,03436	0,02952	0,01406
	200K	0,05931	0,09616	0,02247	0,02969	0,02017	0,02775	0,02986	0,01874
	MI	6K	0,37175	0,47807	0,45410	0,49680	0,44891	0,47858	0,44831
10K		0,16680	0,14808	0,14548	0,13120	0,12643	0,19074	0,13878	0,18084
15K		0,04933	0,01338	0,01764	0,02529	0,01996	0,09176	0,05190	0,08602
25K		0,09015	0,09132	0,08914	0,08660	0,08704	0,09901	0,09209	0,09215
40K		0,05619	0,07652	0,08688	0,03157	0,04342	0,08882	0,04170	0,08501
65K		0,02149	0,05448	0,08905	0,06357	0,08142	0,03796	0,02439	0,09514
100K		0,00549	0,00410	0,00414	0,00744	0,00409	0,00538	0,04526	0,00697
140K		0,06948	0,06390	0,09800	0,02467	0,02368	0,01870	0,01403	0,02888
200K		0,04444	0,00839	0,00664	0,00531	0,04037	0,00304	0,03918	0,01343
		$\sum SSE$	2,32063	2,40654	2,46327	2,29855	2,33673	2,53248	2,35718

Fonte: Autoria própria.

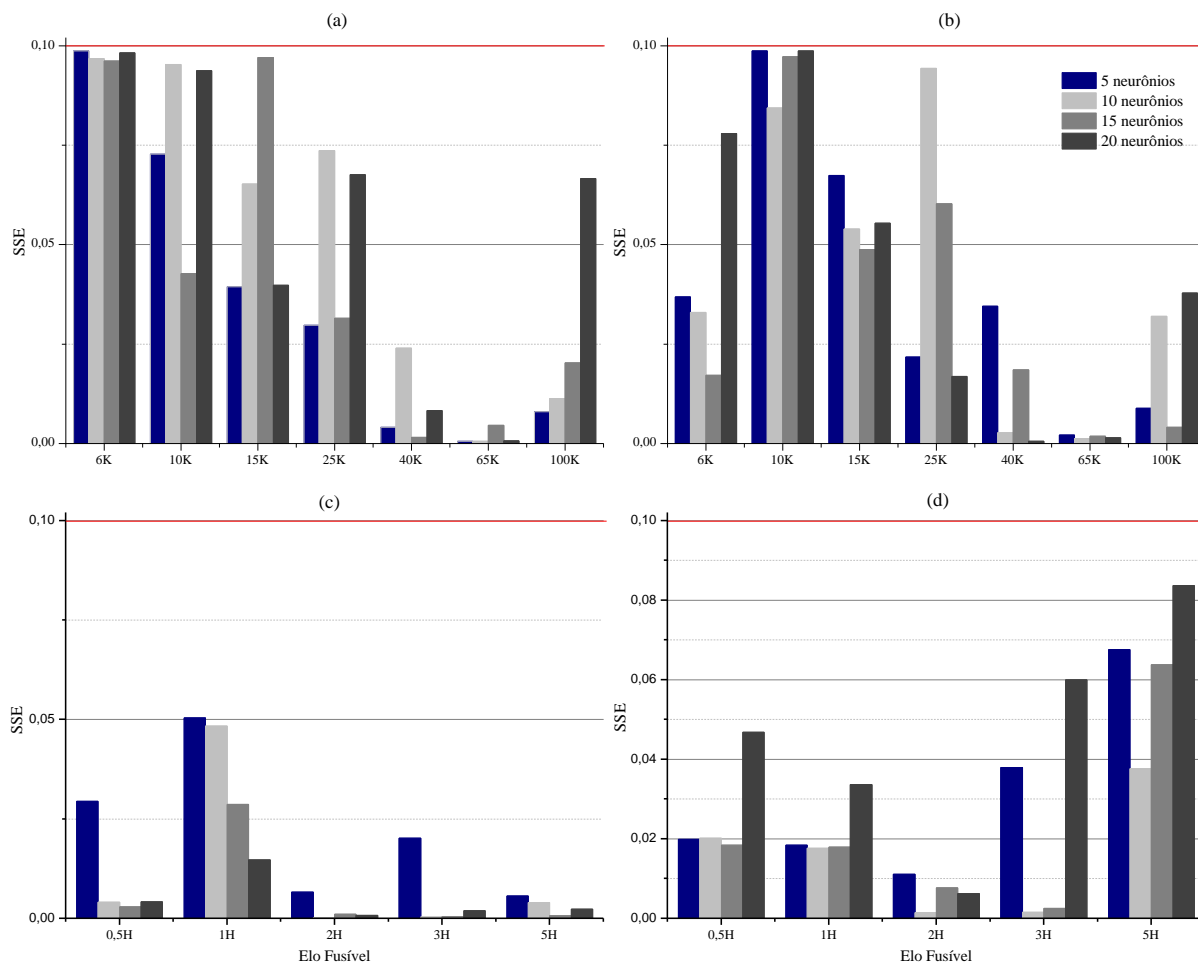
Tabela 5.2 – SSE dos elos fusíveis Indel Bauru do tipo “H” utilizando RNA com uma camada oculta.

Curva	Elo Fusível	5 neurônios		10 neurônios		15 neurônios		20 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	0,5H	-	-	-	-	-	-	-	-
	1H	0,07307	0,02052	0,01523	0,00587	0,02877	0,01148	0,00588	0,01236
	2H	0,09055	0,13341	0,02678	0,09518	0,05903	0,09524	0,08742	0,09260
	3H	0,04338	0,06019	0,06870	0,05181	0,06437	0,04154	0,03782	0,04693
	5H	0,09803	0,06941	0,06087	0,05816	0,05611	0,08986	0,04275	0,07322
MI	0,5H	-	-	-	-	-	-	-	-
	1H	0,08010	0,07339	0,08468	0,08753	0,05872	0,08018	0,06245	0,06272
	2H	0,67924	0,76401	0,69166	0,69883	0,59884	0,69719	0,67682	0,79415
	3H	0,47057	0,93678	0,64579	0,89836	0,89733	0,89637	0,89856	0,95911
	5H	0,07222	0,07852	0,08362	0,06510	0,06735	0,07170	0,07962	0,08907
	$\sum SSE$	1,60717	2,13623	1,67732	1,96083	1,83052	1,98355	1,89132	2,13017

Fonte: Autoria própria.

A Figura 5.1 mostra os valores obtidos para o SSE do elo fusível Eletrofusi Power Systems do tipo “K” e “H” para o modelo FFNN, considerando apenas uma camada oculta. Os valores do SSE para a topologia proposta, FFNN com 5 neurônios em apenas uma camada oculta, foram destacados na cor azul. Nota-se que tais valores, para ambos os tipos e para toda faixa de valores dos elos, estão de acordo com o critério usado neste trabalho.

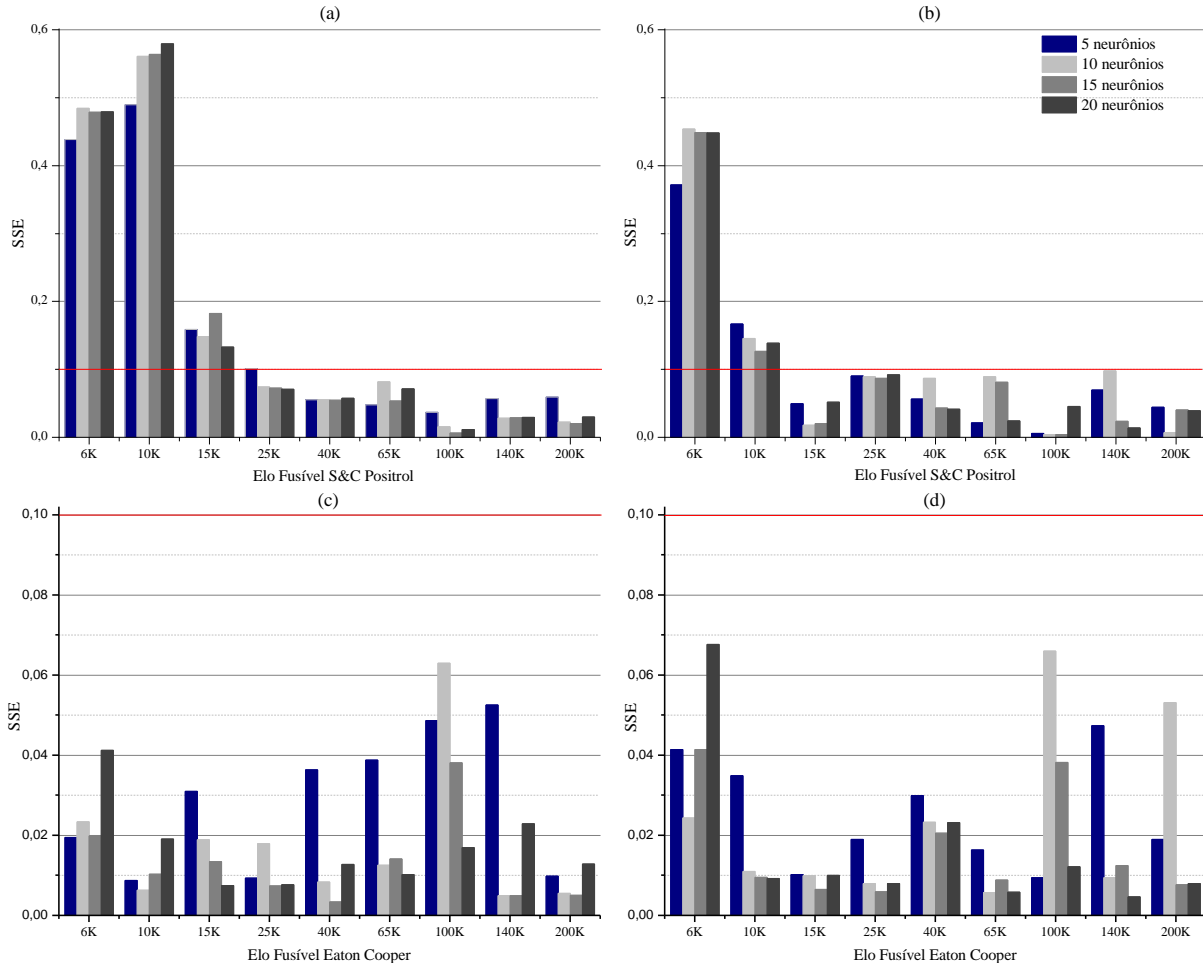
Figura 5.1 – SSE x Elo fusível Eletrofusi Power Systems utilizando RNA - FFNN com uma camada oculta (a) Curva MF tipo “K” (b) Curva MI tipo “K” (c) Curva MF tipo “H” (d) Curva MI tipo “H”.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 5.2 mostra os resultados obtidos pelos fabricantes S&C Positrol[®] e Eaton Cooper para o elo fusível do tipo “K”. Nota-se que de todos os valores avaliados para o fabricante S&C Positrol[®], apenas 3 (6K e 10K para a curva MF e 10K para a curva MI) estão acima do critério, porém estes 3 valores são os menores obtidos, considerando-se as topologias com uma camada oculta. Para o fabricante Eaton Cooper, todos os valores estão de acordo com o critério estabelecido como um bom ajuste da curva.

Figura 5.2 – SSE x Elo fusível do tipo “K” utilizando RNA - FFNN com uma camada oculta (a) Curva MF do elo S&C Positrol® (b) Curva MI S&C Positrol® (c) Curva MF do elo Eaton Cooper (d) Curva MI Eaton Cooper.



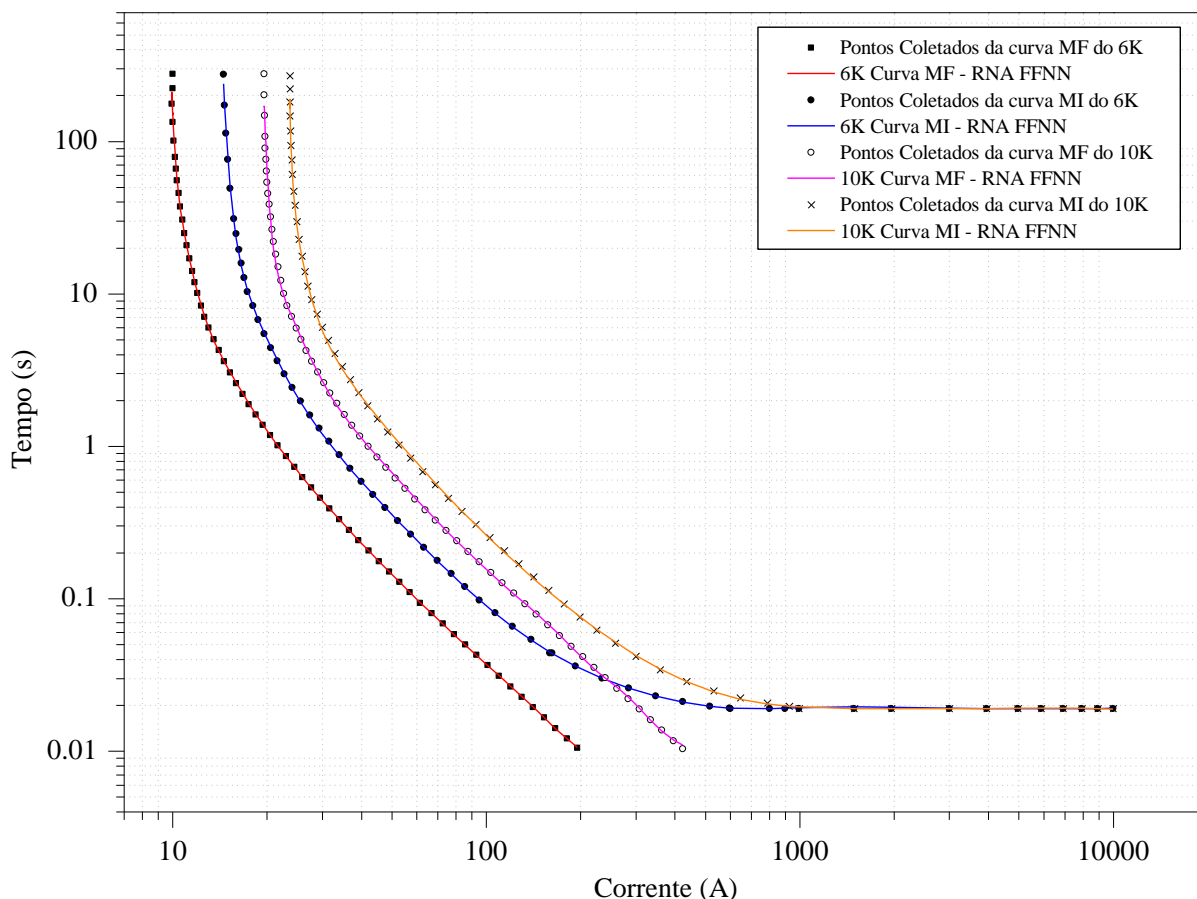
Fonte: Autoria própria.

Foi destacada na cor azul os valores da camada oculta com 5 neurônios do modelo FFNN em ambas as figuras, pois esta topologia foi a selecionada pelo presente trabalho como a melhor opção para o ajuste das curvas MF e MI dos elos fusíveis do tipo expulsão. Os critérios utilizados para sua seleção foram os baixos valores obtidos pelo parâmetro SSE (para cada valor de elo e para o erro global) e sua simplicidade de implementação.

A Figura 5.3 mostra os ajustes das curvas MF e MI dos elos fusíveis 6K e 10K para o fabricante Eletrofusi Power Systems. Verifica-se o bom desempenho do ajuste quando a modelagem é realizada por uma RNA com topologia FFNN. A Tabela 5.3 mostra os valores mínimo, máximo e a média do parâmetro SSE obtidos pela RNA - FFNN para toda faixa de valores dos elos fusíveis. Nota-se que, de todos os valores avaliados, apenas o fabricante S&C Positrol®

ultrapassou o valor limite, conforme mencionado anteriormente. Devido a isto, considera-se satisfatória a modelagem do elo fusível através da RNA.

Figura 5.3 – Curva MF e MI do elo fusível Eletrofusi Power Systems 6K e 10K.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 5.3 – Valores mínimo, máximo e médio do parâmetro SSE para as curvas MF e MI dos elos fusíveis tipo “K” utilizando RNA – FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Valor	SSE		
		Eaton Cooper Power Kearney	Eletrofusi Power Systems	S&C Positrol®
MF	Mínimo	0,00873	0,00057	0,03664
	Médio	0,02833	0,03619	0,16061
	Máximo	0,05258	0,09872	0,49004
MI	Mínimo	0,00948	0,00211	0,00549
	Médio	0,02530	0,03861	0,09724
	Máximo	0,04739	0,09872	0,37175

Fonte: Autoria própria.

5.3.1.2 Avaliação da função polinomial

O ajuste das curvas através da regressão polinomial foi realizado através do comando *polyfit* presente no MATLAB®. Tal comando estima os coeficientes de um único polinômio que interpola os dados no sentido dos mínimos quadrados, isto é, não necessariamente o polinômio passa pelos pontos, mas a soma das distâncias dos pontos ao polinômio é minimizada (THE MATHWORKS INC., 2018).

Atenção especial foi dada a função polinomial devido a mesma ser a mais utilizada na literatura revisada. Usando a Equação 2.7, foram analisados polinômios da primeira até a décima quinta ordem, conforme trabalho publicado por Tian et al. (2016). É importante ressaltar que o presente trabalho utilizou 60 pontos para cada curva, ou seja, os mesmos pontos que foram utilizados pela rede neural. O SSE foi usado como critério de precisão do ajuste.

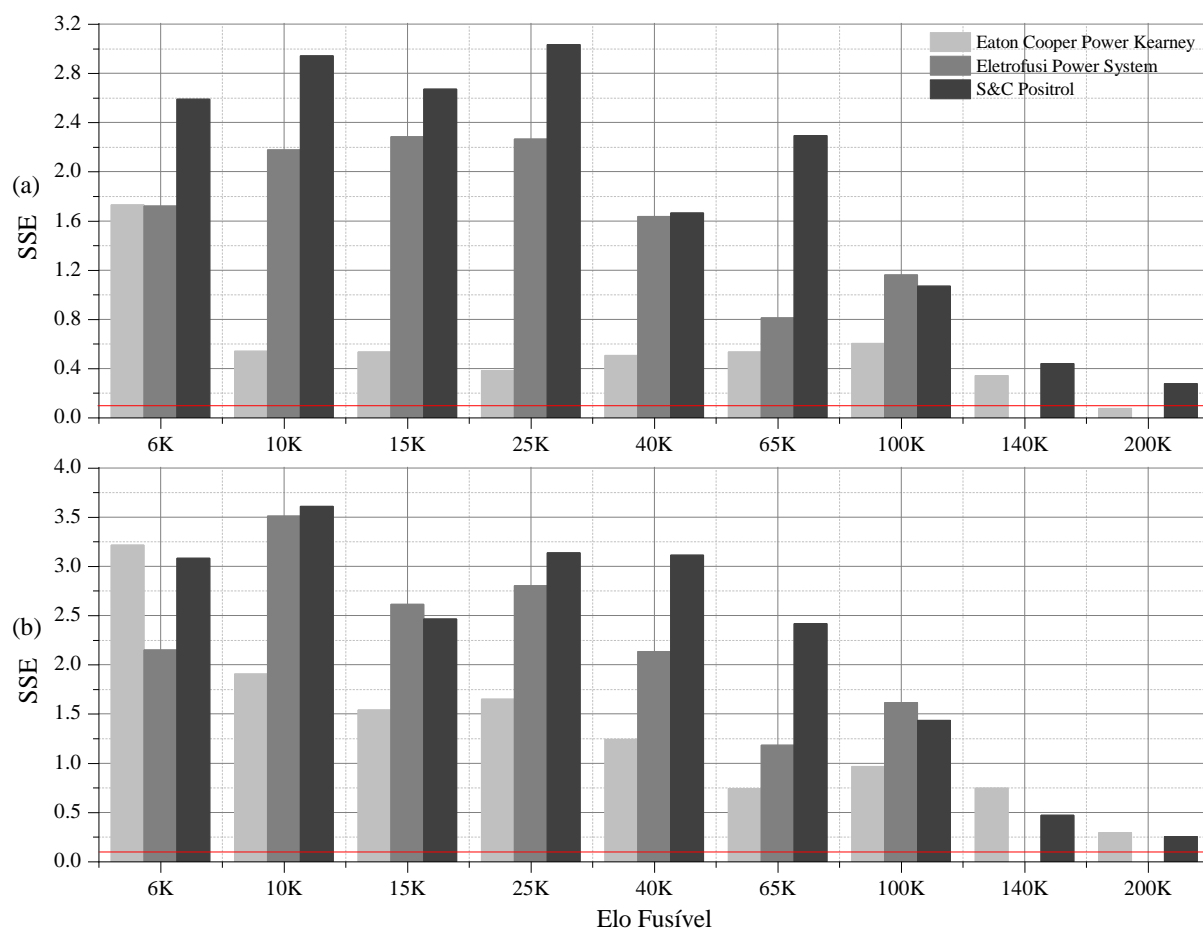
Os resultados serão apresentados em 4 tópicos distintos, onde cada tópico apresenta o critério aplicado. O primeiro critério utiliza um polinômio de ordem 3 para modelagem do elo, o segundo usa ordem 6, e o terceiro define a ordem do polinômio através do menor valor do SSE entre as ordens de 1 a 15. Por fim, o quarto critério emprega a técnica de VC para definição da melhor ordem.

5.3.1.2.1 Polinômio de ordem 3

Utilizando a Equação (2.7), definiu-se a ordem 3 para o polinômio. Tal valor foi selecionado com base no trabalho publicado por Ferreira (2013). A Figura 5.4 mostra os valores obtidos para o elo fusível do tipo “K” para todos os fabricantes. Nota-se os altos valores encontrados para os fabricantes Eletrofusi Power Systems e S&C Positrol®. Tal fato, evidencia que a ordem 3 não é a mais adequada para a modelagem dos elos fusíveis.

Na seção de APÊNDICE são informados os valores do SSE para todos os elos fusíveis do tipo “K” e “H” utilizando a ordem 3.

Figura 5.4 – SSE x Elo fusível do tipo “K” para os polinômios de ordem 3 (a) Curva MF (b) Curva MI.



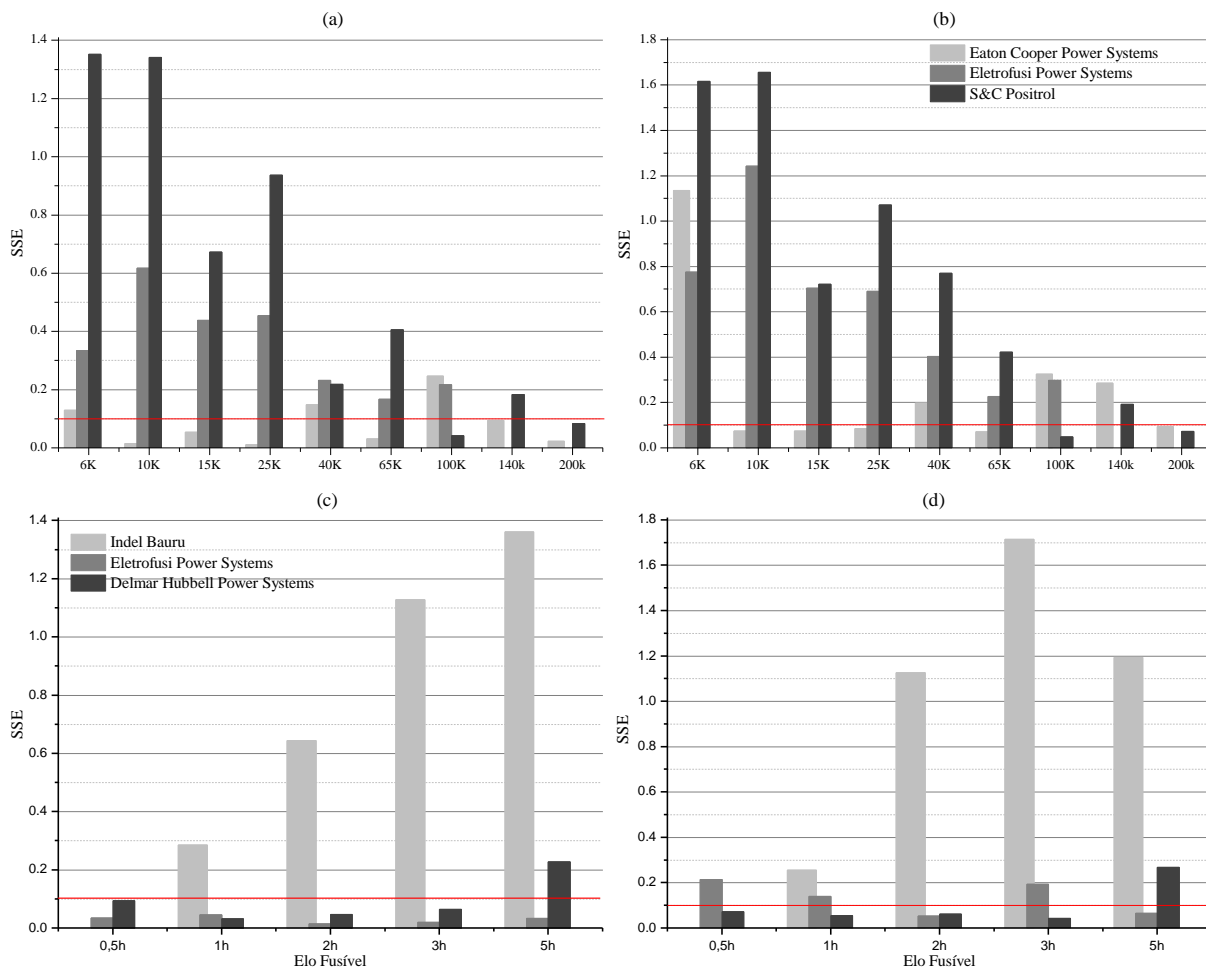
Fonte: Autoria própria.

5.3.1.2.2 Polinômio de ordem 6

O trabalho publicado por Guarda (2017) utilizou polinômios de ordem 6 para modelagem das curvas. A Figura 5.5 mostra os valores obtidos para os elos fusíveis do tipo “K” e “H”. Percebe-se que os valores apresentados são menores do que os de ordem 3, porém alguns valores são superiores ao critério adotado como satisfatório pelo presente trabalho.

Na seção de APÊNDICE são apresentados todos os valores obtidos para o SSE através do polinômio de ordem 6.

Figura 5.5 – SSE x Polinômios de ordem 6 (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.



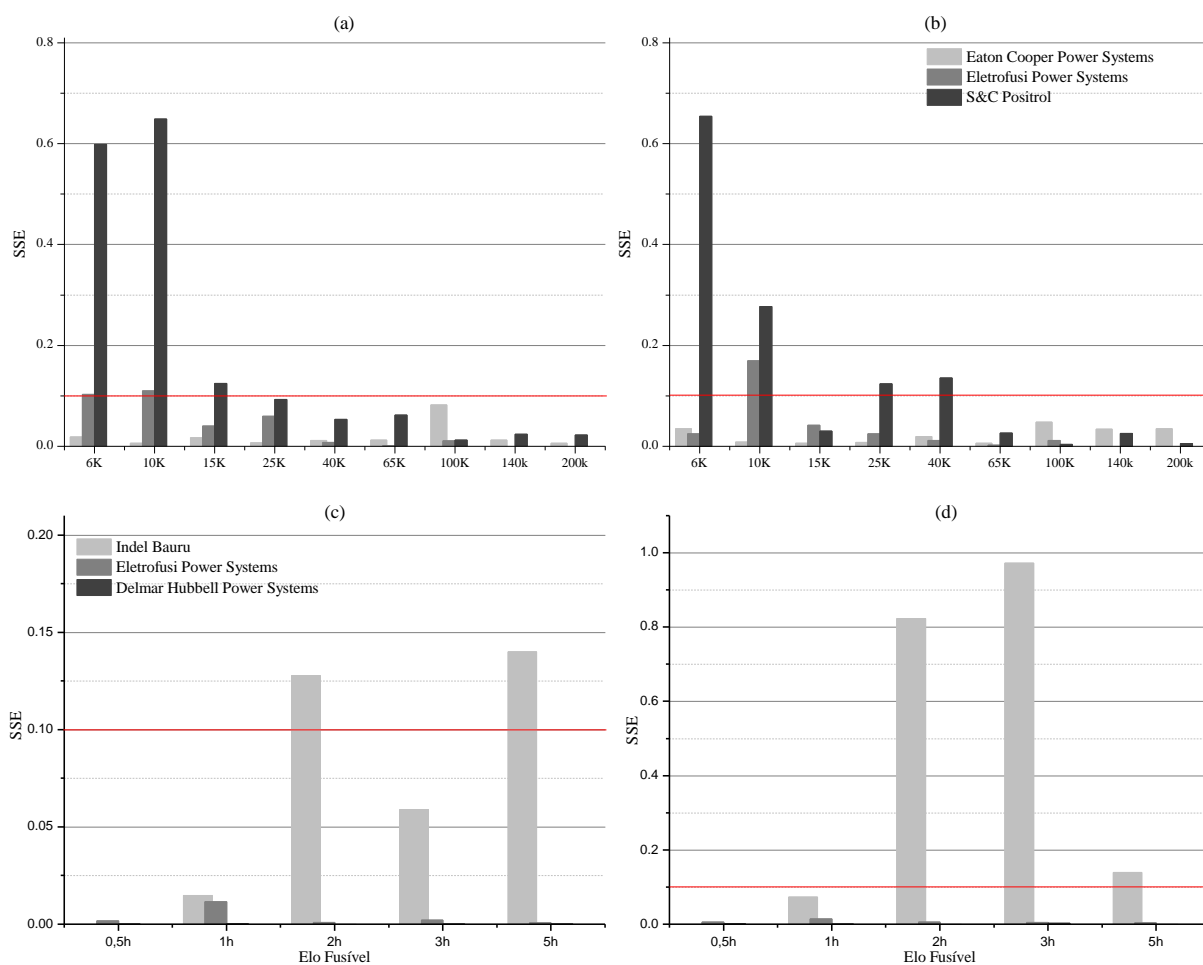
Fonte: Autoria própria.

5.3.1.2.3 Polinômio com ordem definida pelo menor valor do SSE

Com o objetivo de obter melhores resultados para a função polinomial, optou-se por definir a ordem do polinômio conforme o menor valor do parâmetro SSE. A Figura 5.6 mostra os resultados para os elos fusíveis do tipo “K” e “H”.

Nota-se que para o tipo “K”, os piores resultados são para o fabricante S&C Positrol[®]. Por sete vezes o critério foi ultrapassado para tal fabricante. Para os elos do tipo “H”, apenas o fabricante Indel Bauru excedeu o valor limite. De uma maneira geral os resultados podem ser considerados razoáveis, porém não são suficientemente bons para realizar o ajuste das curvas dos elos fusíveis do tipo expulsão.

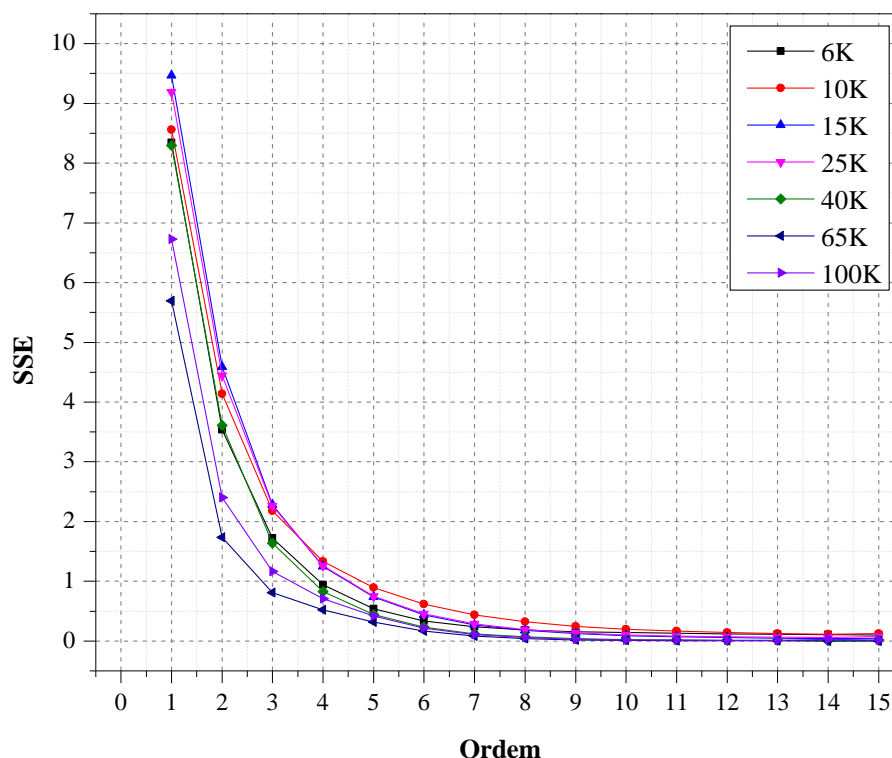
Figura 5.6 – SSE x Polinômios com ordem definida pelo menor SSE (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 5.7 mostra que o parâmetro SSE tem relação inversa com a ordem do polinômio, ou seja, o valor do parâmetro decresce conforme aumenta a ordem do polinômio. Tal fenômeno ocorre para ambas as curvas do elo fusível. Desta forma, é muito difícil ter um polinômio com uma única ordem que consiga representar o ajuste da curva de forma satisfatória para toda faixa de valores dos elos fusíveis. Entretanto, uma definição prévia de um grau para todas as curvas dos elos fusíveis, conforme exposto anteriormente, pode acarretar em uma predição inadequada. O mesmo fenômeno ocorre para os elos do tipo “H”.

Figura 5.7 – SSE x Ordem do polinômio para a curva MF dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K”.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 5.4 – Ordem do polinômio com menor SSE para os elos fusíveis do tipo “H”.

Elo Fusível	Delmar Hubbell Power Systems		Eletrofusi Power Systems		Indel Bauru	
	Ordem		Ordem		Ordem	
	MF	MI	MF	MI	MF	MI
0,5H	15	15	15	15	-	-
1H	15	15	15	15	15	15
2H	15	15	15	15	15	15
3H	15	15	15	15	15	15
5H	15	15	15	15	15	15

Fonte: Autoria própria.

O polinômio definido pelo menor valor do SSE tem a desvantagem de ser selecionado pelo limite de ordens testadas. Isto acontece porque os melhores resultados estão associados as maiores ordens, conforme pode ser visto na Tabela 5.4.

5.3.1.2.4 Polinômio com ordem definida pela técnica VC

Com o intuito de obter uma ordem menor, mas que apresente um bom ajuste para as curvas, utilizou-se a técnica VC. Conforme mencionado na Seção 3.3.8.1.4, a técnica de VC é empregada para avaliar a capacidade de predição de um modelo matemático, a partir de um conjunto de dados, no qual algumas amostras são removidas como parte da análise.

A técnica VC normalmente utiliza como parâmetro de desempenho o MSE. Para manter o mesmo parâmetro para todas as análises, o presente trabalho verificou qual a ordem foi selecionada pela técnica VC e utilizou o seu respectivo valor do parâmetro SSE.

A Figura 5.8 mostra o desempenho dos elos fusíveis do tipo “K” quando a ordem do polinômio é definida pela técnica de VC. Nota-se que o fabricante S&C Positrol® apresentou os piores resultados para os elos do tipo “K” e o fabricante Indel Bauru para os elos do tipo “H”. Este mesmo fato também aconteceu quando a ordem do polinômio foi determinada pelo menor valor do parâmetro SSE.

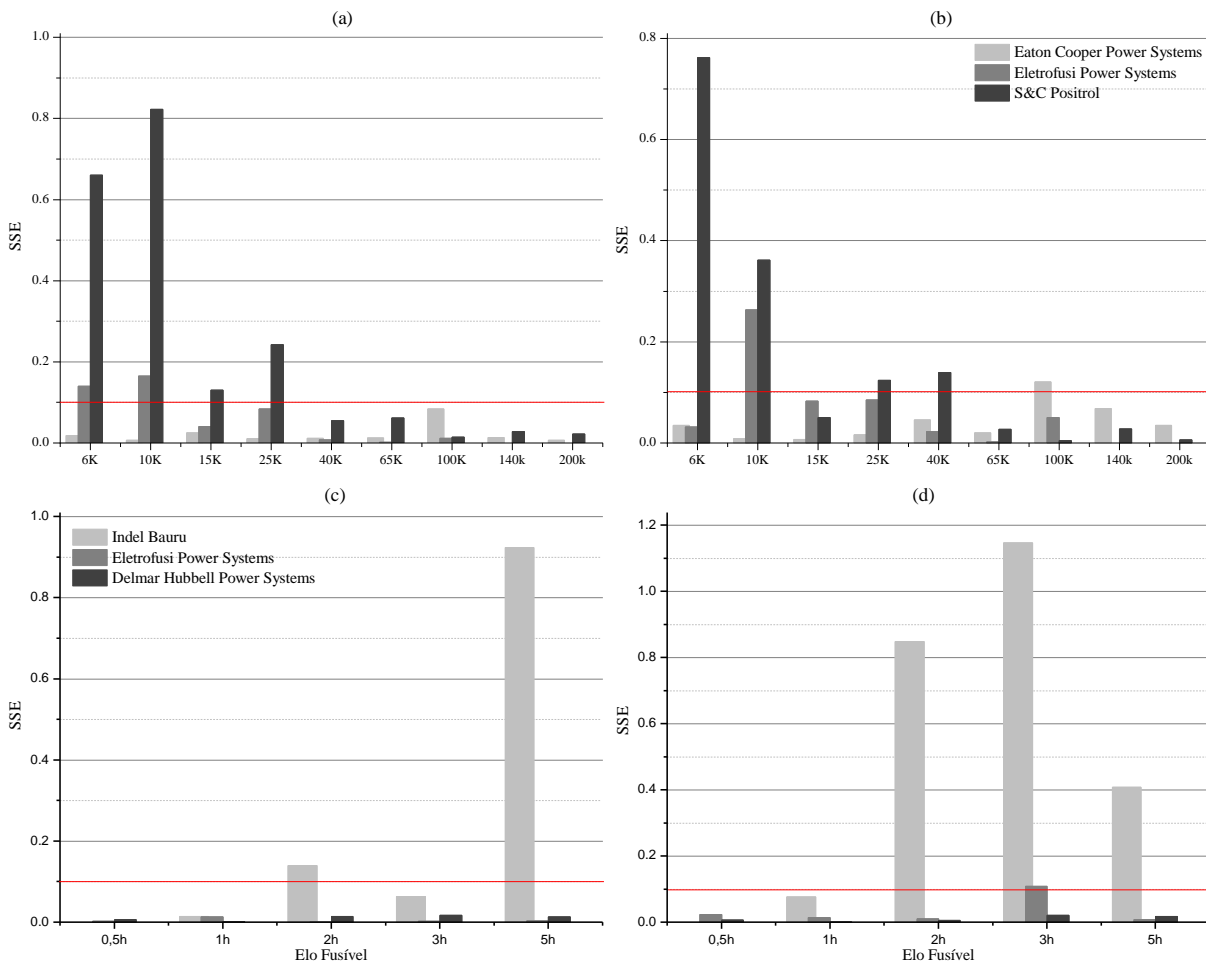
A utilização da técnica VC obteve polinômios de menores ordens, contudo não foi possível obter uma única ordem para toda faixa de valores dos elos fusíveis do tipo “K” e “H”. A Tabela 5.5 mostra um comparativo entre a ordem do polinômio utilizando o menor valor para o parâmetro SSE e a técnica da VC.

Tabela 5.5 – Ordem do polinômio para os elos fusíveis do tipo “K”.

Elo Fusível	Eaton Cooper Power Systems				Eletrofusi Power Systems				S&C Positrol®			
	MSE		Menor SSE		MSE		Menor SSE		MSE		Menor SSE	
	MF	MI	MF	MI	MF	MI	MF	MI	MF	MI	MF	MI
6K	15	15	15	15	10	14	15	15	12	13	14	15
10K	11	15	14	15	11	12	14	15	10	13	15	15
15K	9	11	14	15	14	12	14	15	15	13	14	15
25K	8	11	14	15	11	11	14	15	10	15	15	15
40K	13	10	13	15	14	12	14	14	10	12	15	14
65K	8	10	14	15	15	14	15	15	13	13	13	14
100K	11	8	12	15	12	14	13	15	10	10	13	15
140K	11	14	12	12	-	-	-	-	14	15	13	12
200K	12	11	12	12	-	-	-	-	11	10	11	12

Fonte: Autoria própria.

Figura 5.8 – SSE x Polinômios com ordem definida pela técnica VC (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.



Fonte: Autoria própria.

5.3.1.2.5 Considerações sobre a Função Polinomial

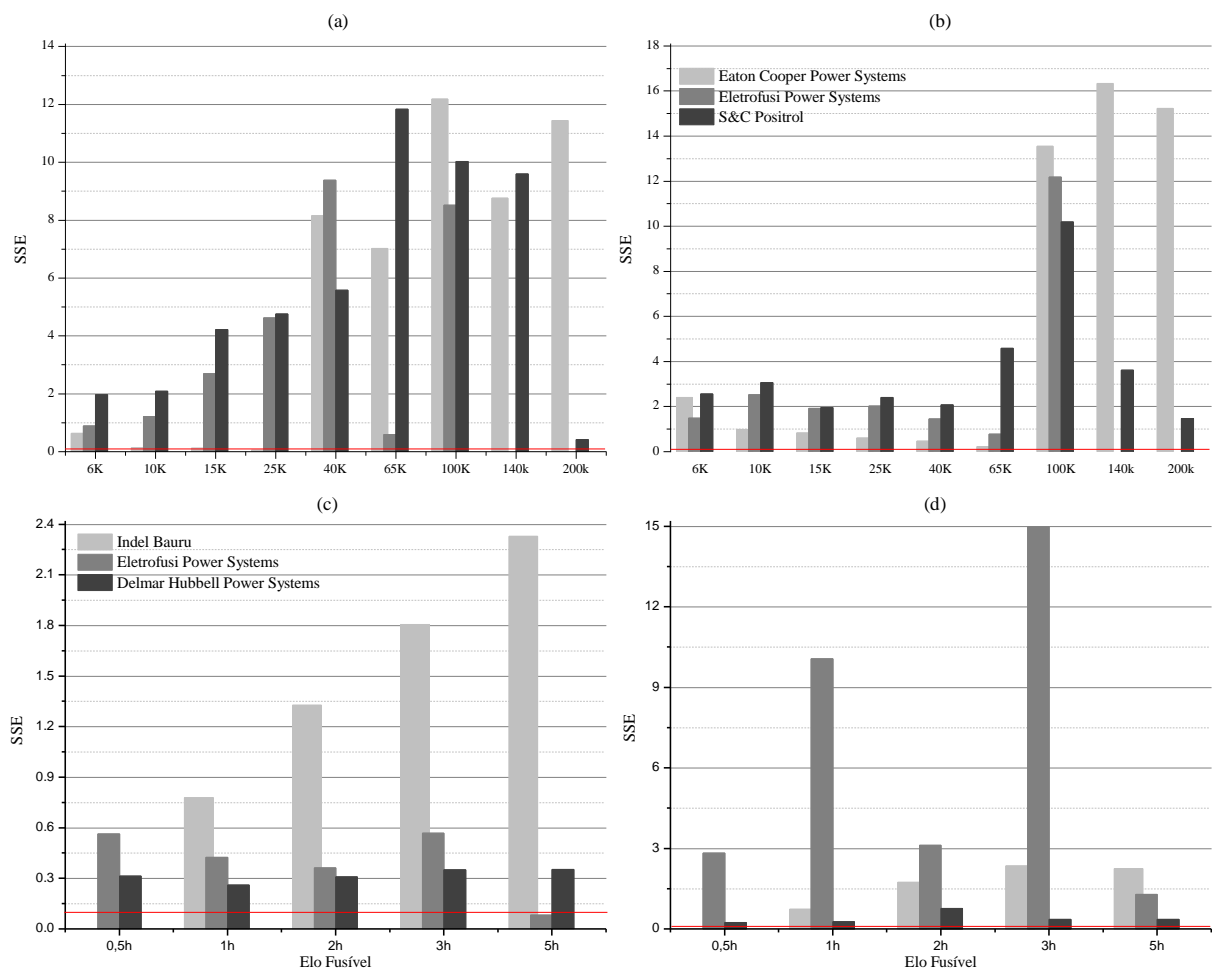
Através dos resultados apresentados, ficou visível a dificuldade em ter um polinômio com uma mesma ordem para toda faixa de valores dos elos fusíveis, independentemente do seu tipo, e que esteja de acordo com o critério adotado. Nota-se que os baixos valores do SSE e consequentemente um satisfatório ajuste da curva, são associadas com as maiores ordens do polinômio.

5.3.1.3 Avaliação da Função exponencial

Assim como os demais métodos, utilizou-se o programa MATLAB[®] para o ajuste das curvas através da Equação (2.9). Na Figura 5.9, nota-se que a maior parte dos valores estão

acima do critério estabelecido pelo trabalho. Logo, esta função não é recomendada para modelar elos fusíveis do tipo expulsão.

Figura 5.9 – SSE x Função Exponencial (a) Curva MF do tipo “K” (b) Curva MI do tipo “K” (c) Curva MF do tipo “H” (d) Curva MI do tipo “H”.



Fonte: Autoria própria.

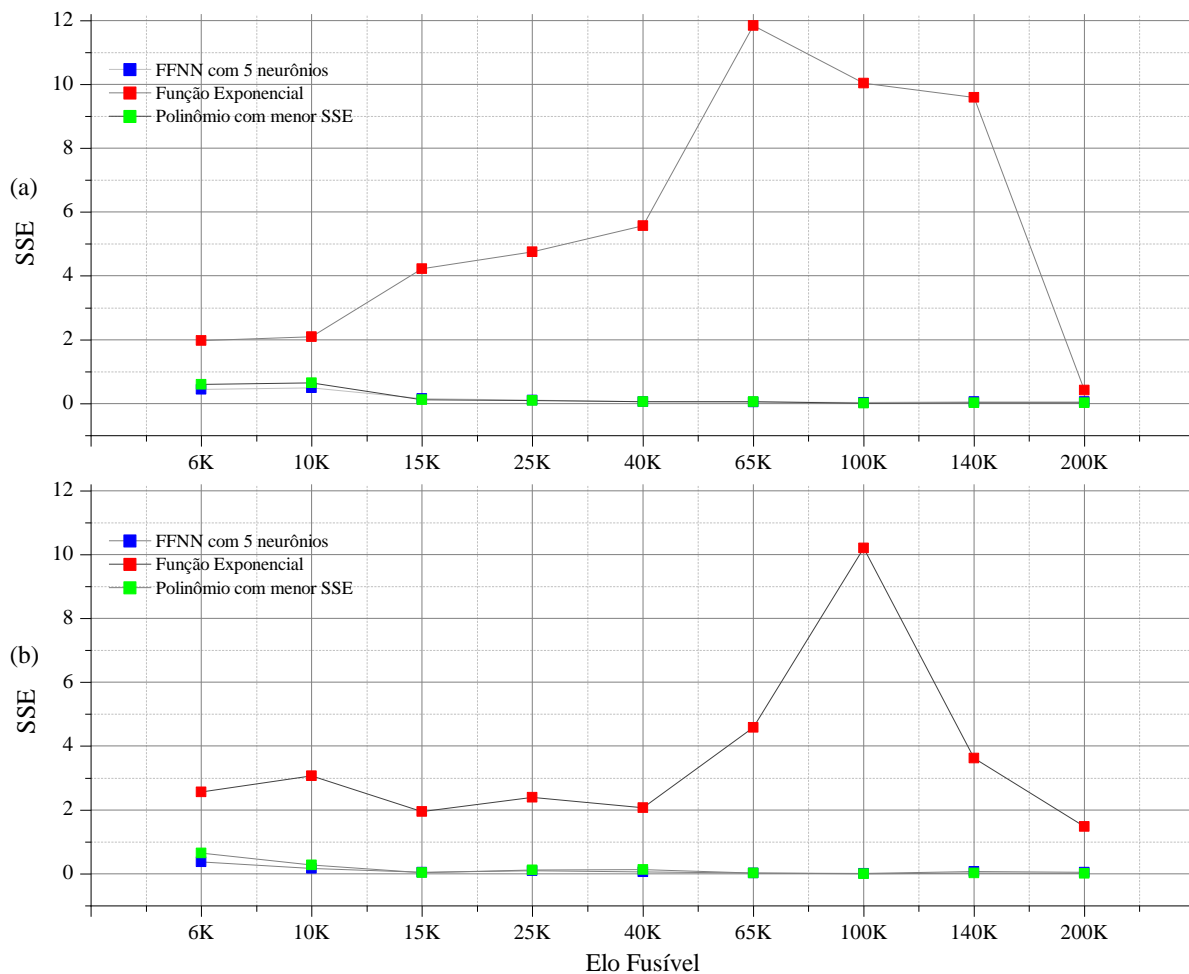
5.3.1.4 Comparação entre os métodos

Esta seção apresentará uma comparação entre os três métodos selecionados para o ajuste das curvas dos elos fusíveis.

Entre as duas funções selecionadas, a função polinomial foi a que apresentou melhor resultado global para os dois tipos de elo fusível e para todos os fabricantes, todavia, seus resultados são inferiores aos apresentados pela RNA. Por causa disso, a função polinomial deve ser evitada para modelar as curvas MF e MI dos elos fusíveis do tipo expulsão.

A Figura 5.10 mostra um comparativo entre os elos fusíveis S&C Positrol[®] do tipo “K” para toda faixa de valores. Nota-se que a função exponencial apresentou os maiores valores para o parâmetro SSE. Também é possível verificar que os valores obtidos pela função polinomial são muito próximos aos valores obtidos pela rede neural.

Figura 5.10 – SSE x Elo fusível S&C Positrol[®] do tipo “K” (a) Curva MF (b) Curva MI.



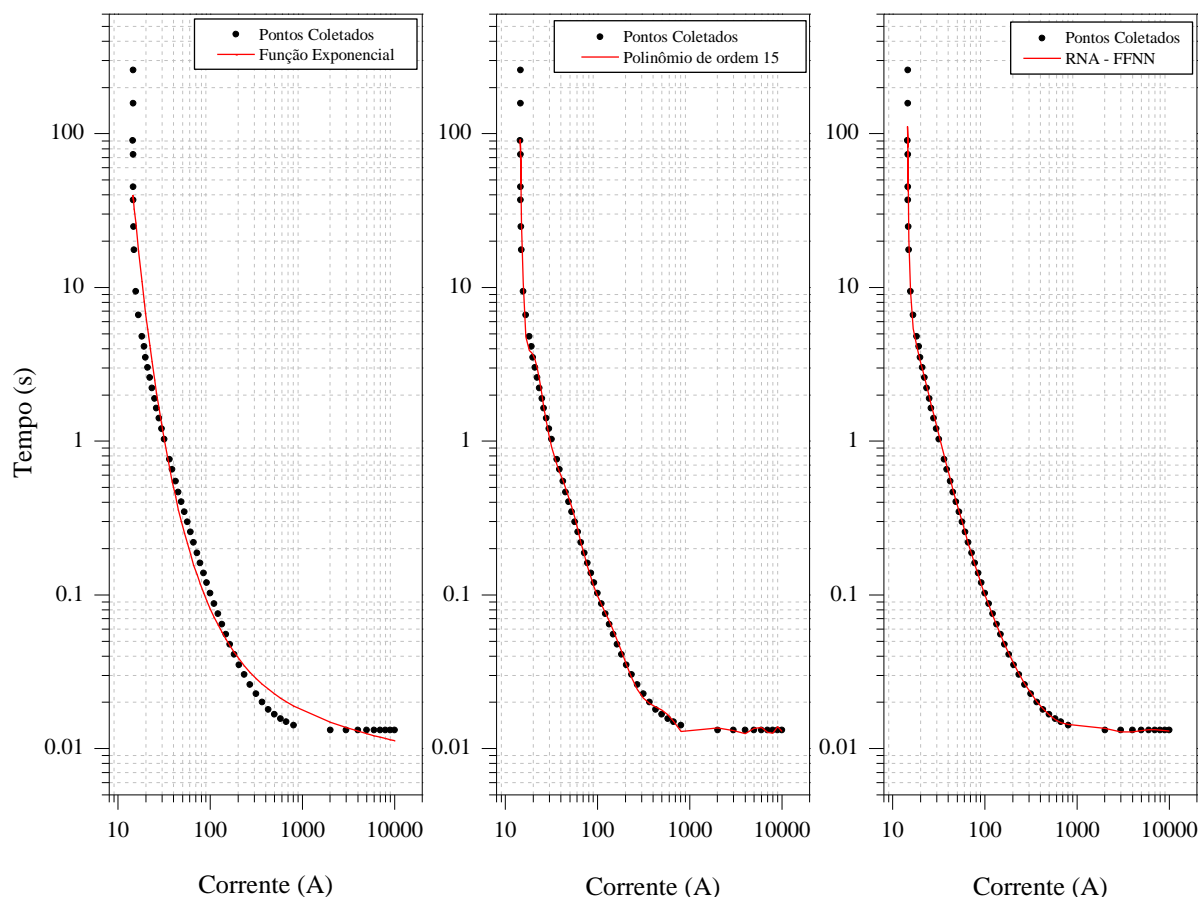
Fonte: Autoria própria.

A Figura 5.11 ilustra a comparação entre os métodos analisados para o ajuste da curva em relação aos pontos coletados. Para exemplificação, utilizou-se a curva MI do elo fusível S&C Positrol[®] 6K. Nota-se de forma gráfica que o ajuste gerado pela função exponencial não é satisfatório.

Aparentemente o ajuste através da função polinomial pode ser considerado bom, porém sua curva possui oscilações, entre 300 e 1000 A, comprometendo sua precisão. Essas oscilações

representam tempos de operação diferentes dos informados pelos fabricantes, ou seja, prejudicam o estudo de proteção do sistema de distribuição. A topologia da rede selecionada para análise gráfica foi a FFNN com 5 neurônios em apenas uma camada oculta.

Figura 5.11 – Pontos coletados x Curva MI do elo fusível S&C Positrol® 6K através dos métodos avaliados.



Fonte: Autoria própria.

Apesar dos valores do SSE serem próximos entre o polinômio de menor SSE e a rede neural, o polinômio não apresenta um bom ajuste para as curvas. Isso pode ser verificado pelos tempos de operações, conforme mostra a Tabela 5.6. Foram avaliadas as curvas MF e MI do elo fusível Positrol® 10K em relação a um determinado valor de corrente. Comparou-se os tempos obtidos pelos métodos com os tempos das curvas disponibilizados pelo fabricante. Os tempos do fabricante foram determinados através de análise gráfica.

O menor valor da diferença entre o tempo do fabricante e o método avaliado foi destacado em negrito para cada elo fusível. Percebe-se que a diferença entre o tempo da análise

gráfica e o tempo obtido pela RNA é muito pequeno, comprovando bom desempenho do modelo proposto. Esta pequena diferença é fundamental para a realização de um correto estudo de proteção, pois ela implica que a curva do elo fusível foi modelada fidedignamente conforme o fabricante a disponibiliza.

Tabela 5.6 – Comparação dos tempos de operação gerados pelos métodos avaliados para as curvas do elo fusível Eletrofusi Power Systems 10K.

Corrente (A)	Curva	Fabricante	FFNN	(Diferença fabricante – FFNN) ²	Polinomial	(Diferença fabricante – Polinomial) ²	Exponencial	(Diferença fabricante – Exponencial) ²
30	MF	2,5	2,615520	0,013345	2,160401	0,115327	2,282294	0,047396
	MI	6	5,986818	0,000174	8,081892	4,334274	11,946804	35,364475
40	MF	1,2	1,127578	0,005245	1,198304	0,000003	0,809248	0,152687
	MI	2,1	2,075915	0,000580	1,644670	0,207325	2,463067	0,131817
50	MF	0,65	0,658425	0,000071	0,774540	0,015510	0,492359	0,024851
	MI	1,2	1,170732	0,000857	0,845663	0,125555	0,980563	0,048152
60	MF	0,45	0,438600	0,000130	0,496434	0,002156	0,360929	0,007934
	MI	0,75	0,767608	0,000310	0,594846	0,024073	0,536889	0,045416
80	MF	0,25	0,241569	0,000071	0,231844	0,000330	0,237737	0,000150
	MI	0,4	0,411474	0,000132	0,393106	0,000048	0,256133	0,020698
100	MF	0,15	0,156751	0,000046	0,138884	0,000124	0,173823	0,000568
	MI	0,26	0,261131	0,000001	0,288921	0,000836	0,165218	0,008984
150	MF	0,075	0,074154	0,000001	0,073805	0,000001	0,092403	0,000303
	MI	0,12	0,122124	0,000005	0,149899	0,000894	0,092182	0,000774
200	MF	0,042	0,043466	0,000002	0,048466	0,000042	0,053741	0,000138
	MI	0,075	0,075550	0,000000	0,087813	0,000164	0,068491	0,000042
300	MF	0,02	0,019841	0,000000	0,018341	0,000003	0,020615	0,000000
	MI	0,041	0,042542	0,000002	0,041898	0,000001	0,050153	0,000084
400	MF	0,011	0,011658	0,000000	0,011454	0,000000	0,008736	0,000005
	MI	0,03	0,030935	0,000001	0,027301	0,000007	0,042331	0,000152

Onde:

Fabricante significa o tempo, em segundos, da curva disponibilizada pelo fabricante que foi obtido através de análise gráfica;

FFNN significa o tempo, em segundos, da curva gerada através da rede neural FFNN com 5 neurônios na camada oculta;

Polinomial significa o tempo, em segundos, da curva gerada através da função polinomial que apresentou o menor valor para o SSE;

Exponencial significa o tempo, em segundos, da curva gerada através da função exponencial;

Diferença significa a diferença de tempo, em s, entre a curva do fabricante e o método avaliado.

Fonte: Autoria própria.

5.3.2 Estudo 2

Além do gráfico, o fabricante S&C Positrol® disponibiliza os pontos das curvas MF e MI em planilhas eletrônicas. A quantidade de pontos varia para cada elo fusível, o que torna o ajuste da curva mais difícil. Neste estudo, foram avaliados somente os elos preferenciais do tipo “K”.

5.3.2.1 Avaliação da topologia da rede neural artificial

Conforme a metodologia proposta, analisou-se duas topologias com diferentes quantidades de neurônios em uma e duas camadas ocultas. A Tabela 5.7 mostra os valores obtidos para o parâmetro SSE dos elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K” através da RNA. Nota-se que o menor erro global foi obtido pela topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta. Os resultados obtidos para a topologia com duas camadas ocultas podem ser vistos no APÊNDICE L.

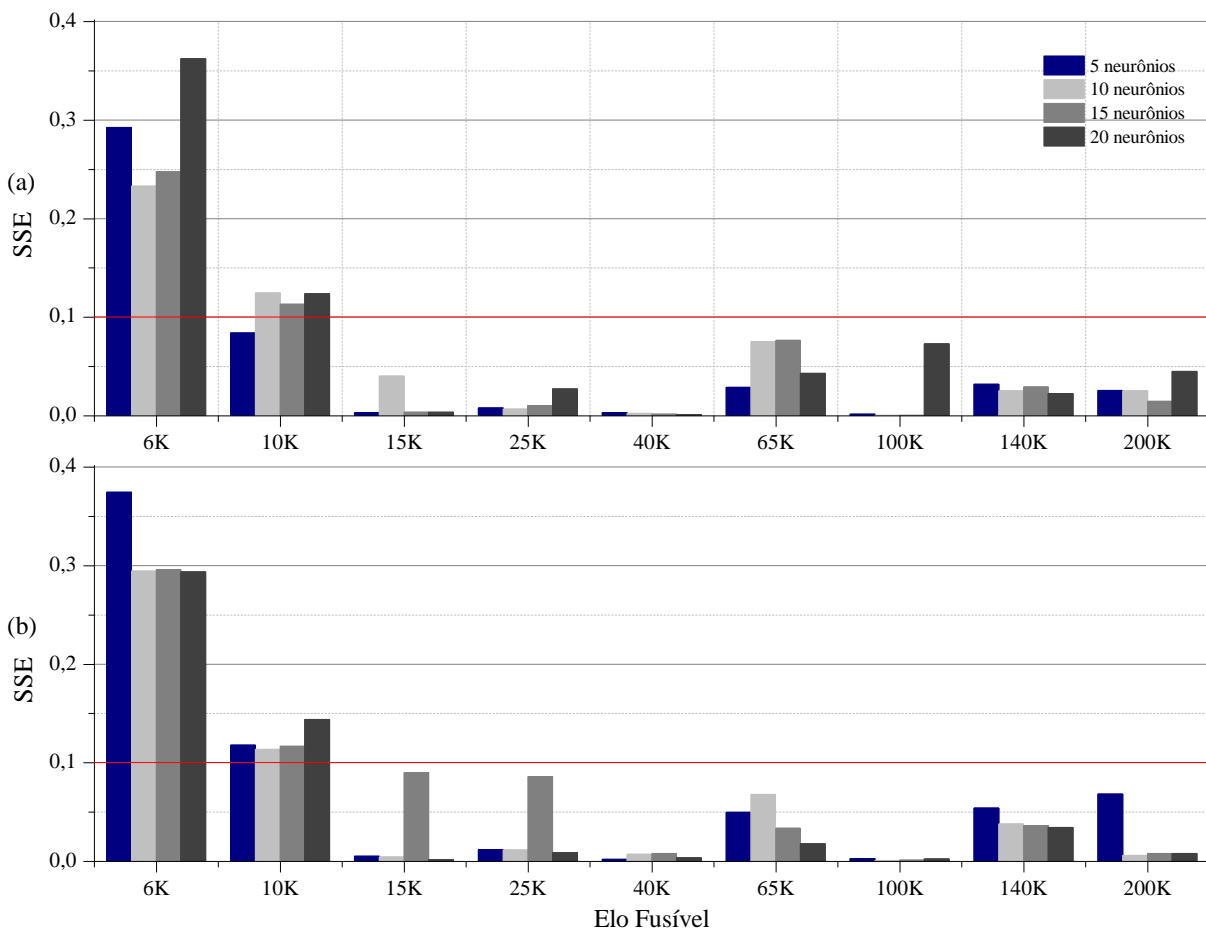
Tabela 5.7 – SSE dos elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K” utilizando RNA com uma camada oculta.

Curva	Elo Fusível	5 neurônios		10 neurônios		15 neurônios		20 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,29257	0,28930	0,23286	0,28151	0,24767	0,31868	0,36239	0,39894
	10K	0,08392	0,22838	0,12436	0,12734	0,11295	0,19906	0,12362	0,19359
	15K	0,00306	0,00601	0,04010	0,00275	0,00361	0,06241	0,00344	0,09478
	25K	0,00787	0,08203	0,00684	0,01959	0,01008	0,08408	0,02715	0,02940
	40K	0,00325	0,00295	0,00228	0,00402	0,00166	0,04588	0,00100	0,03841
	65K	0,02893	0,02615	0,07532	0,07149	0,07655	0,06660	0,04287	0,04241
	100K	0,00163	0,07027	0,00054	0,00056	0,00048	0,00313	0,07277	0,00068
	140K	0,03191	0,02602	0,02539	0,03471	0,02935	0,02546	0,02250	0,01948
	200K	0,02547	0,00908	0,02525	0,02874	0,01444	0,02494	0,04479	0,04911
	MI	6K	0,37429	0,29658	0,29437	0,29981	0,29583	0,30194	0,29368
10K		0,11774	0,17097	0,11343	0,11386	0,11669	0,14517	0,14405	0,14457
15K		0,00510	0,07477	0,00453	0,00380	0,08974	0,00243	0,00162	0,06907
25K		0,01177	0,01034	0,01134	0,01020	0,08588	0,00870	0,00850	0,03479
40K		0,00198	0,00798	0,00690	0,05047	0,00784	0,00731	0,00369	0,00939
65K		0,04979	0,02827	0,06765	0,06262	0,03346	0,06038	0,01786	0,09452
100K		0,00284	0,00076	0,00087	0,00765	0,00135	0,00225	0,00226	0,00122
140K		0,05401	0,03860	0,03784	0,09445	0,03615	0,04208	0,03414	0,02488
200K		0,06805	0,01025	0,00597	0,07994	0,00775	0,01050	0,00795	0,01738
		$\sum SSE$	1,16417	1,37871	1,07583	1,29352	1,17149	1,41101	1,21429

Fonte: Autoria própria.

A Figura 5.17 mostra os valores do SSE para os elos fusíveis S&C Positrol do tipo “K” gerados pela rede FFNN com apenas uma camada oculta. Percebe-se que em apenas 3 casos, curva MF do elo 6K e curva MI dos elos 6 e 10K, os valores obtidos excederam o critério estabelecido.

Figura 5.12 – SSE x Elo fusível S&C Positrol® do tipo “K” utilizando RNA - FFNN com uma camada oculta (a) Curva MF (b) Curva MI.

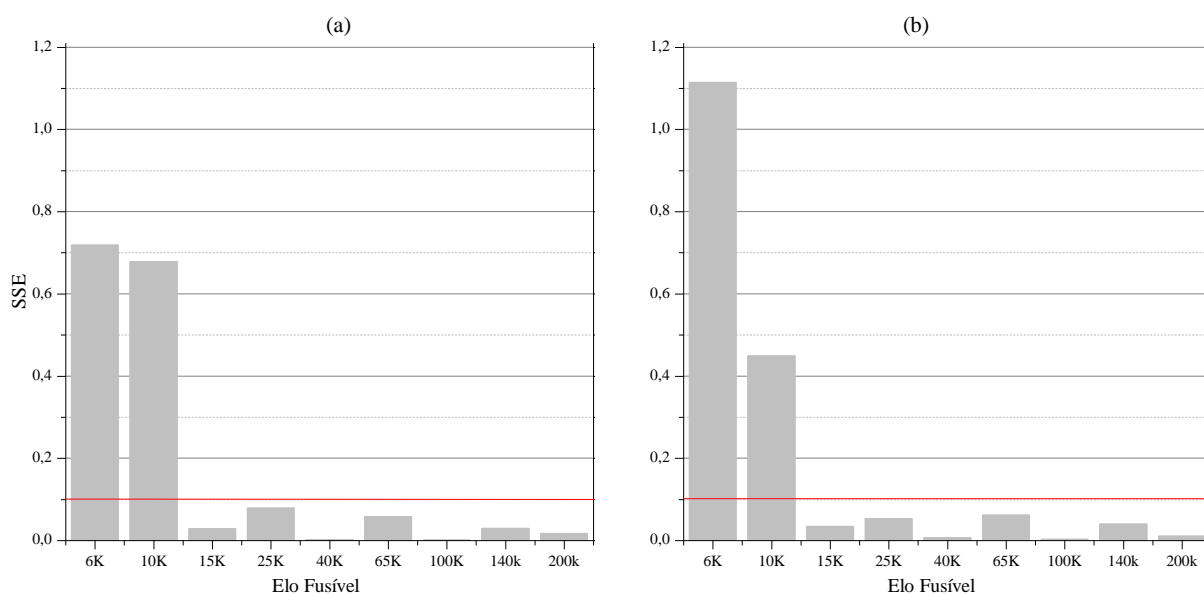


Fonte: Autoria própria.

5.3.2.2 Avaliação da função polinomial

Neste estudo, foi analisado apenas a função polinomial com ordem definida pelo menor valor do parâmetro SSE. Na Figura 5.18, percebe-se que, para ambas as curvas, os elos fusíveis 6 e 10K ficaram acima do critério definido neste trabalho.

Figura 5.13 – SSE x Elo fusível S&C Positrol® do tipo “K” utilizando a função polinomial com a ordem definida pelo menor SSE (a) Curva MF (b) Curva MI.



Fonte: Autoria própria.

A Tabela 5.8 mostra as ordens dos polinômios dos elos tipo “K” para as curvas MF e MI. Conforme mencionado no Estudo 1, o melhor desempenho do polinômio está relacionado as maiores ordens.

Tabela 5.8 – Ordens dos polinômios com menor SSE para as curvas MF e MI dos elos fusíveis S&C Positrol do tipo “K”.

Curva	Elo Fusível								
	6K	10K	15K	25K	40K	65K	100K	140K	200K
MF	15	14	14	14	15	14	14	13	12
MI	15	15	15	15	15	14	13	15	13

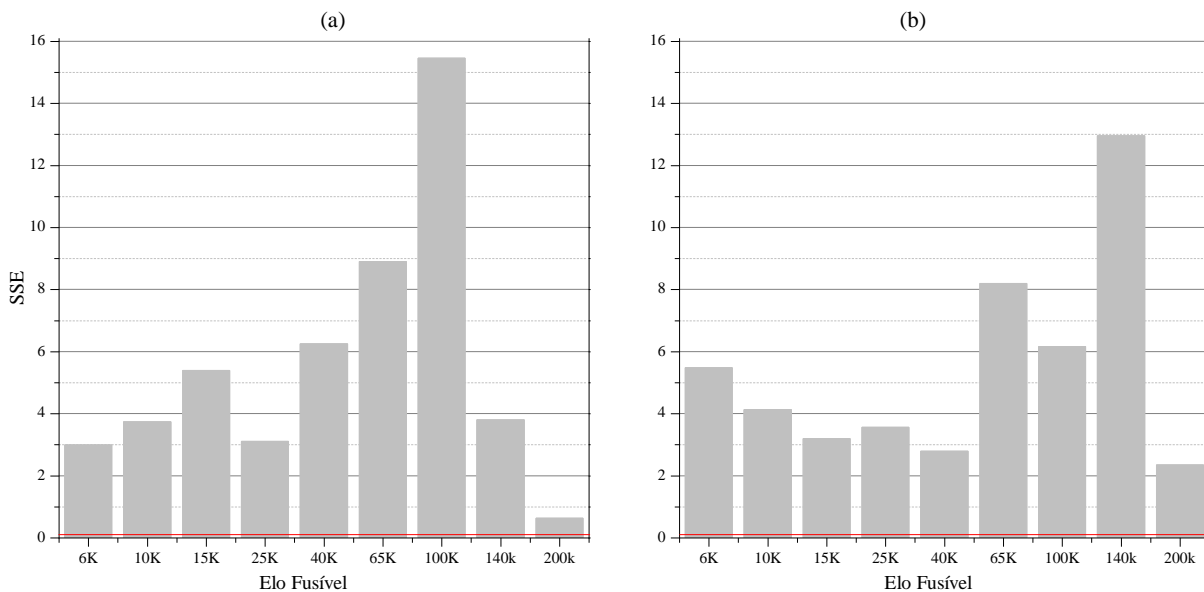
Fonte: Autoria própria.

5.3.2.3 Avaliação da função exponencial

Novamente, a função exponencial apresentou os piores resultados entre os métodos avaliados, conforme pode ser visto na Figura 5.19. Nenhum dos elos obteve valor menor que o

critério de 0,1 para o parâmetro SSE. Desta forma, a função não deve ser utilizada para a modelagem das curvas características *tempo x corrente* dos elos fusíveis.

Figura 5.14 – SSE x Elo fusível S&C Positrol® do tipo “K” utilizando a função exponencial (a) Curva MF (b) Curva MI.

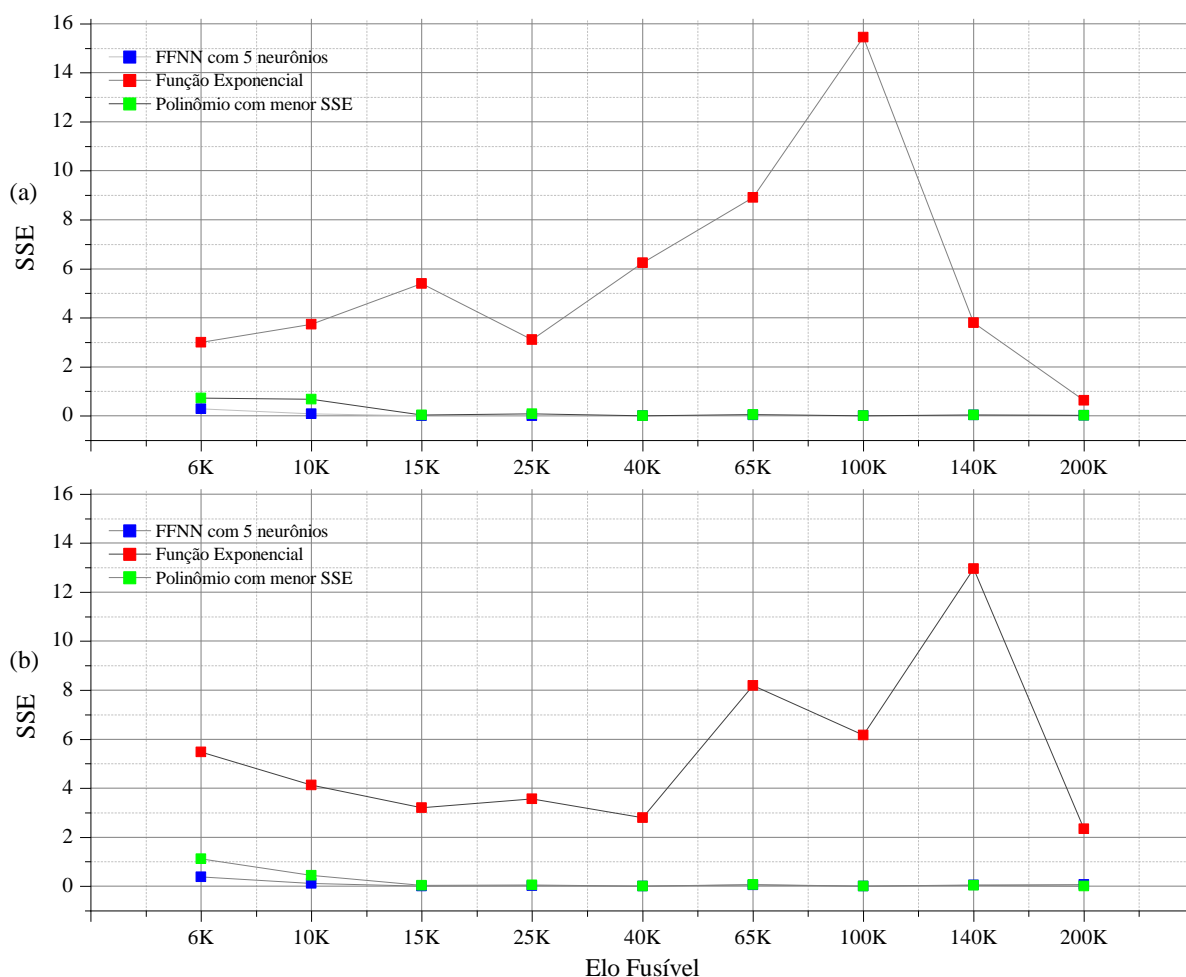


Fonte: Autoria própria.

5.3.2.4 Comparação entre os métodos

A Figura 5.15 mostra o desempenho dos métodos avaliados para os elos S&C Positrol® do tipo “K”. Nota-se que o melhor desempenho foi obtido pela rede FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Figura 5.15 – SSE x Elo fusível S&C Positrol® do tipo “K” (a) Curva MF (b) Curva MI.

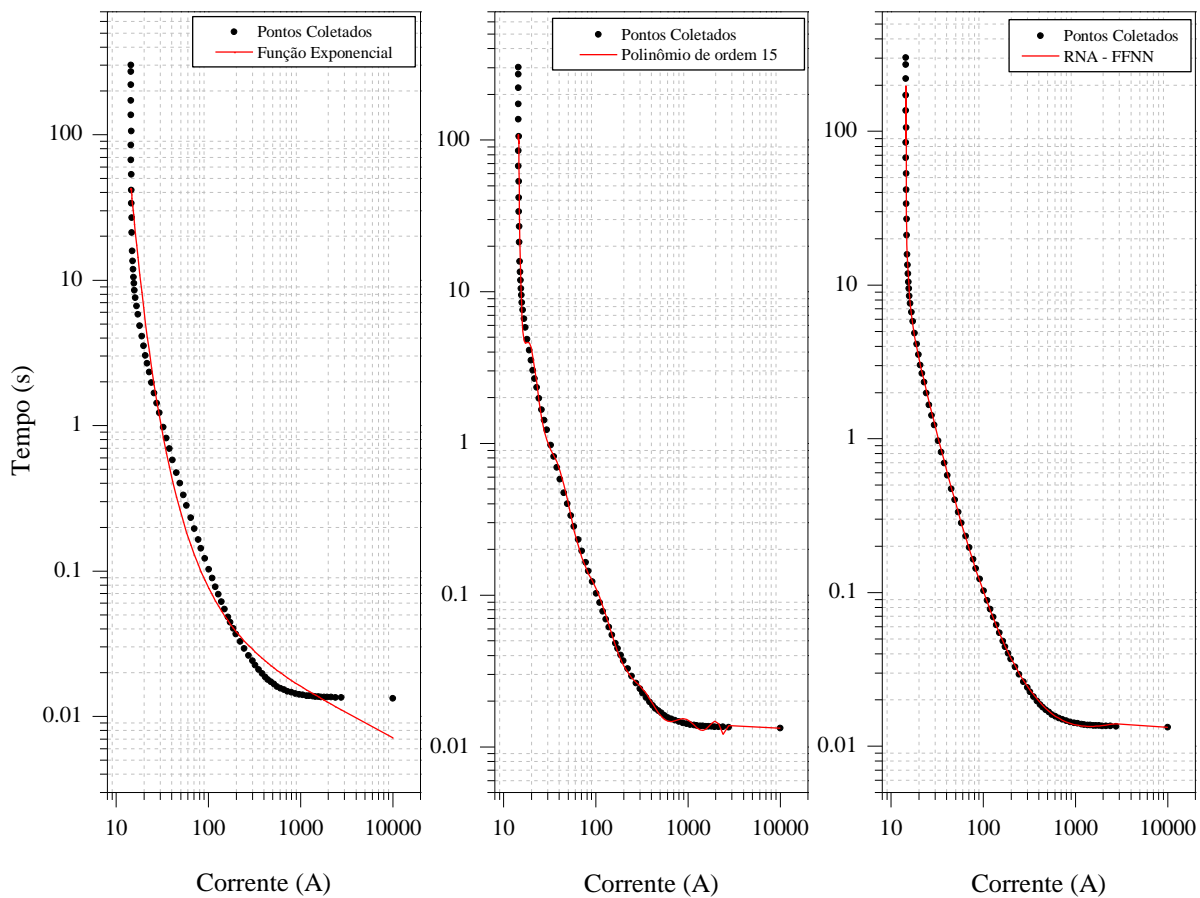


Fonte: Autoria própria.

A grande diferença de avaliação deste estudo em relação ao primeiro é percebida na análise das curvas MI. Como o fabricante informa os pontos, não há uma distribuição uniforme dos pontos em relação a curva. Na Figura 5.16, observa-se que existe uma grande distância entre o penúltimo e o último ponto. Este fato torna o ajuste da curva através de equações matemáticas muito difícil.

A curva gerada pela função polinomial apresenta grandes oscilações entre 1000 e 3000A, o que torna seu desempenho insatisfatório. Por outro lado, a metodologia proposta através da rede neural consegue apresentar um desempenho satisfatório. Desta forma, a utilização de RNAs para modelagem das curvas características *tempo x corrente* dos elos fusíveis é recomendada, independentemente da forma que o fabricante disponibiliza as curvas dos elos.

Figura 5.16 – Pontos coletados x Curva MI do elo fusível S&C Positrol® 6K através dos métodos avaliados.



Fonte: Autoria própria.

5.4 APLICAÇÃO DA MODELAGEM

Esta seção aborda as aplicações do ajuste das curvas através da metodologia proposta. Entre as topologias avaliadas, selecionou-se a rede FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

5.4.1 Integração DIGSILENT® - MATLAB®

Com o intuito de verificar a exatidão da metodologia proposta, foi utilizado um sistema teste para simular o tempo de operação dos elos fusíveis do tipo expulsão mediante a aplicação de um curto-circuito no final do ramal protegido pelo elo fusível de interesse.

De acordo com Mamede (2004), simulação é uma ferramenta robusta que visa a análise de projetos e operações de processos complexos ou sistemas. Uma grande vantagem de seu uso,

consiste em obter resultados precisos, num tempo muito inferior ao do acontecimento do processo real.

Segundo Oliveira (2015), a construção da simulação demanda a construção de um modelo que é determinado por um conjunto de relações lógicas e matemáticas. Dependendo do problema abordado, têm-se dois tipos de simulações: determinística ou probabilística. Basicamente, o tipo determinístico caracteriza-se por não conter nenhum elemento aleatório e o tipo probabilístico gera uma saída quando se determina o conjunto de entradas e suas relações, por meio do modelo proposto. Neste último tipo, os modelos de simulação probabilístico geram saídas de natureza também aleatória.

O Método de Monte Carlo (MMC) é um método estatístico que tenta reproduzir o comportamento de processos que se baseiam em fatores aleatórios. O MMC pode ser definido como a construção de um processo aleatório artificial. O método permite estimativas quantitativas do desempenho de um sistema, quando uma formulação matemática ou sua solução numérica não é possível.

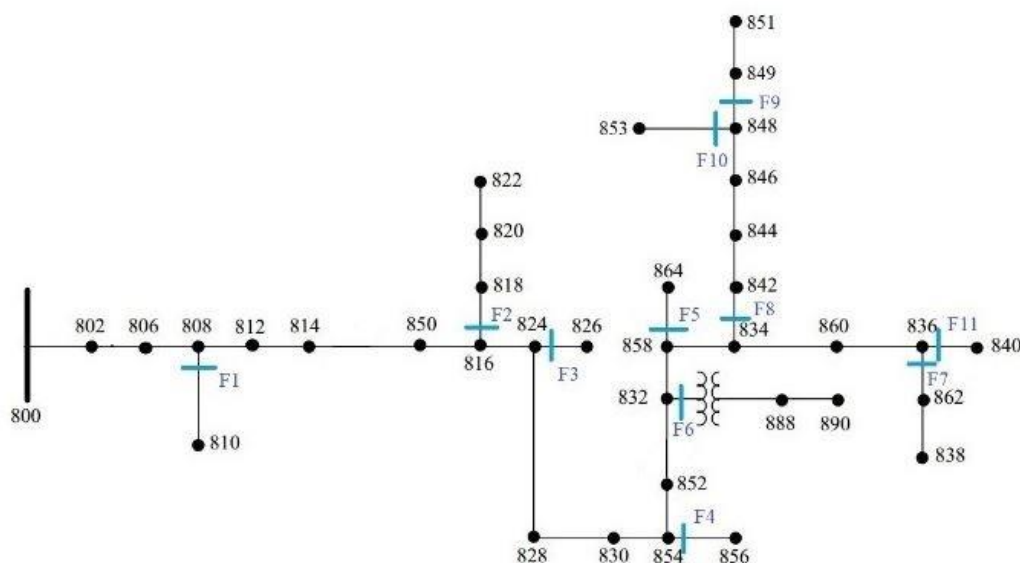
Neste trabalho, usou-se o MMC para determinar o tempo de operação do elo fusível e o procedimento utilizado para amostragem das distribuições de probabilidade foi uniforme. Para Kräulich (2016), a probabilidade de se conseguir um valor em um determinado intervalo compreendido no espaço amostral é proporcional ao tamanho do próprio intervalo, ou seja, cada valor tem a mesma probabilidade de ser obtido ao se utilizar a distribuição uniforme. Maiores detalhes a respeito da distribuição uniforme podem ser vistos no ANEXO A.

O sistema teste IEEE 34 Nós, desenvolvido por Power and Energy Society (2018), inclui a maioria dos recursos comuns usados em redes reais de distribuição, como bancos de capacitores em derivação, linhas aéreas e subterrâneas e cargas desbalanceadas. As modificações realizadas no sistema teste são mostradas na Figura 5.17. No ANEXO B estão disponíveis todos os parâmetros do sistema teste.

Na Tabela 5.9 são informados os valores nominais dos elos fusíveis para cada ponto de interesse. Os valores foram definidos de acordo com as normas publicadas em Eletrobrás (1982). Os valores dos curtos-circuitos produzidos pelo DIgSILENT[®] para cada nó estão disponíveis no APÊNDICE K.

Nesta abordagem, os *softwares* DIgSILENT PowerFactory e MATLAB[®] foram empregados e associados em um procedimento automático de troca de dados. O alimentador foi modelado em DIgSILENT[®]. O *software* foi selecionado para o cálculo de fluxo de potência, cálculo de curto-circuito e análise de proteção. O algoritmo para o ajuste das curvas usando RNA foi implantado no MATLAB[®].

Figura 5.17 – Diagrama unifilar do sistema modificado IEEE 34 Nós.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 5.9 – Valores dos elos fusíveis utilizados no sistema modificado IEEE 34 Nós.

Elos Fusíveis instalados em cada ponto										
F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11
10K	25K	10K	10K	10K	10K	10K	15K	10K	10K	10K

Fonte: Autoria própria.

Para validar o ajuste de curva usando RNA, foram realizadas duzentas simulações de curtos-circuitos, utilizando o MMC no final do ramo protegido por cada elo de fusível. É importante mencionar que foram usados valores eficazes nas simulações, em inglês *Root Mean Square* (RMS). O mesmo valor do curto-circuito foi aplicado no final do ramo protegido. Desta forma, se obteve o tempo de operação mínimo, médio e máximo do elo fusível. No APÊNDICE K estão os valores utilizados para os curtos-circuitos.

O procedimento começa com a realização de um estudo de fluxo de carga, posteriormente são realizadas simulações de curtos-circuitos, usando o *software* DIGSILENT®. A sequência de troca de dados é detalhada a seguir.

A metodologia é baseada em um arquivo no formato TXT, chamado de "Switch". Sua

função é informar qual programa está sendo executado. Definiu-se que booleano⁹ '1' significa que o MATLAB[®] está em execução e booleano '0' significa que o PowerFactory está sendo executado. Para integrar ambos os *softwares*, a linguagem de programação do DIGSILENT[®], em inglês DIGSILENT *Programming Language* (DPL), se faz necessária. Enquanto um *software* está executando alguma operação, o outro fica verificando o arquivo “*Switch*” e aguardando seu momento para operar.

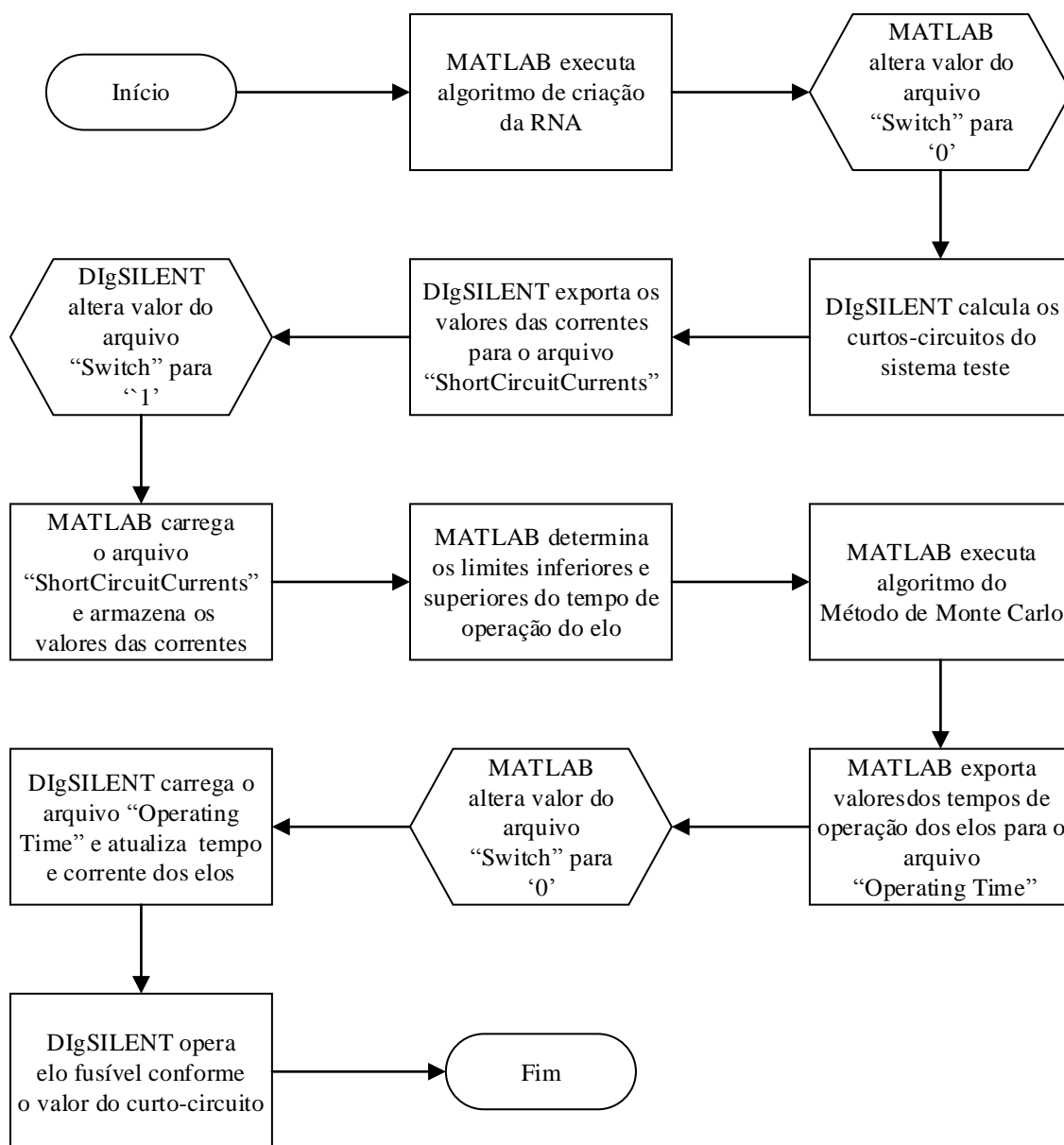
Conforme o fluxograma ilustrado na Figura 5.18, o primeiro passo é executar o algoritmo desenvolvido no MATLAB[®]. Os pontos coletados das curvas MF e MI são carregados e a rede neural é executada. Por fim, o valor do arquivo “*Switch*” é alterado para “0”. Desta forma, é concedida permissão para o DIGSILENT[®] calcular todos os curtos-circuitos do sistema. Os valores das correntes que passam pelos elos fusíveis de interesse são exportados através do *script* DPL, para um arquivo TXT denominando “*ShortCircuitCurrents*”, e o valor do arquivo “*Switch*” é alterado para '1'.

O MATLAB[®] verifica que o arquivo “*Switch*” foi alterado e continua o processo. Os valores das correntes são lidos e utilizados nas curvas geradas pela RNA para determinação dos limites superior e inferior do tempo de operação dos elos fusíveis. O *script* contendo o MMC é executado com o propósito de se obter o tempo de operação do elo fusível. O valor do tempo é gravado no arquivo TXT, chamado de “*OperatingTime*”, e o valor do arquivo “*Switch*” é alterado para '0'. O *script* DPL lê o arquivo “*OperatingTime*” e atualiza os valores de tempo e corrente do elo fusível de interesse. Por fim, o elo fusível de interesse irá operar ou não conforme o valor do curto-circuito. Desta forma, o estudo de proteção é finalizado. Caso se deseje realizar um novo estudo, é necessário reiniciar o processo.

O intuito de usar os programas juntos é associar as vantagens de ambas as plataformas para resolver problemas relacionados ao sistema de distribuição de maneira mais ágil.

⁹ Em ciência da computação, booleano é um tipo de dado primitivo que possui dois valores, que podem ser considerados como 0 ou 1, falso ou verdadeiro.

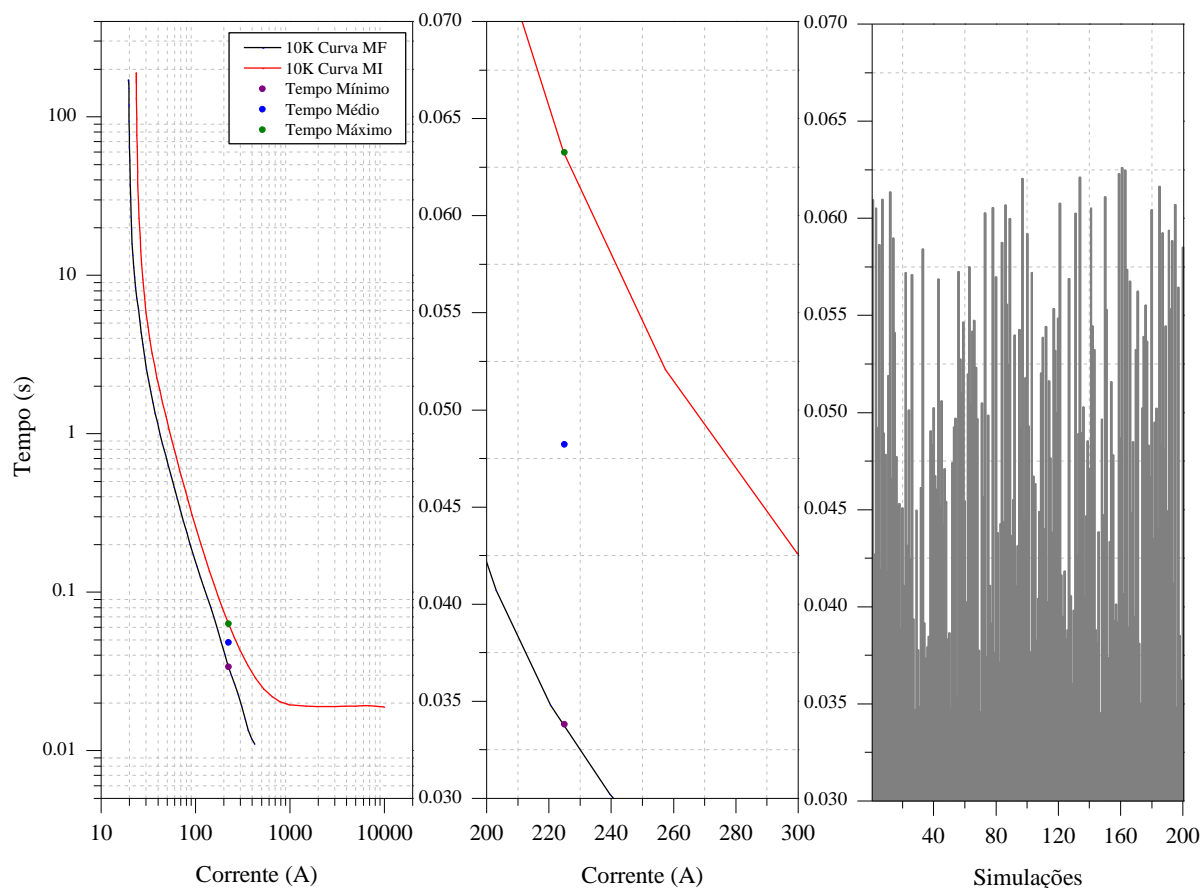
Figura 5.18 – Fluxograma do processo de integração DIgSILENT® – MATLAB®.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 5.19 mostra as curvas características *tempo x corrente* geradas pela rede neural, topologia 5 neurônios em apenas uma camada oculta, para o elo fusível 10K do fabricante Eletrofusi Power Systems. Curto-circuito trifásico de 210,2 A foi aplicado no nó 851. No nó 822, o valor do curto simulado foi de 341,6 A. O valor de cada elo foi determinado conforme a Tabela 5.9. Verifica-se que o tempo mínimo (ponto laranja), médio (ponto azul) e máximo (ponto verde) estão dentro dos limites das curvas, o que confirma a qualidade do ajuste da curva através da rede neural. O tempo médio é a média dos 200 tempos gerados pelo MMC.

Figura 5.19 – Curvas MF e MI do elo fusível Eletrofusi 10K geradas pela RNA FFNN (a) Tempo mínimo, médio e máximo de operação (b) Aproximação dos pontos que representam os tempos (c) Histograma dos tempos de operação gerados pela simulação.



Fonte: Autoria própria.

5.4.2 Seletividade Elo Fusível – Elo Fusível

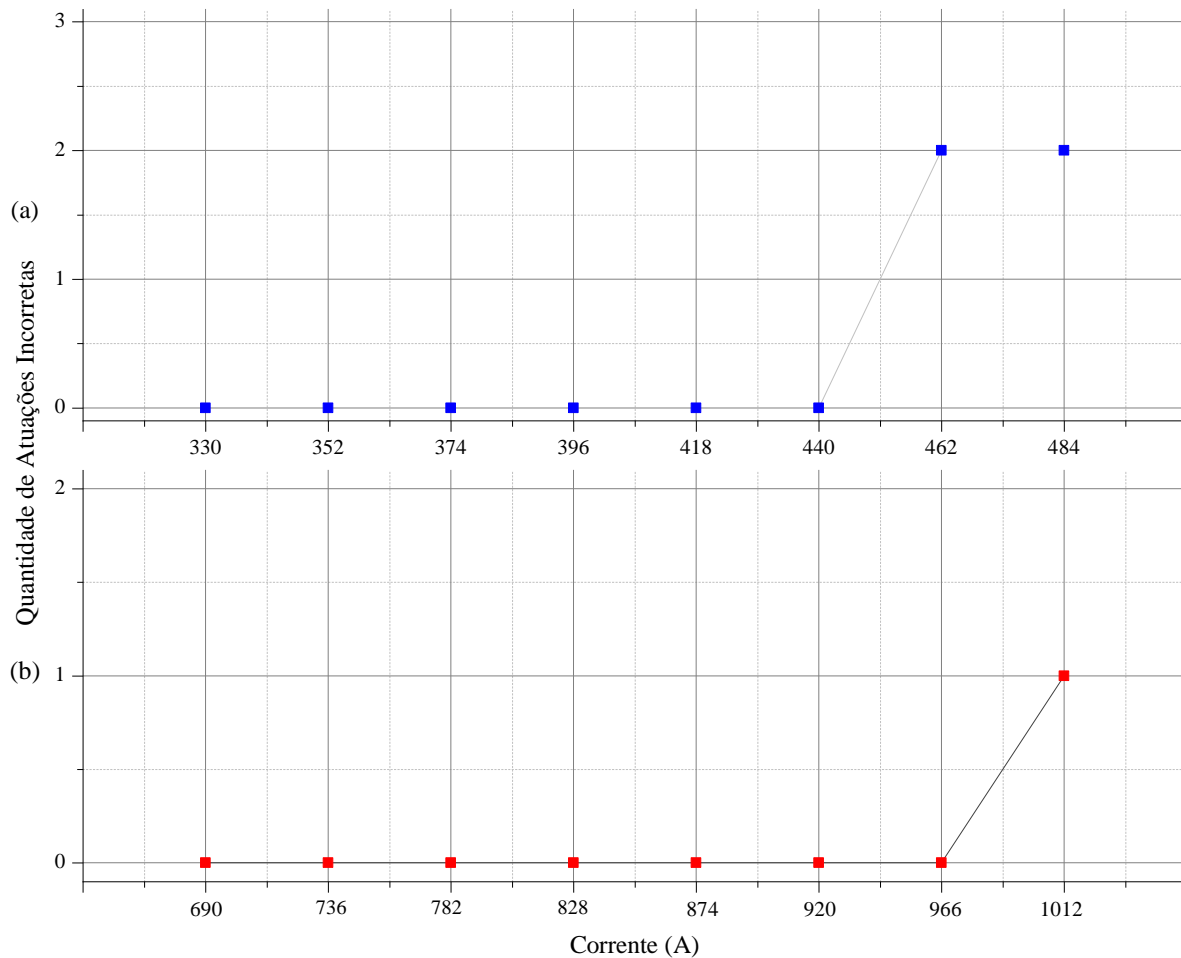
O sistema utilizado possui elos fusíveis em série, fusível F8 – F9 e F8 – F10. Desta maneira, verificou-se a seletividade dos elos, utilizando as curvas geradas pela topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta. Os valores dos curtos-circuitos utilizados foram baseados nas tabelas de seletividade dos fabricantes. As tabelas utilizadas estão disponíveis no ANEXO C.

A Figura 5.20 mostra a quantidade de vezes em que houve perda da seletividade, para as 200 simulações realizadas, entre os elos fusíveis S&C Positrol[®] 10K, instalado em F9, e 15K, instalado em F8. Também verificou-se a seletividade entre os elos S&C Positrol[®] 10K e 25K.

De acordo com a tabela do fabricante, existe seletividade até o valor de corrente 440A, para os elos 10K – 15K, e de 920A, entre os elos 10K – 25K. Nota-se, na Figura 5.20, que até

os valores limites informados pelo fabricante, as curvas geradas pela rede neural possuem seletividade. Tal fato comprova o bom desempenho do ajuste das curvas pela metodologia proposta.

Figura 5.20 – Atuações indevidas x seletividade elo fusível – elo fusível para o fabricante S&C Positrol[®] (a) 10K – 15K (b) 10K – 25K.



Fonte: Autoria própria.

5.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi realizada uma análise comparativa de três métodos para a modelagem das curvas características *tempo x corrente* dos fusíveis do tipo expulsão.

Foram analisados apenas os preferenciais do tipo “K” (6K, 10K, 15K, 25K, 40K e 65K) e do tipo “H” (0.5H, 1H, 2H, 3H e 5H) que são os mais usados pelas concessionárias. No entanto, a metodologia proposta pode ser estendida para qualquer tipo de elo fusível, desde que os pontos de cada curva possam ser coletados.

Através de tabelas e gráficos, mostrou-se que as funções exponencial e polinomial não são adequadas para modelar os elos fusíveis devido à baixa precisão apresentada. De acordo com o parâmetro utilizado, SSE, os melhores resultados foram obtidos através da RNA.

Uma correta modelagem do elo fusível é muito importante para os estudos de proteção, conforme evidencia a Figura 5.16. Um modelo incorreto acarreta em um tempo de operação diferente do informado pelo fabricante, conseqüentemente, o estudo será afetado.

A topologia da rede FFNN com 5 neurônios na camada oculta foi a selecionada como a mais indicada para modelagem dos elos, pois seus resultados estão entre os melhores (menores erros globais), independentemente da forma que as curvas são disponibilizadas pelo fabricante. Assim sendo, a rede apresentou um ajuste das curvas satisfatório e sua implementação é simples até mesmo para usuários iniciantes em rede neurais.

O intuito da integração entre os *softwares* DIGSILENT® e MATLAB® foi validar a metodologia proposta através de simulações, utilizando um sistema teste tradicional. Os resultados obtidos comprovaram a boa qualidade das curvas modeladas dos elos fusíveis.

No próximo capítulo serão apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES

6.1 CONCLUSÕES

Os elos fusíveis, principalmente os do tipo expulsão, são amplamente utilizados na proteção de redes de distribuição. Logo, é importante a representação digital, com boa precisão, das curvas de mínima fusão e máxima interrupção. Assim, o engenheiro pode conduzir estudos de proteção de forma rápida, simples e com pequena chance de erros.

Neste trabalho, uma RNA foi utilizada para modelar as curvas de mínima fusão e de máxima interrupção de elos fusíveis, do tipo expulsão, preferenciais do tipo “K” e “H”. A topologia *feedforward* com 5 neurônios na camada oculta foi a selecionada pelo presente trabalho devido a sua simplicidade de implementação e bons resultados obtidos.

A metodologia proposta mostrou-se eficiente e pode ser utilizada para qualquer elo fusível, desde que levantados pontos suficientes para a aplicação do método de ajuste de curvas.

Foram modelados elos fusíveis de cinco fabricantes: S&C Positrol[®], Eaton Cooper Power[™], Eletrofusi Power Systems, Indel Bauru e Delmar Hubbell Power Systems. A qualidade dos modelos criados foi avaliada através da soma residual de quadrados.

Para a criação, testes e validação do modelo da rede utilizou-se o *software* MATLAB[®]. A técnica da validação cruzada foi usada para verificar o desempenho da rede. A topologia selecionada foi a FFNN que possuía 5 neurônios em apenas uma camada oculta. Sua escolha se deve aos bons resultados encontrados para ambos os estudos realizados, assim como por sua simplicidade de implementação.

Após a modelagem das curvas, realizou-se simulações através da integração entre os *softwares* DIgSILENT[®] e MATLAB[®], para avaliação do modelo proposto. O sistema IEEE 34 Nós foi modificado e utilizado como sistema teste.

Os resultados obtidos mostram que o tempo de operação do elo fusível modelado estava

condizente com o tempo do gráfico disponibilizado pelo fabricante. Os tempos de operação mostram que a metodologia proposta fornece um modelo de curva satisfatório e promissor para implementação em programas dedicados a estudos de proteção.

Por fim, mostrou-se que a modelagem precisa das curvas características *tempo x corrente* do elo fusível é importantíssima para os estudos de proteção que envolvem simulação computacional, pois um modelo impreciso pode acarretar em descoordenação entre os dispositivos de proteção, ou seja, um estudo incorreto.

6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Com relação ao tema modelagem das curvas característica *tempo x corrente* dos elos fusíveis, sugere-se:

- Avaliar a metodologia proposta para outros fabricantes;
- Realizar estudos comparativos utilizando outros sistemas teste;
- Utilizar outros *softwares*, tais como OpenDSS, para avaliar o desempenho das curvas originadas pela metodologia proposta;
- Realizar teste físicos com o elo fusível, para determinar o melhor modelo da distribuição que deve ser usado para simulações através do Método de Monte Carlo;
- Análise de estudos de proteção, utilizando a metodologia proposta perante curtos-circuitos probabilísticos gerados através do Método de Monte Carlo.

REFERÊNCIAS

- ABDEL-GHANY, H. A. et al. Optimizing DG penetration in distribution networks concerning protection schemes and technical impact. **Electric Power Systems Research**, v. 128, p. 113–122, Elsevier B. V., 2015. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2015.07.005>>.
- ABDI, B. et al. Coordination return of protective devices in distribution systems in presence of distributed generation. **Energy Procedia**, v. 12, p. 263–270, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.egypro.2011.10.036>>.
- ANDERSON, P. M. **Power System Protection**. 1. ed. Wiley-IEEE Press, New York, 1998.
- BEALE, M.; HAGAN, M.; DEMUTH, H. **Neural Network Toolbox™ User's Guide R2017b**. 2007.
- BLACKBURN, J. L.; DOMIN, T. J. **Protective Relaying: Principles and Applications, Third Edition**. 3. ed. CRC Press. 2006.
- BRAGA, A. DE P.; CARVALHO, A. P. DE L. F. DE; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 2. ed. Rio de Janeiro, 2000.
- BRETAS, A. S. **Esquema de Proteção Direcional para Linhas de Transmissão de Alta Tensão utilizando Redes Neurais Artificiais**. Universidade de São Paulo, 1998. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18133/tde-31102017-110619/pt-br.php>>.
- CAMINHA, A. C. **Introdução à Proteção dos Sistemas Elétricos**. Blucher, São Paulo, 1977.
- CREDER, H. **Instalações elétricas; atualização e revisão** Luiz Sebastião Costa. [Reimpressão]. Editora LTC, 16. ed. Rio de Janeiro, 2018.
- CHAITUSANEY, S. et al. Prevention of reliability degradation from recloser-fuse miscoordination due to distributed generation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 23, n. 4, p. 2545–2554, 2008. DOI: 10.1109/TPWRD.2007.915899.
- CICHOCKI, A.; UNBEHAUEN, R. **Neural Networks for Optimization and Signal Processing**. 1. ed. Wiley, New York, 1993.
- CIPOLI, J. A. **Engenharia de distribuição**. 1. ed. Qualitymark, Rio de Janeiro, 1993.
- CORRÊA, R. **Programação Inteira Binária Aplicada na Coordenação da Proteção de Sistemas Elétricos de Potência**. Universidade Federal de Santa Maria, 2016.
- COSTA, G. B. DA et al. Curve Fitting Analysis of Time-Current Characteristic of Expulsion Fuse Links. **17th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)**, p. 1–6, 2017a. DOI: 10.1109/EEEIC.2017.7977844.
- COSTA, L. A. DA. **Estudo da Influência da Conexão e Aterramento de Transformadores Trifásicos em Afundamentos de Tensão no contexto de MT e BT**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2018. Disponível em: <<http://www.ufrgs.br/ufrgs/eventos/event.2018-03-23.2008701089>>.
- COSTA, G. B. et al. Representation of Time-Current Characteristic of Expulsion Fuse Links

for Computer-aided Simulations. **12th Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission: CLAGTEE 2017**, p. 1–6, 2017b.

COURY, D. V.; OLESKOVICZ, M.; GIOVANINI, R. **Proteção digital de sistemas elétricos de potência: dos relés eletromecânicos aos microprocessados inteligentes**. 1. ed. São Carlos, 2007.

ELETOBRÁS. **Proteção de Sistemas Aéreos de Distribuição**. 2. ed. Editora Campus, Rio de Janeiro, 1982.

Eletrofusi Power Systems Fuse links. Disponível em: <http://www.eletrofusi.com.br/eng/fuse_eng.htm#linkb>. Acesso em: 2 jan. 2017.

ELMITWALLY, A.; GOUDA, E.; ELADAWY, S. Restoring recloser-fuse coordination by optimal fault current limiters planning in DG-integrated distribution systems. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, v. 77, p. 9–18, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.11.021>>.

ENRÍQUEZ, A. C.; MARTÍNEZ, E. V. V. Enhanced time overcurrent coordination. **Electric Power Systems Research**, v. 76, n. 6–7, p. 457–465, 2006. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2005.09.009>>.

ENRÍQUEZ, A. C.; VÁZQUEZ-MARTÍNEZ, E.; ALTUVE-FERRER, H. J. Time overcurrent adaptive relay. **International Journal of Electrical Power and Energy System**, v. 25, n. 10, p. 841–847, 2003. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/S0142-0615\(03\)00059-0](https://doi.org/10.1016/S0142-0615(03)00059-0)>.

FAZANEHRAFAT, A. et al. Maintaining the recloser-fuse coordination in distribution systems in presence of DG by determining DG's size. **IET 9th International Conference on Developments in Power Systems Protection (DPSP 2008)**, p. 132–137, Glasgow, 2008. DOI: 10.1049/cp:20080024.

FERNANDES, R. A. S. **Identificação de Fontes Harmônicas por Redes Neurais Artificiais**. Universidade de São Paulo, 2009. Disponível em: <www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18153/tde-27052009-143220/publico/Ricardo.pdf>.

FERREIRA, G. D. **Modelos matemáticos para otimização da confiabilidade de sistemas elétricos de distribuição com geração distribuída**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2013. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10183/144027>>.

FILHO, J. M.; MAMEDE, D. R. **Proteção de Sistemas Elétricos de Potência**. 1. ed. Editora LTC, Rio de Janeiro, 2011.

GERS, J. M.; HOLMES, E. J. **Protection of Electricity Distribution Networks, 3rd Edition**. 3. ed. The Institution of Engineering and Technology, 2011. DOI: 10.1049/PBPO065E.

GIGUER, S. **Proteção sistemas de distribuição**. 1. ed. SAGRA, Porto Alegre, 1988.

GÖNEN, T. **Electric Power Distribution Engineering, Third Edition**. 3. ed. CRC Press, Boca Raton, 2014.

GUARDA, F. G. K. **Metodologia Híbrida Para Alocação, Coordenação e Dimensionamento de Dispositivos de Proteção em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica com Geração Distribuída Diretamente Acoplada**. Universidade Federal de Santa Maria, 2017. Disponível em: <<https://repositorio.ufsm.br/handle/1/12186>>.

HAGAN, M. T.; MENHAJ, M. B. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 5, n. 6, p. 989–993, 1994.

HAQUE, M. T.; KASHTIBAN, A. M. Application of Neural Networks in Power Systems ; A Review. **Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology**, v. 1, n. 6, p. 5, 2005.

HAYKIN, S. **Redes Neurais - Princípios e Prática**. 2. ed. Porto Alegre, 2001.

HAYKIN, S. **Neural Networks and Learning Machines**. 3. ed. Pearson, 2008.

HEBB, D. **The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory**. New York, 1949.

HIEBER, J. E. Empirical Equations of Overcurrent Relay Curves for Computer Application. **Proceedings of the IEEE Winter Power Meeting**, v. 31, n. 65–91, p. 1–11, 1965.

HORNIK, K. Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. **Neural Networks**, v. 4, n. 2, p. 251–257, 1991. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/0893-6080\(91\)90009-T](https://doi.org/10.1016/0893-6080(91)90009-T)>.

IEEE. **IEEE Std C37.112-1996, “IEEE Standard Inverse-Time Characteristic Equations for Overcurrent Relays”**. v. 14, n. 3, 1997. DOI: 10.1109/IEEESTD.1997.81576.

IEEE. **IEEE Std C37.41-2016, “IEEE Standard Design Tests for High-Voltage (>1000 V) Fuses and Accessories”**. 2016. DOI: 10.1109/IEEESTD.2016.7781575.

JAMALI, S.; BORHANI-BAHABADI, H. Recloser time–current–voltage characteristic for fuse saving in distribution networks with DG. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 11, n. 1, p. 272–279, 2017. Disponível em: <<http://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/iet-gtd.2016.0979>>.

JORGE MUNIZ BARRETO. **Inteligência Artificial No Limiar do Século XXI**. 3. ed. Florianópolis, 2001.

JÚNIOR, A. B. **Implementação de uma rede neural artificial na associação de imagens do radar meteorológico e dados de descargas elétricas**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2004. Disponível em: <<http://150.163.34.248/col/sid.inpe.br/jeferson/2003/12.03.09.53/doc/publicacao.pdf>>.

KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B. DE; ROBBA, E. J. **Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. 2. ed. Blucher. São Paulo, 2010.

KIRTLEY, J. L. **Electric Power Principles: Sources, Conversion, Distribution and Use**. 1. ed. John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, 2010.

LANGHANS, J. D.; RONAT, A. E. Protective Devices Coordination via Computer Graphics. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. IA-16, n. 3, p. 404–412, maio 1980. DOI: 10.1109/TIA.1980.4503803.

LEDESMA, J. J. G. et al. Algorithm for the Analysis of Coordination of Protection for Distribution Systems. **IEEE Latin America Transactions**, v. 13, n. 7, p. 2168–2175, 2015. DOI: 10.1109/TLA.2015.7273773.

LI, D.; QI, L. Energy based Fuse Modeling and Simulation. **2013 IEEE Electric Ship Technologies Symposium, ESTS 2013**, p. 487–492, 2013. DOI: 10.1109/ESTS.2013.6523781.

MAMEDE, J. P. **Previsão da manutenção de disjuntores dos alimentadores de distribuição de energia elétrica pelo método de curto-circuito probabilístico**. Universidade Estadual de Campinas, 2004. Disponível em: <<http://repositorio.unicamp.br/jspui/handle/REPOSIP/261758>>.

MARTINEZ, W. L.; MARTINEZ, A. R. **Computational Statistics Handbook with MATLAB**. 2. ed. CRC Press, Boca Raton, 2007.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, n. 4, p. 115–133, dez. 1943. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/BF02478259>>.

MORETO, M. **Localização de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição de energia : uma metodologia baseada em redes neurais artificiais**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2005. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10183/7602>>.

NAIEM, A. F. et al. A Classification Technique for Recloser-Fuse Coordination in Distribution Systems With Distributed Generation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 27, n. 1, p. 176–185, jan. 2012. doi: 10.1109/TPWRD.2011.2170224.

POWER AND ENERGY SOCIETY. Radial Test Feeders - **IEEE Distribution Systems Analysis Subcommittee**. Disponível em: <<http://sites.ieee.org/pes-testfeeders/>>. Acesso em: 15 fev. 2018.

ROHATGI, A. **WebPlotDigitizer**, v. 4.1. Disponível em: <<https://automeris.io/WebPlotDigitizer>>. Acesso em: 2 fev. 2017.

S&C Electric Company Positrol Fuse links. Disponível em: <<http://www.sandc.com/en/products--services/products/positrol-fuse-links/>>. Acesso em: 2 jan. 2017.

SACHDEV, M. S.; SINGH, J.; FLEMING, R. J. Mathematical Models Representing Time-Current Characteristics of Overcurrent Relays for Computer Application. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems - A78 131-5**, v. 97, n. 4, p. 1008, 1978.

SANTOS, A. F. DOS. **Aplicação de Redes Neurais Artificiais no Controle Eficiente do Motor de Indução Trifásico**. Universidade Federal de Pernambuco, 2008. Disponível em: <<https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/5201>>.

SANTOSO, S.; SHORT, T. A. Identification of fuse and recloser operations in a radial distribution system. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 22, n. 4, p. 2370–2377, 2007. DOI: 10.1109/TPWRD.2007.905386.

SHAH, P. H.; BHALJA, B. R. New adaptive digital relaying scheme to tackle recloser–fuse miscoordination during distributed generation interconnections. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 8, n. 4, p. 682–688, 2014. DOI: 10.1049/iet-gtd.2013.0222.

SHORT, T. A. **Electric Power Distribution Handbook**. Electric P ed. CRC Press, 2004.

SILVA, I. N. DA; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas - Fundamentos Teóricos e Aspectos Práticos**. 2. ed. São Paulo, 2016.

TANG, Y.; AYYANAR, R. Verification of Protective Device Coordination in Distribution Systems with Photovoltaic Generation. **2014 IEEE 40th Photovoltaic Specialist Conference, PVSC 2014**, p. 2100–2105, 2014. DOI: 10.1109/PVSC.2014.6925339.

THE MATHWORKS INC. **MATLAB® Primer User Manual**. 2018. Disponível em: <www.mathworks.com>.

TIAN, W., LEI, C., Zhang Y., Li D., Fu R., Winter R. Data analysis and optimal specification of fuse model for fault study in power systems. **2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)**, p. 1–5. Boston, MA. 2016. DOI: 10.1109/PESGM.2016.7741864.

VANKAYALA, V. S. S.; RAO, N. D. Artificial neural networks and their applications to power systems a bibliographical survey. **Electric Power Systems Research**, v. 28, p. 67–79, 1993. Disponível em: < [https://doi.org/10.1016/0378-7796\(93\)90081-O](https://doi.org/10.1016/0378-7796(93)90081-O)>.

WALPOLE, R. E.; MYERS, R. H.; MYERS, S. L.; YE, K. **Probability & Statistics for Engineers & Scientists**. 9^o ed. Indianapolis, 2012.

APÊNDICE

APÊNDICE A – ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM UMA CAMADA OCULTA

Tabela A. 1 – SSE dos elos fusíveis Cooper Power Systems Kearney™ do tipo “K” utilizando RNA com uma camada oculta.

Curva	Elo Fusível	5 neurônios		10 neurônios		15 neurônios		20 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,01953	0,02093	0,02344	0,03970	0,01990	0,01825	0,04122	0,01754
	10K	0,00873	0,00646	0,00631	0,00628	0,01038	0,00876	0,01908	0,00798
	15K	0,03102	0,02574	0,01890	0,01765	0,01343	0,02360	0,00754	0,00992
	25K	0,00940	0,01029	0,01796	0,00928	0,00738	0,00720	0,00768	0,01246
	40K	0,03639	0,08021	0,00839	0,00333	0,00346	0,00609	0,01275	0,00594
	65K	0,03877	0,01311	0,01262	0,01316	0,01415	0,01982	0,01024	0,01316
	100K	0,04869	0,08642	0,06302	0,03121	0,03813	0,04180	0,01695	0,01988
	140K	0,05258	0,02850	0,00493	0,02111	0,00499	0,09744	0,02294	0,00319
	200K	0,00987	0,00943	0,00560	0,00690	0,00504	0,00479	0,01287	0,00977
	MI	6K	0,04143	0,07697	0,02434	0,03044	0,04141	0,05074	0,06764
10K		0,03487	0,02025	0,01102	0,01617	0,00958	0,01824	0,00928	0,04716
15K		0,01021	0,00824	0,00998	0,01892	0,00654	0,01023	0,01001	0,00463
25K		0,01897	0,01158	0,00800	0,01109	0,00592	0,00609	0,00795	0,01108
40K		0,02994	0,05410	0,02333	0,07995	0,02058	0,02850	0,02318	0,02047
65K		0,01634	0,04708	0,00575	0,00682	0,00892	0,00404	0,00586	0,00972
100K		0,00948	0,08283	0,06600	0,02047	0,03827	0,05907	0,01220	0,08834
140K		0,04739	0,05579	0,00945	0,02549	0,01247	0,01088	0,00465	0,00946
200K		0,01906	0,01382	0,05314	0,03053	0,00774	0,02314	0,00804	0,03343
		$\sum SSE$	0,48267	0,65173	0,37218	0,38850	0,26830	0,43866	0,30005

Fonte Autoria própria.

Tabela A. 2 – SSE dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K” utilizando RNA com uma camada oculta.

Curva	Elo Fusível	5 neurônios		10 neurônios		15 neurônios		20 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,09872	0,09857	0,09671	0,09704	0,09610	0,09674	0,09815	0,09979
	10K	0,07275	0,07266	0,09532	0,09095	0,04268	0,09165	0,09372	0,09674
	15K	0,03940	0,05239	0,06522	0,04069	0,09699	0,08502	0,03977	0,05704
	25K	0,02971	0,04061	0,07362	0,08326	0,03147	0,07152	0,06759	0,09622
	40K	0,00412	0,02472	0,02402	0,04961	0,00154	0,04322	0,00827	0,00790
	65K	0,00057	0,04577	0,00056	0,01236	0,00463	0,00135	0,00068	0,00306
	100K	0,00804	0,02199	0,01130	0,02803	0,02031	0,08025	0,06656	0,08779
	140K	-	-	-	-	-	-	-	-
	200K	-	-	-	-	-	-	-	-
	MI	6K	0,03690	0,09599	0,03296	0,03414	0,01716	0,07508	0,07787
10K		0,09872	0,09340	0,08431	0,07919	0,09720	0,09814	0,09864	0,08312
15K		0,06737	0,02190	0,05390	0,01977	0,04876	0,05697	0,05542	0,04551
25K		0,02178	0,04999	0,09433	0,05558	0,06025	0,09114	0,01684	0,07586
40K		0,03456	0,00425	0,00278	0,09184	0,01857	0,00920	0,00059	0,04736
65K		0,00211	0,00228	0,00130	0,07625	0,00185	0,00504	0,00147	0,00474
100K		0,00886	0,00359	0,03199	0,01572	0,00413	0,07145	0,03784	0,00895
140K		-	-	-	-	-	-	-	-
200K		-	-	-	-	-	-	-	-
		\sum_{SSE}	0,09872	0,09857	0,09671	0,09704	0,09610	0,09674	0,09815

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE B – ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM DUAS CAMADAS OCULTAS

Tabela B. 1 – SSE dos elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K” utilizando RNA com duas camadas ocultas.

Curva	Elo Fusível	5-1 neurônios		5-2 neurônios		5-3 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,60165	0,68809	0,57198	0,48872	0,54515	0,49764
	10K	0,57028	0,71965	0,59752	0,59160	0,56692	0,56921
	15K	0,12479	0,12891	0,15168	0,31531	0,19819	0,12401
	25K	0,08653	0,06639	0,07893	0,06437	0,08797	0,07153
	40K	0,07230	0,05799	0,05763	0,05404	0,06281	0,05806
	65K	0,02647	0,04518	0,04674	0,11670	0,03540	0,03045
	100K	0,01535	0,01259	0,01426	0,02844	0,01557	0,01179
	140K	0,08256	0,05979	0,07565	0,02780	0,08538	0,07420
	200K	0,02053	0,02156	0,03466	0,03506	0,03578	0,07209
	MI	6K	0,52640	0,83680	0,52306	0,60157	0,50748
10K		0,37946	0,25070	0,26492	0,20842	0,17485	0,33406
15K		0,04778	0,14458	0,02254	0,01631	0,11650	0,24351
25K		0,09351	0,09764	0,19213	0,17282	0,11989	0,15417
40K		0,14810	0,10086	0,14441	0,17940	0,02590	0,19734
65K		0,00581	0,02085	0,09818	0,03050	0,01593	0,11485
100K		0,00714	0,00401	0,00719	0,00402	0,00432	0,00461
140K		0,16932	0,07651	0,08858	0,16807	0,02481	0,01883
200K	0,00466	0,03415	0,02341	0,00573	0,01475	0,02583	
	$\sum SSE$	2,98263	3,36624	2,99347	3,10888	2,63757	3,09798

Fonte: Autoria própria.

Tabela B. 2 – SSE dos elos fusíveis Cooper Power Systems Kearney™ do tipo “K” utilizando RNA com duas camadas ocultas.

Curva	Elo Fusível	5-1 neurônios		5-2 neurônios		5-3 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,05217	0,02772	0,03091	0,02727	0,02981	0,03283
	10K	0,00703	0,01008	0,00625	0,00646	0,01907	0,01165
	15K	0,02836	0,01963	0,02787	0,01895	0,02218	0,02032
	25K	0,05383	0,00835	0,01181	0,01224	0,01152	0,00823
	40K	0,02358	0,07682	0,02952	0,02237	0,02452	0,02242
	65K	0,01235	0,01297	0,01306	0,01343	0,01537	0,01240
	100K	0,11665	0,05968	0,06660	0,01553	0,11456	0,08909
	140K	0,03347	0,03087	0,06557	0,03786	0,02253	0,03894
	200K	0,01906	0,01505	0,00624	0,01279	0,02800	0,02622
	MI	6K	0,04199	0,03722	0,05246	0,07765	0,02923
10K		0,02704	0,02308	0,01104	0,01427	0,00997	0,00867
15K		0,00709	0,03909	0,02485	0,02113	0,01090	0,01151
25K		0,03419	0,01668	0,01927	0,01274	0,01552	0,01268
40K		0,02898	0,00775	0,00739	0,02706	0,03284	0,12528
65K		0,01656	0,02054	0,01676	0,00807	0,01615	0,01648
100K		0,06306	0,08266	0,06135	0,05822	0,00864	0,06850
140K		0,04409	0,12321	0,05516	0,05586	0,04102	0,03606
200K		0,04798	0,02958	0,05197	0,03056	0,01991	0,03176
		$\sum SSE$	0,65749	0,64098	0,55807	0,47245	0,47171

Fonte: Autoria própria.

Tabela B. 3 – SSE dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K” utilizando RNA com duas camadas ocultas.

Curva	Elo Fusível	5-1 neurônios		5-2 neurônios		5-3 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,16846	0,10988	0,12822	0,09727	0,09786	0,09994
	10K	0,14836	0,24182	0,02059	0,04218	0,08207	0,14025
	15K	0,03742	0,07932	0,03106	0,02326	0,02332	0,02110
	25K	0,06670	0,02931	0,05282	0,05198	0,04462	0,04662
	40K	0,00658	0,01946	0,00158	0,01075	0,00175	0,00158
	65K	0,00120	0,00094	0,00100	0,00911	0,00061	0,00097
	100K	0,04048	0,01351	0,00780	0,01039	0,00994	0,01413
	140K	-	-	-	-	-	-
	200K	-	-	-	-	-	-
	MI	6K	0,01389	0,04438	0,06287	0,00311	0,01087
10K		0,23674	0,14839	0,16863	0,07631	0,09950	0,07398
15K		0,02381	0,02429	0,05180	0,01287	0,05218	0,00644
25K		0,00970	0,05481	0,02901	0,00583	0,02672	0,01648
40K		0,02927	0,03778	0,00051	0,00051	0,00643	0,00047
65K		0,00204	0,00129	0,00155	0,00129	0,00128	0,00430
100K		0,01131	0,02936	0,01456	0,00686	0,01192	0,00438
140K		-	-	-	-	-	-
200K		-	-	-	-	-	-
		$\sum SSE$	0,16846	0,10988	0,12822	0,09727	0,09786

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE C - ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “H” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM UMA CAMADA OCULTA

Tabela C. 1 – SSE dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “H” utilizando RNA com uma camada oculta.

Curva	Elo Fusível	5 neurônios		10 neurônios		15 neurônios		20 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	0,5H	0,02949	0,02300	0,00410	0,01044	0,00289	0,00280	0,00415	0,00270
	1H	0,05046	0,04168	0,04834	0,02741	0,02863	0,01824	0,01473	0,01647
	2H	0,00662	0,02012	0,00017	0,00373	0,00105	0,00080	0,00076	0,00124
	3H	0,02023	0,00340	0,00038	0,00045	0,00049	0,00013	0,00193	0,00260
	5H	0,00565	0,00400	0,00398	0,00174	0,00070	0,00226	0,00231	0,00272
MI	0,5H	0,01990	0,04599	0,02021	0,03927	0,01840	0,01346	0,04677	0,03438
	1H	0,01846	0,01552	0,01761	0,02227	0,01794	0,01158	0,03362	0,04088
	2H	0,01108	0,04959	0,00150	0,00808	0,00775	0,00399	0,00627	0,00308
	3H	0,03798	0,03712	0,00155	0,00283	0,00257	0,04230	0,06001	0,02529
	5H	0,06755	0,05298	0,03767	0,03215	0,06377	0,01978	0,08363	0,01322
	\sum_{SSE}	0,26740	0,29340	0,13553	0,14838	0,14419	0,11533	0,25417	0,14258

Fonte: Autoria própria.

Tabela C. 2 – SSE dos elos fusíveis Delmar do tipo “H” utilizando RNA com uma camada oculta.

Curva	Elo Fusível	5 neurônios		10 neurônios		15 neurônios		20 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	0,5H	0,05311	0,00325	0,06910	0,03348	0,00323	0,03650	0,00170	0,08235
	1H	0,00736	0,00243	0,00150	0,00365	0,00561	0,00160	0,00117	0,00070
	2H	0,06297	0,01987	0,03904	0,01356	0,01731	0,01699	0,01285	0,02019
	3H	0,03777	0,09512	0,00815	0,00652	0,03457	0,00794	0,01139	0,04983
	5H	0,00918	0,01326	0,01373	0,00393	0,00478	0,00281	0,00547	0,01137
MI	0,5H	0,00364	0,00834	0,00631	0,00256	0,00502	0,00203	0,00039	0,00284
	1H	0,03743	0,01260	0,00089	0,01422	0,00098	0,00184	0,01838	0,00067
	2H	0,01621	0,06477	0,00858	0,00484	0,00648	0,00369	0,00582	0,00476
	3H	0,01510	0,00571	0,00261	0,00393	0,00102	0,00100	0,00233	0,00164
	5H	0,01477	0,04407	0,01446	0,01238	0,01082	0,02275	0,02141	0,00464
	\sum_{SSE}	0,25754	0,26941	0,16435	0,09906	0,08982	0,09716	0,08090	0,17899

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE D - ESTUDO 1: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “H” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM DUAS CAMADAS OCULTAS

Tabela D. 1 – SSE dos elos fusíveis Indel Bauru do tipo “H” utilizando RNA com duas camadas ocultas.

Curva	Elo Fusível	5-1 neurônios		5-2 neurônios		5-3 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	0,5H	-	-	-	-	-	-
	1H	0,00225	0,03832	0,02961	0,00376	0,00214	0,03085
	2H	0,14084	0,19485	0,09718	0,13670	0,13056	0,24766
	3H	0,04693	0,02016	0,03696	0,05662	0,04775	0,06345
	5H	0,14836	0,09130	0,08157	0,05304	0,05368	0,05333
MI	0,5H	-	-	-	-	-	-
	1H	0,08515	0,08040	0,13128	0,06173	0,07442	0,09076
	2H	0,89343	0,82700	0,88943	0,84069	0,82577	0,87367
	3H	1,09258	1,13550	0,93166	1,15750	1,09770	1,09800
	5H	0,13686	0,25520	0,09793	0,08582	0,08865	0,13991
	$\sum SSE$	2,54639	2,64273	2,29561	2,39586	2,32068	2,59762

Fonte: Autoria própria.

Tabela D. 2 – SSE dos elos fusíveis Delmar do tipo “H” utilizando RNA com duas camadas ocultas.

Curva	Elo Fusível	5-1 neurônios		5-2 neurônios		5-3 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	0,5H	0,00744	0,01139	0,00908	0,06233	0,06821	0,00760
	1H	0,01207	0,00146	0,00716	0,00383	0,00805	0,00159
	2H	0,05043	0,01326	0,03649	0,04784	0,07195	0,01251
	3H	0,01013	0,08834	0,00968	0,09930	0,02998	0,05249
	5H	0,00983	0,03170	0,05591	0,00977	0,00742	0,05351
MI	0,5H	0,00873	0,04402	0,05394	0,00663	0,00352	0,07455
	1H	0,06327	0,00094	0,00172	0,04857	0,00110	0,02137
	2H	0,03300	0,05474	0,01969	0,01104	0,02379	0,02685
	3H	0,03021	0,01483	0,01299	0,03426	0,04003	0,00100
	5H	0,01026	0,04346	0,02117	0,02264	0,02267	0,03033
	$\sum SSE$	0,23536	0,30413	0,22782	0,34621	0,27672	0,28180

Fonte: Autoria própria.

Tabela D. 3 – SSE dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “H” utilizando RNA com duas camadas ocultas.

Curva	Elo Fusível	5-1 neurônios		5-2 neurônios		5-3 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	0,5H	0,01557	0,04731	0,02030	0,03324	0,00278	0,00306
	1H	0,03758	0,05190	0,03011	0,00765	0,03095	0,01905
	2H	0,01868	0,00395	0,00465	0,00125	0,00761	0,00699
	3H	0,01685	0,03966	0,01951	0,02030	0,03378	0,00047
	5H	0,02060	0,00360	0,05781	0,00745	0,01094	0,01306
MI	0,5H	0,01122	0,01731	0,01071	0,02508	0,13378	0,03776
	1H	0,07730	0,02182	0,05224	0,02091	0,02080	0,01436
	2H	0,00507	0,00594	0,03834	0,01721	0,00613	0,01128
	3H	0,05302	0,00995	0,01435	0,03970	0,01060	0,00147
	5H	0,00464	0,10769	0,00900	0,06236	0,01432	0,01044
	$\sum SSE$	0,26052	0,30913	0,25701	0,23516	0,27170	0,11792

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE E - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “K” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 3

Tabela E. 1 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 3 para os elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K”.

Elo Fusível	S&C Positrol®			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
6K	2,59142	3,08233	0,04921	0,05885
10K	2,94361	3,60936	0,05521	0,06861
15K	2,67195	2,46384	0,05045	0,04655
25K	3,03405	3,13813	0,05719	0,05863
40K	1,66467	3,11501	0,03203	0,05872
65K	2,29489	2,41740	0,04407	0,04600
100K	1,06926	1,43682	0,02091	0,02838
140K	0,44174	0,47044	0,00835	0,00902
200K	0,27757	0,25581	0,00541	0,00501
$\sum SSE$	16,98916	19,98914	0,32283	0,37977

Fonte: Autoria própria.

Tabela E. 2 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 3 para os elos fusíveis Cooper Power Systems Kearney™ do tipo “K”.

Elo Fusível	Cooper Power Systems Kearney™			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
6K	1,7317	3,21533	0,0339	0,06023
10K	0,54278	1,90771	0,01102	0,03642
15K	0,53498	1,5426	0,01071	0,02972
25K	0,38396	1,65013	0,00792	0,03164
40K	0,50697	1,24322	0,00989	0,02461
65K	0,5351	0,74457	0,01095	0,01537
100K	0,60551	0,96524	0,01141	0,01917
140K	0,34209	0,74757	0,00655	0,01485
200K	0,07618	0,29415	0,00151	0,00583
$\sum SSE$	5,25927	12,31052	0,10386	0,23784

Fonte: Autoria própria.

Tabela E. 3 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 3 para os elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K”.

Elo Fusível	Eletrofusi Power Systems			
	SSE	MSE		
	MF	MI	MF	MI
6K	1,72107	2,14881	0,03316	0,04110
10K	2,17929	3,51239	0,04146	0,06500
15K	2,28419	2,61421	0,04359	0,04898
25K	2,26570	2,80339	0,04312	0,05224
40K	1,63703	2,13425	0,03145	0,04074
65K	0,81199	1,18194	0,01583	0,02281
100K	1,16269	1,61679	0,02233	0,03095
140K	-	-	-	-
200K	-	-	-	-
$\sum SSE$	12,06196	16,01178	0,23094	0,30182

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE F - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “H” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 3

Tabela F. 1 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 3 para os elos fusíveis Indel Bauru do tipo “H”.

Elo Fusível	Indel Bauru				
	SSE		MSE		
	MF	MI	MF	MI	
0,5H	-	-	-	-	
1H	2,02492	1,97482	0,03901	0,03785	
2H	3,74148	3,58963	0,07093	0,06810	
3H	4,83182	4,96963	0,09030	0,09278	
5H	4,72763	4,16026	0,09041	0,07818	
$\sum SSE$	15,32585	14,69434	0,29065	0,27691	

Fonte: Autoria própria.

Tabela F. 2 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 3 para os elos fusíveis Delmar do tipo “H”.

Elo Fusível	Delmar				
	SSE		MSE		
	MF	MI	MF	MI	
0,5H	0,34811	0,27601	0,01168	0,01971	
1H	0,27082	0,28617	0,00866	0,01732	
2H	0,31955	0,36401	0,00749	0,01721	
3H	0,35926	0,37044	0,01119	0,01934	
5H	0,35710	0,38859	0,00180	0,00444	
$\sum SSE$	1,65484	1,68522	0,04082	0,07802	

Fonte: Autoria própria.

Tabela F. 3 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 3 para os elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “H”.

Elo Fusível	Eletrofusi Power Systems				
	SSE		MSE		
	MF	MI	MF	MI	
0,5H	0,602170	0,979519	0,0117	0,0197	
1H	0,443417	0,835178	0,0087	0,0173	
2H	0,380504	0,829509	0,0075	0,0172	
3H	0,577993	0,936196	0,0112	0,0193	
5H	0,090135	0,218728	0,0018	0,0044	
$\sum SSE$	2,094219	3,79913	0,0409	0,0779	

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE G - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “K” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 6

Tabela G. 1 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 6 para os elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K”.

Elo Fusível	S&C Positrol®			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
6K	1,35181	1,61670	0,02802	0,03407
10K	1,34163	1,65632	0,02713	0,03502
15K	0,67230	0,72093	0,01432	0,01595
25K	0,93705	1,07122	0,02015	0,02232
40K	0,21787	0,77055	0,00489	0,01666
65K	0,40579	0,42300	0,00919	0,00941
100K	0,04183	0,04891	0,00096	0,00137
140K	0,18293	0,19168	0,00436	0,00439
200K	0,08351	0,07353	0,00199	0,00202
\sum_{SSE}	5,23472	6,57284	0,11101	0,14121

Fonte: Autoria própria.

Tabela G. 2 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 6 para os elos fusíveis Cooper Power Systems Kearney™ do tipo “K”.

Elo Fusível	Cooper Power Systems Kearney™			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
6K	0,12972	1,13590	0,00302	0,02359
10K	0,01435	0,07393	0,00034	0,00182
15K	0,05326	0,07443	0,00129	0,00184
25K	0,01139	0,08438	0,00024	0,00183
40K	0,14894	0,19654	0,00396	0,00461
65K	0,03071	0,07169	0,00079	0,00186
100K	0,24626	0,32568	0,00504	0,00834
140K	0,09467	0,28609	0,00209	0,00920
200K	0,02235	0,09344	0,00064	0,00259
\sum_{SSE}	0,75165	2,34208	0,01741	0,05568

Fonte: Autoria própria.

Tabela G. 3 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 6 para os elos fusíveis Eletrofusi Power Systems, do tipo “K”.

Elo Fusível	Eletrofusi Power Systems			
	MF	SSE	MI	MSE
6K	0,33383	0,77455	0,00748	0,01737
10K	0,61671	1,24169	0,01323	0,02574
15K	0,43785	0,70455	0,00988	0,01533
25K	0,45425	0,69062	0,01019	0,01490
40K	0,23160	0,40379	0,00542	0,00941
65K	0,16777	0,22683	0,00404	0,00517
100K	0,21762	0,29699	0,00498	0,00695
140K	-	-	-	-
200K	-	-	-	-
\sum_{SSE}	2,45963	4,33902	0,05522	0,09487

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE H - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “H” UTILIZANDO FUNÇÃO POLINOMIAL DE ORDEM 6

Tabela H. 1 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 6 para os elos fusíveis Indel Bauru do tipo “H”.

Elo Fusível	Indel Bauru			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
0,5H	-	-	-	-
1H	0,28533	0,25560	0,00629	0,00537
2H	0,64402	1,12679	0,01634	0,02444
3H	1,12889	1,71506	0,02413	0,03478
5H	1,36151	1,19375	0,04232	0,02746
$\sum SSE$	3,41975	4,2912	0,08908	0,09205

Fonte: Autoria própria.

Tabela H. 2 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 6 para os elos fusíveis Delmar do tipo “H”.

Elo Fusível	Delmar			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
0,5H	0,09449	0,07267	0,00086	0,00591
1H	0,03223	0,05549	0,00110	0,00392
2H	0,04773	0,06176	0,00034	0,00150
3H	0,06427	0,04275	0,00045	0,00528
5H	0,22747	0,26822	0,00084	0,00162
$\sum SSE$	0,46619	0,50089	0,00359	0,01823

Fonte: Autoria própria.

Tabela H. 3 – SSE e MSE dos polinômios de ordem 6 para os elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “H”.

Elo Fusível	Eletrofusi Power Systems			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
0,5H	0,034492	0,214970	0,0009	0,0059
1H	0,045555	0,140407	0,0011	0,0039
2H	0,014364	0,052909	0,0003	0,0015
3H	0,020524	0,193591	0,0005	0,0053
5H	0,033691	0,066376	0,0008	0,0016
$\sum SSE$	0,148626	0,668253	0,0036	0,0182

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE I - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “K” UTILIZANDO FUNÇÃO EXPONENCIAL

Tabela I. 1 – SSE e MSE dos elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K” utilizando função exponencial.

Elo Fusível	S&C Positrol®			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
6K	1,96932	2,56077	0,03862	0,05063
10K	2,09085	3,07065	0,03704	0,06082
15K	4,22469	1,95052	0,05606	0,03882
25K	4,75375	2,39774	0,07635	0,04655
40K	5,57556	2,07259	0,10691	0,04067
65K	11,84158	4,58158	0,19908	0,05531
100K	10,02895	10,20032	0,21071	0,15743
140K	9,59144	3,62434	0,13361	0,13563
200K	0,41505	1,47846	0,00971	0,02637
$\sum SSE$	50,49119	31,93697	0,86809	0,61223

Fonte: Autoria própria.

Tabela I. 2 – SSE e MSE dos elos fusíveis Cooper Power Systems Kearney™ do tipo “K” utilizando função exponencial.

Elo Fusível	Cooper Power Systems Kearney™			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
6K	0,63992	2,39822	0,01320	0,04697
10K	0,13739	0,97862	0,00282	0,01967
15K	0,11959	0,82843	0,00236	0,01680
25K	0,04878	0,60245	0,00098	0,01163
40K	8,15958	0,46191	0,15982	0,02174
65K	7,02058	0,22775	0,17750	0,08784
100K	12,17943	13,54281	0,20924	0,22626
140K	8,75573	16,33580	0,25689	0,25537
200K	11,44055	15,23200	0,13559	0,23043
$\sum SSE$	48,50155	50,60799	0,9584	0,91671

Fonte: Autoria própria.

Tabela I. 3 – SSE e MSE dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K” utilizando função exponencial.

Elo Fusível	Eletrofusi Power Systems			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
6K	0,88906	1,48011	0,01772	0,02968
10K	1,21717	2,52141	0,02400	0,04835
15K	2,70002	1,92632	0,04442	0,03770
25K	4,62587	2,03239	0,06829	0,03951
40K	9,37818	1,45888	0,12137	0,02927
65K	0,59859	0,78677	0,08119	0,01748
100K	8,51635	12,18241	0,16097	0,08882
140K	-	-	-	-
200K	-	-	-	-
$\sum SSE$	27,92524	22,38829	0,51796	0,29081

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE J - ESTUDO 1: SSE E MSE PARA CADA ELO FUSÍVEL DO TIPO “H” UTILIZANDO FUNÇÃO EXPONENCIAL

Tabela J. 1 – SSE e MSE dos elos fusíveis Indel Bauru do tipo “H” utilizando função exponencial.

Elo Fusível	Indel Bauru			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
0,5H	-	-	-	-
1H	0,78019	0,73835	0,01542	0,01452
2H	1,32731	1,75019	0,02627	0,03410
3H	1,80734	2,35701	0,03267	0,04229
5H	2,32878	2,25215	0,03655	0,03581
$\sum SSE$	6,24362	7,0977	0,11091	0,12672

Fonte: Autoria própria.

Tabela J. 2 – SSE e MSE dos elos fusíveis Delmar do tipo “H” utilizando função exponencial.

Elo Fusível	Delmar			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
0,5H	0,31488	0,24689	0,01107	0,05449
1H	0,26072	0,27494	0,00837	0,14786
2H	0,30995	0,77421	0,00721	0,18502
3H	0,35130	0,36789	0,01109	0,22060
5H	0,35309	0,36790	0,00168	0,02547
$\sum SSE$	1,58994	2,03183	0,03942	0,63344

Fonte: Autoria própria.

Tabela J. 3 – SSE e MSE dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “H” utilizando função exponencial.

Elo Fusível	Eletrofusi Power Systems			
	SSE		MSE	
	MF	MI	MF	MI
0,5H	0,56496	2,83786	0,01107	0,05449
1H	0,42530	10,06648	0,00837	0,14786
2H	0,36356	3,12479	0,00721	0,18502
3H	0,56852	14,97549	0,01109	0,22060
5H	0,08361	1,29501	0,00168	0,02547
$\sum SSE$	2,00595	32,29963	0,03942	0,63344

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE K - VALORES DOS CURTOS-CIRCUITOS GERADOS PELO DIGSILENT POWER FACTORY

Tabela K. 1 – Curtos-circuitos trifásico e monofásico gerados pelo DIgSILENT®.

Nó	Trifásico (A)			Monofásico (máximo valor) (A)		
	I_{cc_A}	I_{cc_B}	I_{cc_C}	I_{cc_A}	I_{cc_B}	I_{cc_C}
810	551,4	510,1	548,6	484	444,4	484,9
822	199,3	341,6	326,1	162	279,7	276,8
826	323,9	322,3	317	252,4	251	255,9
856	247,2	234,4	272,6	214,6	182,5	219,6
864	217,8	230,1	218,5	163,3	173,1	171,6
890	386,1	403,6	390,1	277,8	291,5	295,9
838	207,5	211,4	205,9	155,6	158,9	161,9
851	206	210,2	204,6	154,4	157,8	160,8
853	205,9	215,7	204,6	153,9	161,5	160,3
840	207,3	216,9	205,9	155,1	162,7	161,4

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE L – ESTUDO 2: SSE DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA AS TOPOLOGIAS AVALIADAS COM DUAS CAMADAS OCULTAS

Tabela L. 1 – SSE dos elos fusíveis S&C Positrol® do tipo “K” utilizando RNA com duas camadas ocultas.

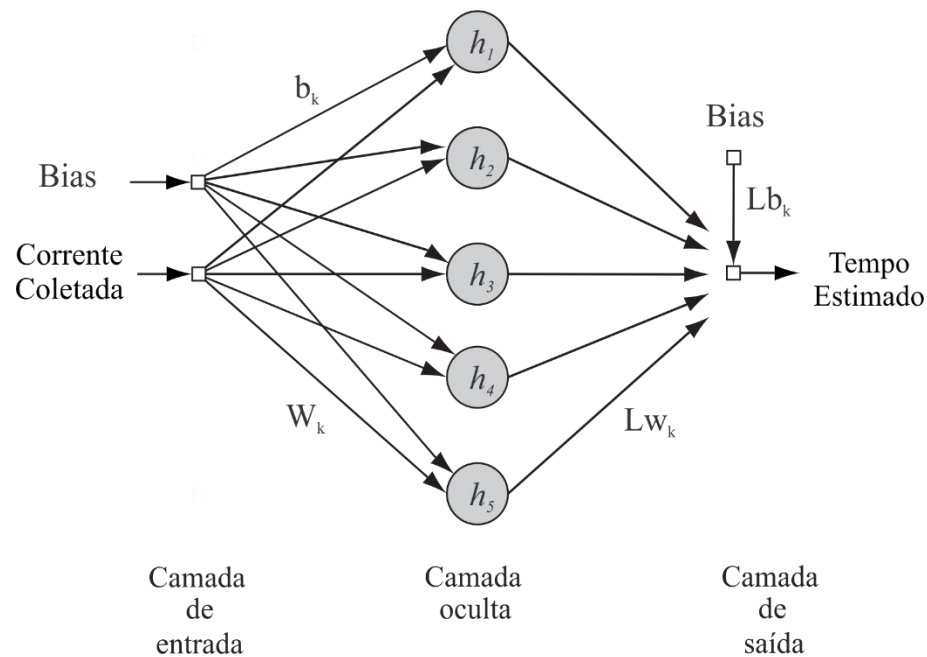
Curva	Elo Fusível	5-1 neurônios		5-2 neurônios		5-3 neurônios	
		FFNN	CFNN	FFNN	CFNN	FFNN	CFNN
MF	6K	0,29719	0,43173	0,28293	0,69703	0,29832	0,33134
	10K	0,11673	0,61305	0,11364	0,37574	0,27089	0,24562
	15K	0,02586	0,00302	0,00905	0,01571	0,00324	0,00806
	25K	0,00867	0,02504	0,00751	0,00840	0,00976	0,00656
	40K	0,00219	0,31841	0,00122	0,00375	0,00186	0,00211
	65K	0,02159	0,07060	0,06147	0,07727	0,01129	0,05979
	100K	0,00105	0,00155	0,00102	0,06113	0,00122	0,00101
	140K	0,07486	0,12922	0,12535	0,02918	0,08508	0,02990
	200K	0,01659	0,09288	0,07958	0,02322	0,03178	0,08679
MI	6K	0,53418	1,12290	0,29795	0,29987	0,36432	0,37538
	10K	0,14198	0,55436	0,18648	0,12664	0,16058	0,12603
	15K	0,00494	0,00505	0,00806	0,00211	0,01780	0,00336
	25K	0,01525	0,02306	0,01089	0,00285	0,00524	0,01454
	40K	0,00873	0,00125	0,00139	0,00563	0,00748	0,00789
	65K	0,15564	0,06031	0,02394	0,01434	0,04934	0,02770
	100K	0,00278	0,00284	0,00239	0,00742	0,00373	0,00279
	140K	0,01234	0,05398	0,02882	0,04088	0,01522	0,01376
	200K	0,00885	0,06376	0,03814	0,04478	0,02596	0,06519
	$\sum SSE$	1,44942	3,57300	1,27983	1,83596	1,36310	1,40781

Fonte: Autoria própria.

APÊNDICE M – PESOS SINÁPTICOS E BIAS DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “K” PARA A TOPOLOGIA FFNN COM 5 NEURÔNIOS NA CAMADA OCULTA

A seguir, serão detalhadas as operações matemáticas realizadas apenas a topologia FFNN com 5 neurônios em apenas uma camada oculta, bem como os valores de cada peso sináptico e bias da rede neural. A Figura M. 1 ilustra o modelo da rede utilizada para a modelagem da curva dos elos fusíveis.

Figura M. 1 – Modelo da rede neural utilizada.



Fonte: Autoria própria.

De acordo com a Equação M.1, o somatório da multiplicação entre valor da corrente (I) e o peso sináptico (W) da camada oculta é somado com o bias (b) da mesma camada. O resultado dessa operação será armazenado na variável h .

$$h = \sum_{k=1}^5 I \cdot W_k + b_k \quad (\text{M.1})$$

Conforme a Equação M.2, o valor de h será utilizado na função de ativação sigmoide e seu resultado será somado ao bias da camada de saída. O resultado final desta operação será o tempo estimado (t) pela rede neural.

$$t = \frac{1}{1 + e^{-h}} + Lb_k \quad (\text{M.2})$$

Onde $k = 1$.

Tabela M. 1 – Valores dos pesos sinápticos da curva MF dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MF	6K	W_k	0,34704	2,54132	-22,99289	29,37148	38,71824
		LW_k	-6,22858	-4,30871	8,99196	17,17222	-21,52977
		b_k	-0,42553	4,70671	-24,34218	31,02411	41,36843
		Lb_k	10,65577				
	10K	W_k	4,10819	-0,95611	10,92969	57,11347	-2,51251
		LW_k	-0,25874	3,80523	-0,44398	-13,43792	4,68973
		b_k	-3,37579	-1,48697	10,62139	60,62631	-11,63527
		Lb_k	12,75724				
	15K	W_k	6,57434	4,14167	-3,60779	-9,97293	-34,30883
		LW_k	-0,24408	-0,43598	0,71202	0,48393	12,90057
		b_k	-6,20353	-1,68699	-1,73063	-9,08164	-37,57099
		Lb_k	-0,45647				
	25K	W_k	-0,30948	4,47406	-32,90668	47,69801	31,91456
		LW_k	7,56578	-4,19974	7,90480	-24,73422	17,37061
		b_k	0,16689	6,76513	-32,58507	50,07689	32,49839
		Lb_k	7,05000				
	40K	W_k	-4,38555	3,20900	-2,45083	20,41423	17,36477
		LW_k	2,93185	-0,51669	1,41899	5,34175	-16,93099
		b_k	7,84782	-1,72197	-1,98266	20,95856	19,07503
		Lb_k	8,14743				
	65K	W_k	-2,44981	8,03816	21,59764	2,79485	-18,51836
		LW_k	0,85230	-0,16820	3,65458	-1,08950	17,60099
		b_k	2,20787	5,79002	22,43928	1,36030	-20,81017
		Lb_k	-3,78832				
	100K	W_k	-6,00107	4,50112	-2,17125	18,83576	16,98390
		LW_k	0,24573	-0,24248	1,81063	4,80830	-14,87251
		b_k	5,79387	-2,15650	-1,63791	19,51480	18,77047
		Lb_k	9,13636				

Fonte Autoria própria.

Tabela M. 2 – Valores dos pesos sinápticos da curva MI dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “K” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MI	6K	W_k	6,93675	-7,53684	-2,81363	-34,21625	0,02966
		LW_k	0,03419	-0,14034	2,86807	13,70496	5,93656
		b_k	-7,02885	1,72103	-2,74437	-37,25135	-14,19802
		Lb_k	-1,02544				
	10K	W_k	3,62149	-5,68993	0,94655	-19,54954	-145,20809
		LW_k	0,50243	-0,34725	-8,45874	8,42843	29,30415
		b_k	-2,69085	1,20863	1,85547	-22,54578	-149,89232
		Lb_k	6,61638				
	15K	W_k	7,08098	-7,41473	1,75754	-31,64981	-1,67409
		LW_k	0,08652	-0,19156	-3,76379	12,81326	5,43308
		b_k	-6,65565	3,01864	2,03412	-34,63361	-12,33435
		Lb_k	2,63237				
	25K	W_k	7,48358	-4,89797	-3,68271	-40,67570	0,86888
		LW_k	0,01763	0,60175	2,94073	14,48883	4,96169
		b_k	-6,22145	-1,00255	-4,59845	-43,91052	-15,85653
		Lb_k	-1,01355				
	40K	W_k	-7,45800	1,59012	-22,11183	-0,88098	2,96848
		LW_k	-0,15508	-3,14869	10,29253	1,75649	-3,36748
		b_k	5,24905	1,73793	-24,85036	-3,30196	11,52058
		Lb_k	5,39192				
	65K	W_k	6,95854	-4,06126	-4,56772	11,18020	27,74813
		LW_k	-0,00144	0,55241	0,78204	-0,38545	-9,24107
		b_k	-6,61763	0,15824	-2,74577	9,50577	30,67804
		Lb_k	8,61218				
	100K	W_k	-6,58883	-2,12911	5,02159	-30,31565	1,38219
		LW_k	0,02084	1,54225	-2,18264	12,29211	-2,45661
		b_k	6,19649	-0,76138	6,46492	-33,67985	13,80217
		Lb_k	3,54962				

Fonte Autoria própria.

Tabela M. 3 – Valores dos pesos sinápticos da curva MF dos elos fusíveis Eaton Cooper Power Systems do tipo “K” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MF	6K	W_k	-7,70667	3,18772	-2,36729	2,57686	20,84303
		LW_k	-0,11607	-0,88867	2,44873	-1,74312	-1,05439
		b_k	4,05921	-1,80682	-3,03659	7,87009	20,64172
		Lb_k	2,50372				
	10K	W_k	-6,88169	-5,69945	6,07947	6,52704	6,36568
		LW_k	0,28120	0,31993	-0,24372	-0,37734	-3,89407
		b_k	6,80767	2,93876	-0,44732	2,78247	7,49832
		Lb_k	3,36074				
	15K	W_k	-7,38692	6,67366	5,87665	-6,77673	5,82450
		LW_k	0,28921	-0,31466	-0,37776	0,83276	-1,30474
		b_k	6,24651	-2,35942	1,24438	-6,35248	5,97428
		Lb_k	0,92627				
	25K	W_k	-7,79013	-6,98902	6,34204	7,36295	6,44684
		LW_k	0,31459	0,28822	-0,32077	-0,56908	-5,40022
		b_k	6,62856	2,58033	0,81775	5,21874	8,44321
		Lb_k	5,21162				
	40K	W_k	-7,10477	7,20698	8,05951	9,57930	-8,57326
		LW_k	0,32142	-0,26544	-0,22532	-0,22105	1,32844
		b_k	6,92976	-3,74882	-0,88653	2,84005	-6,95554
		Lb_k	-0,44345				
	65K	W_k	7,55185	6,51876	-5,75649	-4,39885	6,08814
		LW_k	-0,27051	-0,21240	0,33966	0,72175	-1,56196
		b_k	-6,19148	-2,92526	-0,09945	-4,17922	6,01331
		Lb_k	0,98625				
	100K	W_k	0,74526	-9,60622	-3,32254	29,59389	1,04129
		LW_k	-3,32248	-0,03580	6,39575	-0,31386	-4,07928
		b_k	-0,53802	-0,01658	-5,59735	21,06467	27,59988
		Lb_k	5,22761				
	140K	W_k	7,51115	5,00256	-0,25837	3,20138	-6,13338
		LW_k	-0,26273	-0,49149	1,21677	-0,26980	1,50708
		b_k	-5,99471	-0,68664	-1,37440	6,51666	-4,89283
		Lb_k	-0,21005				
200K	W_k	-7,23977	6,76897	4,62127	8,09608	-9,62121	
	LW_k	0,27195	-0,32448	-0,61949	-0,64687	4,23283	
	b_k	5,80989	-1,78295	1,69174	5,79816	-12,32980	
	Lb_k	0,54598					

Fonte Autoria própria.

Tabela M. 4 – Valores dos pesos sinápticos da curva MI dos elos fusíveis Eaton Cooper Power Systems do tipo “K” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MI	6K	W_k	7,03529	8,38481	3,18745	11,84073	35,00066
		LW_k	0,01241	0,09118	-1,27060	-0,28289	-9,82022
		b_k	-6,94510	-3,89943	1,51283	9,63819	37,42498
		Lb_k	10,26531				
	10K	W_k	-7,06375	-7,00562	4,15557	8,11501	-8,85668
		LW_k	-0,00428	-0,04221	-1,00234	2,04564	7,46138
		b_k	6,93388	3,33488	1,45047	-17,58382	-10,65739
		Lb_k	0,00206				
	15K	W_k	3,01777	0,94091	-11,45159	-2,63296	2,15414
		LW_k	0,85018	-5,66978	25,06506	1,43739	-1,37995
		b_k	-1,85667	1,16933	-14,97943	-8,12237	13,57669
		Lb_k	4,78745				
	25K	W_k	-6,69739	6,54076	-3,24935	-3,79649	-14,09213
		LW_k	-0,06585	-0,00760	1,17449	1,13020	1,21638
		b_k	7,20434	-3,98053	-1,18789	-7,95845	-12,92356
		Lb_k	-0,96329				
	40K	W_k	-7,28450	-7,22841	-6,62128	-7,72751	13,21781
		LW_k	0,07091	0,17738	0,38497	0,34782	-1,23288
		b_k	6,64557	2,54996	-0,70977	-3,77702	11,63536
		Lb_k	0,20678				
	65K	W_k	-7,84221	-6,61454	4,81672	-4,63425	8,62352
		LW_k	0,12289	0,25983	-1,29444	-1,33962	-2,05844
		b_k	5,49471	1,02006	2,26807	-3,49578	7,81608
		Lb_k	2,34286				
	100K	W_k	-4,13970	-4,35843	-4,99412	-49,28283	5,84646
		LW_k	0,23287	0,53812	1,88121	0,24535	-1,86817
		b_k	2,82232	-0,04665	-4,86841	-38,82895	9,62959
		Lb_k	0,81582				
	140K	W_k	-6,59206	6,84969	-7,16707	-11,57157	-8,08499
		LW_k	0,39260	-0,26822	0,21812	1,13787	0,31252
		b_k	7,31210	-2,91214	-0,04548	-8,94920	-2,65554
		Lb_k	-1,01828				
200K	W_k	6,39866	-3,98710	5,69746	4,97134	23,16980	
	LW_k	-0,23541	0,54327	-0,54813	-1,68532	-0,28137	
	b_k	-5,15764	0,58778	2,90052	5,83105	16,10282	
	Lb_k	1,68012					

Fonte Autoria própria.

Tabela M. 5 – Valores dos pesos sinápticos da curva MI dos elos fusíveis S&C Positrol do tipo “K” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MI	6K	W_k	1,39301	2,75647	26,06366	-232,55220	1,14227
		LW_k	-1,54022	-1,27733	-2,20893	42,56914	-1,60629
		b_k	-1,11147	2,87493	28,08194	-237,29995	13,80470
		Lb_k	4,96641				
	10K	W_k	-0,59301	10,19077	13,86003	-330,19652	-371,47332
		LW_k	4,14192	-0,08702	-11,31564	137,29722	-47,62164
		b_k	0,03204	6,87670	17,47203	-332,73994	-372,84312
		Lb_k	8,89929				
	15K	W_k	4,44136	-1,07786	-25,55847	1,05744	-1,43647
		LW_k	-0,30703	3,66918	10,75387	-2,99901	3,49268
		b_k	-3,22800	-1,79759	-28,46491	4,04176	-13,48210
		Lb_k	2,02958				
	25K	W_k	7,13723	-5,09300	4,69002	-8,83585	37,07021
		LW_k	-0,28338	0,38644	-0,45787	0,42296	-10,52639
		b_k	-6,28833	1,78885	1,46627	-7,22456	39,86881
		Lb_k	10,17145				
	40K	W_k	7,37824	6,41674	5,49622	6,95766	-13,59483
		LW_k	-0,31161	-0,26936	-0,33677	-0,40496	5,96224
		b_k	-6,26617	-2,41403	0,47750	4,10235	-15,49096
		Lb_k	0,24099				
	65K	W_k	-3,10566	-0,63508	-2,84044	-21,11591	17,58211
		LW_k	4,18730	3,56969	3,21357	-4,80432	-15,65961
		b_k	8,22976	0,17826	-5,31649	-21,34838	19,13671
		Lb_k	9,10948				
	100K	W_k	7,21464	-6,35064	-4,49828	7,54251	-3,63295
		LW_k	-0,29167	0,31914	0,49677	-4,10443	1,86674
		b_k	-6,67949	2,64440	-1,13295	9,19868	-5,15841
		Lb_k	3,28705				
	140K	W_k	-7,07963	5,58374	6,09029	12,35693	7,68277
		LW_k	0,30410	-0,37860	-0,43124	-0,70427	-2,35423
		b_k	6,14154	-1,70830	1,67611	8,96096	9,78498
		Lb_k	2,77695				
200K	W_k	-7,16183	-6,78731	5,85636	-7,13069	3,96801	
	LW_k	0,27139	0,20364	-0,26609	-0,77995	-2,38410	
	b_k	6,67119	3,29133	1,53793	-2,47036	2,01038	
	Lb_k	1,53527					

Fonte Autoria própria.

Tabela M. 6 – Valores dos pesos sinápticos da curva MI dos elos fusíveis S&C Positrol do tipo “K” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MI	6K	W_k	5,88329	8,50191	1,11313	226,64189	1.423,47462
		LW_k	0,22390	0,18364	-63,89535	-0,19133	-0,38729
		b_k	-4,03566	-1,76942	4,59162	222,91339	1.420,73656
		Lb_k	62,88080				
	10K	W_k	7,12523	-11,64426	-1,11452	93,83445	-4,16179
		LW_k	0,19087	-0,15183	21,24716	-21,65135	5,55567
		b_k	-5,38291	3,48485	-3,45227	97,47326	-9,79350
		Lb_k	20,26890				
	15K	W_k	-5,18028	-1,52507	-4,51872	-32,18384	-3,82874
		LW_k	-0,25510	4,22533	5,81798	12,12798	2,69286
		b_k	2,94922	-1,93878	-10,70230	-35,12549	-11,16726
		Lb_k	-1,11048				
	25K	W_k	-5,55930	-3,16740	-6,66095	-68,98959	0,96977
		LW_k	-0,05888	1,20778	3,81669	8,84901	-5,24742
		b_k	5,27891	-1,14787	-8,58843	-71,82915	13,58913
		Lb_k	4,25756				
	40K	W_k	-8,99964	7,81119	1,07545	-102,66021	-25,31870
		LW_k	-0,14805	0,09386	-5,15595	0,55973	0,22597
		b_k	8,44077	-3,93349	1,68743	-100,59895	-23,12429
		Lb_k	3,81241				
	65K	W_k	6,75259	2,45468	7,00091	33,35797	2,48207
		LW_k	-0,01356	-1,28177	-0,98534	-11,46149	1,68194
		b_k	-6,55765	0,73106	7,19165	36,49397	12,05953
		Lb_k	10,99402				
	100K	W_k	-7,72017	5,94512	2,49867	-3,32981	-10,31293
		LW_k	0,08104	-0,17572	-1,34965	0,94738	6,50319
		b_k	5,93663	-1,58659	1,48618	-5,96132	-12,38278
		Lb_k	0,48776				
140K	W_k	-7,07116	6,16251	-5,33829	-11,12594	-6,85286	
	LW_k	0,14658	-0,30562	0,54783	0,84425	2,29987	
	b_k	6,79119	-2,49379	-1,16361	-8,25557	-9,07687	
	Lb_k	-0,76770					
200K	W_k	-6,97806	6,87647	-5,64563	1,98263	5,21131	
	LW_k	-0,00646	0,15580	-0,97878	-2,44802	-1,32839	
	b_k	7,04676	-2,25251	-1,90754	0,47823	2,57238	
	Lb_k	2,43362					

Fonte Autoria própria.

APÊNDICE N – PESOS SINÁPTICOS E BIAS DOS ELOS FUSÍVEIS DO TIPO “H” PARA A TOPOLOGIA FFNN COM 5 NEURÔNIOS NA CAMADA OCULTA

Tabela N. 1 – Valores dos pesos sinápticos da curva MF dos elos fusíveis Indel Bauru do tipo “H” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MF	1H	W_k	7,51906	-6,29234	5,16021	14,05442	-3,19960
		LW_k	-0,30359	0,36953	-0,69647	-6,60644	4,58691
		b_k	-6,07501	1,46496	2,99731	16,15163	-10,73245
		Lb_k	6,54979				
	2H	W_k	-3,80166	-1,13521	15,96527	-62,30863	0,38734
		LW_k	0,30883	3,49668	-0,41017	0,60669	-5,54419
		b_k	2,83975	-1,81950	15,15392	-60,68646	15,40480
		Lb_k	4,69863				
	3H	W_k	4,73725	-1,53346	-7,01765	-47,51013	-2,48846
		LW_k	-0,12440	1,37993	0,42096	1,15336	-6,70725
		b_k	-4,10448	0,13176	-6,00969	-46,97229	18,66218
		Lb_k	5,51514				
	5H	W_k	-5,77117	-1,07669	20,60708	18,36310	-34,76679
		LW_k	0,19003	2,79529	-3,51424	7,95774	21,49359
		b_k	3,82722	-1,26698	19,61940	18,63922	-37,24850
		Lb_k	-5,70558				
MI	1H	W_k	6,95326	-6,21821	5,98168	6,99816	-14,54967
		LW_k	-0,29849	0,28960	-0,31501	-0,53653	7,93468
		b_k	-6,62017	2,65156	0,32751	4,68709	-16,79315
		Lb_k	0,02189				
	2H	W_k	1,18797	-17,61028	-210,29013	-208,66797	-0,34304
		LW_k	-178,76175	184,93914	49,71218	-49,66472	85,38390
		b_k	6,81785	-23,18610	-195,29283	-193,79244	4,44447
		Lb_k	93,70606				
	3H	W_k	0,39256	2,04264	-29,12698	99,01687	95,42896
		LW_k	-1,36528	-3,83316	1,77005	4,89540	-5,15148
		b_k	-0,17719	3,59065	-30,67789	93,77267	90,36494
		Lb_k	5,15328				
	5H	W_k	1,61949	5,44466	-24,86305	20,02540	43,60399
		LW_k	-1,42588	-3,61245	5,95733	13,48848	-19,99694
		b_k	-0,62627	6,86626	-23,98496	20,38491	45,95438
		Lb_k	10,16289				

Fonte Autoria própria.

Tabela N. 2 – Valores dos pesos sinápticos da curva MF dos elos fusíveis Delmar Hubbell Power Systems do tipo “H” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MF	0,5H	W_k	7,33404	6,00090	4,85117	9,57445	5,05173
		LW_k	-0,40390	-0,42147	-0,79612	-4,74012	-0,06527
		b_k	-6,23657	-2,09148	1,78343	11,79900	9,60408
		Lb_k	5,31982				
	1H	W_k	-6,84502	7,08188	9,58379	5,81821	7,80443
		LW_k	0,44207	-0,27231	-0,14960	-0,80163	-8,52093
		b_k	6,46154	-3,83047	-2,11411	1,73785	10,53234
		Lb_k	8,55542				
	2H	W_k	7,16427	7,03216	-6,59397	7,11912	-5,72044
		LW_k	-0,47655	-0,39058	0,44794	-0,22019	2,40947
		b_k	-6,71343	-3,07573	-0,28295	2,57104	-6,91232
		Lb_k	-0,10685				
	3H	W_k	-6,68952	-5,12350	-10,57806	10,89315	13,07615
		LW_k	0,43469	0,61477	0,44518	-0,24099	-4,95971
		b_k	5,96255	1,31372	-2,83949	7,30453	15,52044
		Lb_k	4,05289				
	5H	W_k	-6,76026	-4,51895	-9,97487	-1,56782	-12,73551
		LW_k	0,38483	0,63598	0,57139	3,51366	5,28415
		b_k	5,69741	0,65479	-4,83867	-7,87920	-14,99945
		Lb_k	-1,10545				
MI	0,5H	W_k	-3,62673	-4,94032	-11,82287	6,98036	27,65556
		LW_k	0,93210	0,48626	0,17844	-0,61390	-7,92663
		b_k	3,34209	0,49137	-3,35155	5,23970	30,94470
		Lb_k	7,13485				
	1H	W_k	6,74593	-6,86738	8,74937	5,19009	-9,93121
		LW_k	-0,57211	0,30479	-0,15625	-0,93479	8,19569
		b_k	-7,13198	3,36710	-1,60328	1,90049	-12,74346
		Lb_k	0,24841				
	2H	W_k	-7,22178	-6,54228	-2,18406	5,07560	10,47792
		LW_k	0,16729	0,27467	2,19685	1,66509	-7,86906
		b_k	6,38616	2,24373	-1,20740	5,84854	13,01046
		Lb_k	5,07869				
	3H	W_k	7,28460	-6,51266	-6,43366	-1,01427	-7,01408
		LW_k	-0,25585	0,69497	0,50020	-1,67046	6,84182
		b_k	-5,85341	-1,98069	1,75823	11,14503	-9,38607
		Lb_k	0,87394				
	5H	W_k	-7,51047	-6,50968	3,85302	-11,42928	-17,96266
		LW_k	0,18364	0,18147	-0,78605	0,46273	7,53836
		b_k	6,21744	2,31049	0,36926	-6,65445	-20,72663
		Lb_k	-0,26480				

Fonte Autoria própria.

Tabela N. 3 – Valores dos pesos sinápticos da curva MF dos elos fusíveis Eletrofusi Power Systems do tipo “H” para a topologia FFNN com 5 neurônios na camada oculta.

Curva	Elo Fusível	Pesos Sinápticos e Biases					
			$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
MF	0,5H	W_k	7,30099	6,11716	5,53613	7,03075	-4,72015
		LW_k	-0,38493	-0,39938	-0,56059	1,65763	6,44091
		b_k	-6,50191	-2,69777	0,84630	6,04625	-5,55270
		Lb_k	-1,44121				
	1H	W_k	7,06305	6,16504	-4,42223	7,14621	-8,32059
		LW_k	-0,33937	-0,31609	0,75667	-0,24265	6,38204
		b_k	-6,71863	-3,49154	-0,25101	3,46111	-10,91015
		Lb_k	-0,26553				
	2H	W_k	-4,57071	1,87326	-11,54296	4,04104	5,63935
		LW_k	0,58273	-1,59298	6,70465	0,54221	-0,30499
		b_k	3,95023	1,17137	-14,59991	-14,14608	-0,80429
		Lb_k	0,62362				
	3H	W_k	7,03611	6,24478	-4,54540	-5,70064	-7,62069
		LW_k	-0,37645	-0,35181	0,28046	0,57873	4,01372
		b_k	-6,62827	-3,06473	-0,22531	-1,11161	-9,40935
		Lb_k	-0,43979				
	5H	W_k	7,06017	-6,17581	5,14389	-7,22649	-9,13494
		LW_k	-0,32572	0,31151	-0,54010	0,55790	5,67370
		b_k	-6,60536	3,07810	0,37376	-3,97164	-11,68897
		Lb_k	-0,27538				
MI	0,5H	W_k	6,54756	-8,52107	9,19927	-9,54846	17,24387
		LW_k	-0,01081	-0,13974	-0,73805	0,80465	-7,06711
		b_k	-7,60362	0,62597	1,72167	-5,80004	19,67100
		Lb_k	6,80742				
	1H	W_k	3,33121	10,40312	18,34933	-3,28704	22,64928
		LW_k	11,57614	0,16097	-0,23710	13,46382	-41,62000
		b_k	0,77140	-0,12250	1,82933	-0,95210	27,45056
		Lb_k	29,11661				
	2H	W_k	-7,05822	-8,27473	-5,86994	-6,28831	-13,05925
		LW_k	-0,01864	-0,35636	1,05440	0,82152	6,83791
		b_k	6,81328	1,52647	-0,48595	-3,59128	-15,54650
		Lb_k	-0,98974				
	3H	W_k	-7,60181	9,12031	2,06188	9,40556	-7,82995
		LW_k	-0,13123	0,34121	-4,94391	3,49484	6,56830
		b_k	6,18990	-2,67909	1,96921	8,71379	-8,48380
		Lb_k	0,04963				
	5H	W_k	-6,54940	6,98180	-8,48431	-1,91736	4,95388
		LW_k	-0,21329	0,30424	-0,50453	2,93144	-4,67494
		b_k	7,33963	-4,13361	1,53930	-0,67409	6,67351
		Lb_k	3,33316				

Fonte Autoria própria.

ANEXO

ANEXO A – DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE CONTÍNUA UNIFORME

A distribuição uniforme é a mais simples distribuição contínua, entretanto uma das mais importantes e utilizadas dentro da teoria de probabilidade. No modelo uniforme, a probabilidade de gerar qualquer ponto em um intervalo compreendido no espaço amostral é proporcional ao tamanho do intervalo (WALPOLE et al., 2012).

A função densidade de probabilidade da distribuição uniforme no intervalo fechado $[a, b]$ é calculada pela Equação .

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & \text{qualquer outro valor} \end{cases} \quad (1)$$

Onde:

a é o valor mínimo assumido pela função;
 b é o valor máximo assumido pela função.

Uma das técnicas utilizadas para obter a equação da amostragem de uma variável x é a Transformada Inversa, visto que probabilidade de da Equação (1) é integrável.

$$f(x) = \int_a^b f(x)dx = \int_a^b \frac{1}{(b-a)} dx = \frac{1}{(b-a)} x \Big|_a^b = \frac{1}{(b-a)} (x-a) \quad (2)$$

Considerando $F(x) = r$, na busca da variável aleatória x , obtém-se a Equação (3) que foi utilizada neste trabalho.

$$x = r(b-a) + a \quad (3)$$

ANEXO B – PARÂMETROS UTILIZADOS NO SISTEMA MODIFICADO IEEE 34 NÓS

- Dados base

O sistema opera em uma base de 2,5 MVA, possui um transformador na subestação (nó 800) de tensão 69/24,9 kV e um transformador (XFM-1) de tensão 24,9/4,16 kV em um dos ramais (nó 832).

- Parâmetros de Linha

Nó A	Nó B	Comprimento (em m)	Configuração
800	802	786,384	300
802	806	527,304	300
806	808	9823,704	300
808	810	1769,0592	303
808	812	11430	300
812	814	9061,704	300
814	850	3,048	301
816	818	521,208	302
816	824	3112,008	301
800	802	786,384	302
818	820	14676,12	302
820	822	4187,952	303
824	826	923,544	301
824	828	256,032	301
828	830	6230,112	301
830	854	158,496	301
832	858	1493,52	XFM-1
832	888	0	301
834	860	615,696	301
834	842	85,344	301
836	840	262,128	301
836	862	85,344	301
842	844	411,48	301
844	846	1109,472	301
846	848	161,544	301
850	816	85,344	301
852	832	262,128	301
854	856	1481,328	303
854	852	94,488	301
858	864	3,048	303
858	834	7110,984	301
860	836	11225,784	301
862	838	493,776	304
888	890	1776,984	300

- Configuração da rede aérea

Configuração	Fases	Fase ASCR	Neutro ASCR	ID
300	B A C N	1/0	1/0	500
301	B A C N	#2 6/1	#2 6/1	500
302	N A	#4 6/1	#4 6/1	510
303	B N	#4 6/1	#4 6/1	510
304	B N	#2 6/1	#2 6/1	510

- Transformadores

	kVA	kV lado primário	kV lado secundário	R (%)	X (%)
Subestação	2500	69 - D	24,9 - Gr, W	1	9
XFM -1	500	24,9 - Gr,W	4,16 - Gr, W	1,9	4,08

- Cargas Concentradas

Nó	Modelo da carga	Fase 1 kW	Fase 1 kVAr	Fase 2 kW	Fase 2 kVAr	Fase 3 kW	Fase 4 kVAr
860	Y-PQ	20	16	20	16	20	16
840	Y-I	9	7	9	7	9	7
844	Y-Z	135	105	135	105	135	105
848	D-PQ	20	16	20	16	20	16
890	D-I	150	75	150	75	150	75
830	D-Z	10	5	10	5	25	10
Total		344	224	344	224	359	229

- Cargas Distribuídas

Nó A	Nó B	Modelo da carga	Fase 1 kW	Fase 1 kVAr	Fase 2 kW	Fase 2 kVAr	Fase 3 kW	Fase 3 kVAr
802	806	Y-PQ	0	0	30	15	25	14
808	810	Y-I	0	0	16	8	0	0
818	820	Y-Z	34	17	0	0	0	0
820	822	Y-PQ	135	70	0	0	0	0
816	824	D-I	0	0	5	2	0	0
824	826	Y-I	0	0	40	20	0	0
824	828	Y-PQ	0	0	0	0	4	2
828	830	Y-PQ	7	3	0	0	0	0
854	856	Y-PQ	0	0	4	2	0	0
832	858	D-Z	7	3	2	1	6	3
858	864	Y-PQ	2	1	0	0	0	0
858	834	D-PQ	4	2	15	8	13	7
834	860	D-Z	16	8	20	10	110	55
860	836	D-PQ	30	15	10	6	42	22
836	840	D-I	18	9	22	11	0	0
862	838	Y-PQ	0	0	28	14	0	0
842	844	Y-PQ	9	5	0	0	0	0
844	846	Y-PQ	0	0	25	12	20	11
846	848	Y-PQ	0	0	23	11	0	0
848	853	D-I	18	9	22	11	0	0
849	851	Y-PQ	0	0	28	14	0	0
Total			280	142	290	145	220	114

- Capacitor Shunt

Nó	Fase A kVAr	Fase B kVAr	Fase C kVAr
844	100	100	100
848	150	150	150
Total	250	250	250

- Impedâncias (Matrizes Z e B)

Configuração 300:

$$Z_{abc} = \begin{bmatrix} 0,8306 + j0,8291 & 0,1306 + j0,3591 & 0,1324 + j0,3116 \\ 0 & 0,8226 + j0,8431 & 0,1284 + j0,2853 \\ 0 & 0 & 0,8261 + j0,837 \end{bmatrix} (\Omega/km)$$

$$y_{abc} = \begin{bmatrix} j3,315 & -j0,9515 & -j0,6178 \\ 0 & j3,1677 & -j0,386 \\ 0 & 0 & j3,0373 \end{bmatrix} (S/km)$$

Configuração 301:

$$Z_{abc} = \begin{bmatrix} 1,1992 + j0,8771 & 0,1446 + j0,4003 & 0,1466 + j0,3536 \\ 0 & 1,1904 + j0,8874 & 0,1422 + j0,3255 \\ 0 & 0 & 1,1942 + j0,8829 \end{bmatrix} (\Omega/km)$$

$$y_{abc} = \begin{bmatrix} j3,1819 & j0,8925 & j0,5842 \\ 0 & j3,0481 & j0,3698 \\ 0 & 0 & j2,93 \end{bmatrix} (S/km)$$

Configuração 302:

$$Z_{abc} = \begin{bmatrix} 1,7395 + j0,923 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} (\Omega/km)$$

$$y_{abc} = \begin{bmatrix} j2,6254 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} (S/km)$$

Configuração 303:

$$Z_{abc} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1,7395 + j0,923 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} (\Omega/km)$$

$$y_{abc} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & j2,6254 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} (S/km)$$

Configuração 304:

$$Z_{abc} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1,1941 + j0,8831 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} (\Omega/km)$$

$$y_{abc} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & j2,7115 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} (S/km)$$

ANEXO C – TABELAS DE SELETIVIDADE DOS FABRICANTES AVALIADOS

Tabela C. 3 – Tabela de seletividade EEI-NEMA para os elos fusíveis tipo “K”.

Elo Fusível Protetor B (A)	10K	15K	25K	40K	65K	100K	140K	200K
	Máxima corrente de falta em B, que protegerá A							
6K	190	510	840	1340	2200	3900	5800	9200
10K		300	840	1340	2200	3900	5800	9200
15K			430	1340	2200	3900	5800	9200
25K				660	2200	3900	5800	9200
40K					1100	3900	5800	9200
65K						2400	5800	9200
100K							2000	9100
140K								4000

Fonte: Eaton Cooper Power Systems.

Tabela C. 4 – Tabela de seletividade do fabricante Eaton Cooper Power Kearney para os elos fusíveis tipo “K”.

Elo Fusível Protetor B (A)	10K	15K	25K	40K	65K	100K	140K	200K
	Máxima corrente de falta em B, que protegerá A							
6K	190	475	910	1600	2600	4500	7000	10,000
10K		330	800	1600	2600	4500	7000	10,000
15K			560	1350	2500	4500	7000	10,000
25K				1000	2200	4300	7000	10,000
40K					1700	3800	6600	10,000
65K						3100	6000	10,000
100K							5500	10,000
140K								7000
200K								

Fonte: Eaton Cooper Power Systems.

Tabela C. 5 – Tabela de seletividade do fabricante S&C Positrol® para os elos fusíveis tipo “K”.

Elo Fusível Protetor B (A)	10K	15K	25K	40K	65K	100K	140K	200K
	Máxima corrente de falta em B, que protegerá A							
6K	240	540	970	1600	2550	4250	6100	9500
10K		440	920	1600	2550	4250	6100	9500
15K			720	1500	2500	4200	6100	9500
25K				1150	2300	4050	6000	9400
40K					1750	3850	5900	9200
65K						3100	5500	9000
100K							3900	8300
140K								5000

Fonte: S&C Positrol®.