



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Manuela Luz Cardoso

**Alocação de Indicadores de Passagem de Falta em Redes de Distribuição com
base em Custos de Compensação por Interrupção Consumidora**

Florianópolis
2021

Manuela Luz Cardoso

Alocação de Indicadores de Passagem de Falta em Redes de Distribuição com base em Custos de Compensação por Interrupção Consumidora

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica.
Orientador: Prof. Diego Issicaba, PhD

Florianópolis
2021

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Cardoso, Manuela Luz

Alocação de Indicadores de Passagem de Falta em Redes de Distribuição com base em Custos de Compensação por Interrupção Consumidora / Manuela Luz Cardoso ; orientador, Diego Issicaba, 2021.

112 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2021.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Indicadores de Passagem de Falta. 3. Confiabilidade. 4. Simulação de Monte Carlo. 5. Método da Entropia Cruzada. I. Issicaba, Diego. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

Manuela Luz Cardoso

Alocação de Indicadores de Passagem de Falta em Redes de Distribuição com base em Custos de Compensação por Interrupção Consumidora

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Ahda Pionkoski Grilo Pavani, PhD
Universidade Federal do ABC

Prof. Leonardo Elzeire Bremermann, PhD
Universidade Federal de Santa Catarina

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica.

Prof. Telles Brunelli Lazzarin, PhD
Coordenador do Programa

Prof. Diego Issicaba, PhD
Orientador

Florianópolis, 15 de julho de 2021.

Este trabalho é dedicado a Ione e Fernando.

Este trabalho foi desenvolvido no âmbito do projeto intitulado “Desenvolvimento de um sistema para localização de faltas transitórias ou permanentes, que possa ser facilmente instalado, sem necessidade de interrupção da rede elétrica, próprio para instalação em redes de 15 kV e 34 kV, de baixo custo e integrado às tecnologias de IoT mais atuais (Projeto FLOCO Sensor)”, código PD 00405-1804/2018, tendo por proponente o Grupo Energisa bem como por executores o INESC P&D Brasil e HART BR, de acordo do programa de pesquisa e desenvolvimento tecnológico regulado pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Ione e Fernando, que apoiaram minhas decisões e proporcionaram as condições e os recursos para que eu pudesse concluir este projeto.

As minhas irmãs Fernanda e Izabele, que mesmo sem entender minhas escolhas, sempre acreditaram em mim, contribuindo com apoio e suporte.

As minhas sobrinhas Carol e Sofia, que crescem dividindo comigo risadas e silêncios.

Ao Professor Diego Issicaba, que compartilhou comigo seu conhecimento e orientou este trabalho.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, à secretaria e aos professores, em especial ao Professor Roberto de Souza Salgado.

Aos colegas de curso que me acompanharam neste percurso, em especial ao Lucas Fritzen Venturini, ao Yago Lafourcade Baracy, à Bruna Kobay, ao Rodrigo Vaz Pina Cabral Silva e ao Igor Monteiro Bezerra Ulisses que compartilharam conhecimento comigo, e ao Luis Otavio Steffenmunsberg Grillo, pela amizade e pela parceria durante o curso das disciplinas.

Ao INESC P&D Brasil pelo apoio financeiro.

A todos aqueles que de alguma forma contribuíram para que este trabalho pudesse ser realizado.

Great discoveries and improvements invariably involve the cooperation of many minds.
(Alexander Graham Bell)

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo o desenvolvimento de uma metodologia para alocação otimizada de indicadores de passagem de falta em sistemas de distribuição de energia elétrica, tendo em conta o impacto desses dispositivos em custos de compensação financeira decorrentes de interrupções consumidoras. A duração das interrupções consumidoras sustentadas depende principalmente do tempo necessário para localizar a falha e do tempo necessário para executar os reparos. Dessa forma, os tempos utilizados no processo de localização de falhas podem ser minimizados com a instalação de indicadores de passagem de falta, os quais fornecem informações relevantes para o processo de deslocamento de equipes de manutenção, reduzindo assim o tempo que a equipe permanece em trânsito e, conseqüentemente, a duração de interrupções consumidoras. Neste trabalho, o problema de alocação de indicadores de passagem de falta é formulado como um problema de otimização, com o objetivo de minimizar o custo associado a penalidades em virtude da interrupção do serviço ao cliente, energia não suprida e o custo do investimento correspondente à instalação dos indicadores de passagem de falta. Buscam-se soluções para o problema de alocação a partir de um algoritmo de otimização baseado no método da entropia cruzada, no qual os indicadores de confiabilidade são calculados via simulações de Monte Carlo sequencial. Distribuições de probabilidade características do tempo de viagem das equipes de manutenção são obtidas com o auxílio de uma ferramenta de simulação de tráfego veicular. Resultados ilustram o impacto da aplicação de indicadores de passagem de falta na redução de custos de compensação financeira decorrentes de interrupções consumidoras para uma rede teste.

Palavras-chave: Indicadores de Passagem de Falta. Confiabilidade. Simulação de Monte Carlo. Método da Entropia Cruzada.

ABSTRACT

This work presents a methodology to optimize the allocation of fault indicator devices in electric power distribution systems, the problem formulation considers the effects of the allocation of fault indicators on restoration times. The duration of sustained customer outages depends primarily on the time required to locate a fault and the time required to perform repairs. Hence, the time period used in the fault location process can be minimized with the installation of fault passage indicators, which provide relevant information to the process of dispatching maintenance teams, reducing the time that the team remains in transit and, consequently, the duration of customer interruptions. In this work, the problem of allocation of fault passage indicators is formulated as an optimization problem, with the objective of minimizing the cost associated with penalties due to the interruption of customer service, energy not supplied and the investment cost corresponding to the installation of the devices. Solutions to the allocation problem are sought from an optimization algorithm based on the cross-entropy method, while performance and cost indicators are calculated via sequential Monte Carlo simulations. Density functions of travel time characteristics of maintenance teams are customized with the aid of a vehicle traffic simulation tool. Results illustrate the impact of applying fault passage indicators on reducing financial compensation costs arising from customer interruptions for a test network.

Keywords: Fault passage indicator. Reliability. Monte Carlo method. Cross-entropy method.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Modelos de IPF.	23
Figura 2 – Modelo Markoviano a dois estados.	25
Figura 3 – Falta no tronco.	53
Figura 4 – Falta fora do tronco - Caso sem IPFs.	54
Figura 5 – Falta fora do tronco - Caso com IPFs.	54
Figura 6 – Histograma do conjunto de dados.	57
Figura 7 – Estimativa de densidade por kernel.	57
Figura 8 – Influência do parâmetro de suavização h	58
Figura 9 – Função de distribuição acumulada da kernel estimada.	60
Figura 10 – Histograma - Via de 100 km/h	61
Figura 11 – Histograma - Via de 60 km/h	61
Figura 12 – Distribuição de probabilidade de Weibull - Via de 100 km/h	62
Figura 13 – Distribuição de probabilidade de Weibull - Via de 60 km/h	63
Figura 14 – Distribuição de probabilidade por kernel - Via de 100 km/h	64
Figura 15 – Histograma e distribuições - Via de 100 km/h	64
Figura 16 – Rede de 16 nós UFSC.	68
Figura 17 – Rede veicular inicial.	69
Figura 18 – Rede veicular - Modelo 1.	70
Figura 19 – Rede veicular - Modelo 2.	70
Figura 20 – Rede veicular - Modelo 3.	71
Figura 21 – Trecho 13 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.	72
Figura 22 – FDA do trecho 13 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.	72
Figura 23 – Trecho 12 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.	73
Figura 24 – FDA do trecho 12 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.	73
Figura 25 – Trecho 1 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.	74
Figura 26 – FDA do trecho 1 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.	74
Figura 27 – Detalhe da FDA do trecho 1 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.	75
Figura 28 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Espaço de Estados Completo.	76
Figura 29 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 1.	77
Figura 30 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 2.	78
Figura 31 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 3.	78
Figura 32 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 4.	79
Figura 33 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 5.	79
Figura 34 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 6.	80
Figura 35 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 7.	80
Figura 36 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 8.	81

Figura 37 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 9.	81
Figura 38 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 10.	82
Figura 39 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 11.	82
Figura 40 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 12.	83
Figura 41 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 13.	83
Figura 42 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 14.	84
Figura 43 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 15.	84
Figura 44 – Rede de 16 nós UFSC.	94
Figura 45 – Cenário 1 - Rua 1.	97
Figura 46 – Cenário 1 - Rua 2.	97
Figura 47 – Cenário 1 - Rua 3.	98
Figura 48 – Cenário 1 - Rua 4.	98
Figura 49 – Cenário 1 - Rua 5.	98
Figura 50 – Cenário 1 - Rua 6.	99
Figura 51 – Cenário 1 - Rua 7.	99
Figura 52 – Cenário 1 - Rua 8.	99
Figura 53 – Cenário 1 - Rua 9.	100
Figura 54 – Cenário 1 - Rua 10.	100
Figura 55 – Cenário 1 - Rua 11.	100
Figura 56 – Cenário 1 - Rua 12.	101
Figura 57 – Cenário 1 - Rua 13.	101
Figura 58 – Cenário 1 - Rua 14.	101
Figura 59 – Cenário 1 - Rua 15.	102
Figura 60 – Cenário 2 - Rua 1.	102
Figura 61 – Cenário 2 - Rua 2.	102
Figura 62 – Cenário 2 - Rua 3.	103
Figura 63 – Cenário 2 - Rua 4.	103
Figura 64 – Cenário 2 - Rua 5.	103
Figura 65 – Cenário 2 - Rua 6.	104
Figura 66 – Cenário 2 - Rua 7.	104
Figura 67 – Cenário 2 - Rua 8.	104
Figura 68 – Cenário 2 - Rua 9.	105
Figura 69 – Cenário 2 - Rua 10.	105
Figura 70 – Cenário 2 - Rua 11.	105
Figura 71 – Cenário 2 - Rua 12.	106
Figura 72 – Cenário 2 - Rua 13.	106
Figura 73 – Cenário 2 - Rua 14.	106
Figura 74 – Cenário 2 - Rua 15.	107
Figura 75 – Cenário 3 - Rua 1.	107

Figura 76 – Cenário 3 - Rua 2.	107
Figura 77 – Cenário 3 - Rua 3.	108
Figura 78 – Cenário 3 - Rua 4.	108
Figura 79 – Cenário 3 - Rua 5.	108
Figura 80 – Cenário 3 - Rua 6.	109
Figura 81 – Cenário 3 - Rua 7.	109
Figura 82 – Cenário 3 - Rua 8.	109
Figura 83 – Cenário 3 - Rua 9.	110
Figura 84 – Cenário 3 - Rua 10.	110
Figura 85 – Cenário 3 - Rua 11.	110
Figura 86 – Cenário 3 - Rua 12.	111
Figura 87 – Cenário 3 - Rua 13.	111
Figura 88 – Cenário 3 - Rua 14.	111
Figura 89 – Cenário 3 - Rua 15.	112

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo do estado da arte.	37
Tabela 2 – Proteções do sistema teste.	68
Tabela 3 – Limites dos indicadores de continuidade.	69
Tabela 4 – Resumo dos resultados das simulações.	76
Tabela 5 – Custos com e sem IPFs.	85
Tabela 6 – Dados do transformador da subestação.	94
Tabela 7 – Cargas	95
Tabela 8 – Dados dos reguladores de tensão.	95
Tabela 9 – Dados dos capacitores.	95
Tabela 10 – Modelo de sistema de transmissão equivalente.	96

LISTA DE ALGORITMOS

1	Método de entropia cruzada para a estimação de eventos raros	32
2	Método de entropia cruzada para otimização	33
3	Método de entropia cruzada para alocação de IPFs.	46
4	Método de simulação Monte Carlo sequencial	48
5	Metodologia para inicialização da inspeção	52
6	Metodologia de inspeção para localização da falta	52

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	17
1.1.1	Contexto e motivação	17
1.1.2	O projeto F-LOCO	19
1.2	OBJETIVOS	19
1.3	ESTRUTURA DO DOCUMENTO	19
2	FUNDAMENTOS E REVISÃO DO ESTADO DA ARTE	21
2.1	INDICADORES DE PASSAGEM DE FALTA	21
2.1.1	Histórico	21
2.1.2	Funcionamento	22
2.1.3	Instalação	23
2.2	CONFIABILIDADE DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	24
2.2.1	Processo de Markov	24
2.2.2	Método de Monte Carlo	26
2.2.3	Índices de confiabilidade	27
2.3	MÉTODO DE ENTROPIA CRUZADA	30
2.4	SIMULAÇÃO DE TRÁFEGO VEICULAR	33
2.5	DISCUSSÕES ACERCA DO ESTADO DA ARTE	34
2.6	POSICIONAMENTO DO TRABALHO NO ESTADO DA ARTE	39
3	METODOLOGIA DE ALOCAÇÃO DE INDICADORES DE FALTA	40
3.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	40
3.2	OTIMIZAÇÃO DO DESEMPENHO DE SOLUÇÕES CANDIDATAS	41
3.3	AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE SOLUÇÕES CANDIDATAS	46
3.3.1	Integração de tempos de deslocamento na simulação de Monte Carlo sequencial	48
3.3.2	Modelagem do deslocamento de equipes de manutenção	50
3.3.3	Amostragem e estimação de distribuições de probabilidade de velocidades de deslocamento	55
3.3.3.1	Amostragem de velocidades modeladas por distribuições de Weibull e não paramétrica	55
3.3.3.2	Estimação de velocidades modeladas por distribuições de Weibull e não-paramétrica	60
3.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	65
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	67
4.1	COMPOSIÇÃO DO ESTUDO DE CASO	67
4.1.1	Sistema UFSC 16 nós	67
4.1.2	Rede veicular	69

4.1.3	Volume de tráfego veicular	71
4.1.4	Distribuições de probabilidade	71
4.2	RESULTADOS OBTIDOS	75
4.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS	85
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	86
5.1	TRABALHOS FUTUROS	86
	REFERÊNCIAS	87
	ANEXO A – REDE DE 16 NÓS UFSC	94
	ANEXO B – FUNÇÕES DE DENSIDADE E DE PROBABILIDADE	
	ACUMULADA	97

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo tem por fim a apresentação da motivação e contexto em que está inserido este trabalho, além de uma descrição breve do projeto F-LOCO, dos objetivos do trabalho, e da estrutura do documento.

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A energia elétrica é a principal fonte de luz, calor e força utilizada no mundo moderno, sendo um insumo fundamental para a indústria e estando diretamente associada ao desenvolvimento social/econômico e qualidade de vida da população (ELETROBRAS, 2020). Esse papel de destaque confere à energia elétrica um elevado grau de importância, exigindo que os sistemas elétricos de potência operem de maneira eficiente e ininterrupta, sempre que possível. A importância da confiabilidade dos sistemas de energia elétrica é claramente notada quando as pessoas são confrontadas com a interrupção do serviço de suprimento de energia elétrica, por exemplo quando a interrupção provoca parada das linhas de produção ou mesmo impactos financeiros às empresas, o que pode conseqüentemente causar efeitos econômicos negativos além de situações que afetem o conforto da população (MACHADO, 2013).

Tal busca por eficácia e eficiência mantém os estudos relacionados à energia elétrica relevantes. Neste trabalho, desenvolvem-se estudos relacionados a sistemas de distribuição de energia elétrica e a confiabilidade do fornecimento.

1.1.1 Contexto e motivação

A distribuição de energia elétrica se caracteriza como o segmento do setor elétrico dedicado à entrega de energia elétrica para os usuários finais. Estando próximas de atividades humanas, as redes de distribuição estão constantemente sujeitas a perturbações. Tais perturbações podem ser oriundas da própria operação do sistema, da atividade humana ou de intempéries (ANEEL, 2019).

Uma vez que o fornecimento de energia elétrica deve ser realizado de maneira eficiente, tanto do ponto de vista técnico como econômico, um dos aspectos considerados na avaliação desse serviço é a continuidade do fornecimento, a qual deve ocorrer dentro de limites operacionais regulamentados pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). A ANEEL estabelece limites para o número de ocorrências e tempo de duração de interrupções, penalizando os agentes responsáveis, quando tais limites são excedidos (PRODIST - ANEEL, 2019). Portanto, os sistemas elétricos de potência devem ser operados buscando minimizar a ocorrência de falhas e suas durações.

A confiabilidade de sistemas elétricos pode ser melhorada, reduzindo-se o número de interrupções e a duração dessas interrupções por meio de técnicas de restau-

ração mais rápidas. No Brasil, desvios de tensão cuja duração é inferior a 3 minutos são classificadas como variações de curta duração. Portanto, é interessante que o tempo de restauração seja inferior a 3 minutos visando assim diminuir a frequência de ocorrência de interrupções (PRODIST - ANEEL, 2019). Dessa forma, quando falhas sustentadas ocorrem, esforços são empregados para que as correções necessárias sejam efetuadas no menor tempo possível. Para tanto, é preciso identificar com a máxima precisão possível o local em que ocorre a falta, de forma a que equipes de manutenção possam deslocar-se eficazmente.

Em redes de distribuição, a instalação de indicadores de passagem de falta (IPFs) pode auxiliar no processo de localização de faltas. Entretanto, para que a instalação de tais equipamentos proporcione ganhos efetivos é preciso que os mesmos sejam alocados de forma estratégica, conciliando custos e benefícios.

Um IPF é um dispositivo que fornece indicação visual ou remota de uma falta no sistema de energia elétrica. O indicador é capaz de distinguir entre a corrente de falta e a corrente de carga associada ao alimentador em condições normais de operação, possibilitando que a concessionária restaure o suprimento de energia mais rapidamente, reduzindo o tempo que a equipe de campo necessita para identificar um trecho em falta (VIDYASAGAR; PRASAD; FATIMA, 2012). Dessa maneira, o uso de IPF tem potencial para reduzir os custos para as concessionárias e seus clientes, melhorando a confiabilidade do sistema (VIDYASAGAR; PRASAD; FATIMA, 2012). Além disso, estudos mostram que os investimentos feitos em equipamentos destinados a detecção de faltas têm um tempo de retorno curto, em alguns casos inferior a um ano, além de ser considerada uma das soluções mais econômicas e apropriadas para reduzir o tempo de interrupções sustentadas (BJERKAN, 2009; ANGERER, 2008).

Com a finalidade de contribuir com os estudos relacionados a confiabilidade de sistemas de distribuição em redes com IPF, neste trabalho, a alocação e avaliação do impacto dos IPFs é realizada por meio do método de entropia cruzada e simulação Monte Carlo sequencial, respectivamente. A modelagem do tempo de deslocamento de equipes de manutenção é desenvolvida tendo por base funções de kernel cuja parametrização é obtida a partir de simulações de deslocamento de equipe via ferramenta computacional de controle de tráfego *Simulation of Urban Mobility* (SUMO), onde são representadas as rotas de inspeção de acordo com cenários de estudo na presença ou ausência de IPFs. O SUMO é uma ferramenta computacional desenvolvida em colaboração entre o *Center for Applied Informatics Cologne* (ZAIK) e o *Institute of Transportation Systems (ITS) do German Aerospace Center* (DLR), com o objetivo de ser utilizada em pesquisas acadêmicas, de maneira que a ferramenta possui licença livre e código aberto (LOPEZ *et al.*, 2018).

1.1.2 O projeto F-LOCO

Esta dissertação foi desenvolvida no âmbito do projeto de pesquisa F-LOCO - *Fault Location Optimization* (INESC P&D BRASIL, 2018), que envolve o Grupo Energisa - Distribuidoras de Energia S.A, o INESC P&D Brasil e a parceira tecnológica, Hart BR. O projeto contou com contribuições de laboratórios de pesquisa de diversas universidades, estando entre eles o Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica (LabPlan) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC).

O projeto F-LOCO tem como objetivo o desenvolvimento de um sistema para localização de faltas transitórias ou permanentes, que possa ser facilmente instalado, junto às chaves fusíveis pré-existentes na rede, sem necessidade de interrupção da rede elétrica, próprio para instalação em redes de 15 kV e 34 kV, de baixo custo e integrado as tecnologias de *Internet of Things* (IoT) mais atuais. De maneira genérica, o projeto F-LOCO pode ser dividido em duas vertentes de atuação: desenvolvimento do dispositivo indicador de passagem de falta a ser instalado em cartucho fusível e avaliação da alocação desses dispositivos ao longo da rede de distribuição, conciliando o desempenho do sistema de localização de faltas e os custos referentes a sua instalação, manutenção e operação. Este trabalho foi desenvolvido no âmbito da segunda vertente de atuação do projeto.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral desta dissertação é desenvolver um modelo de otimização para a alocação de IPFs tendo em conta custos de compensação financeira decorrentes de interrupções consumidoras e representação de tempos de deslocamento de equipes de manutenção. Dentre os objetivos específicos do trabalho, destacam-se:

- Desenvolver uma modelagem do tempo de deslocamento para a busca pelo local de falta empregado por equipes de manutenção em redes de distribuição;
- Integrar a modelagem desenvolvida com a estimação de indicadores de confiabilidade de redes de distribuição baseada em simulação de Monte Carlo sequencial;
- Desenvolver um modelo para a otimização da alocação de IPFs considerando a estimação de custos de compensação financeira calculados a partir de indicadores de confiabilidade.
- Avaliar diferentes cenários de alocação de IPFs para uma rede teste.

1.3 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

Este documento está organizado como segue:

Capítulo 1: Este capítulo contém considerações iniciais relativas ao contexto e a motivação que deram origem ao tema de trabalho, além de objetivos gerais e específicos. A última seção apresenta a descrição da estrutura do documento.

Capítulo 2: Neste capítulo, são apresentados conceitos fundamentais relacionados à avaliação de confiabilidade de sistemas de distribuição e a indicadores de passagem de falta. Discussões a cerca do estado da arte fazem parte do fim do capítulo.

Capítulo 3: Neste capítulo, descreve-se a abordagem desenvolvida para a alocação de indicadores de falta. Tem-se como foco a apresentação da função objetivo elaborada para o problema, além dos mecanismos de otimização e avaliação de soluções candidatas.

Capítulo 4: Este capítulo contém a descrição do estudo de caso, o ajuste dos parâmetros de otimização, os resultados obtidos e as conclusões do capítulo.

Capítulo 5: Neste último capítulo, apresentam-se as conclusões da dissertação e as sugestões para trabalhos futuros.

Anexo A: O anexo apresenta os dados da rede elétrica utilizada como estudo de caso.

Anexo B: No anexo é ilustrado uma série de gráficos referentes a dados de velocidade e as funções de kernel do estudo de caso.

2 FUNDAMENTOS E REVISÃO DO ESTADO DA ARTE

Este capítulo visa apresentar conceitos, fundamentos e discussões com o fim de abordar tópicos necessários para a compreensão do trabalho e apresentar um enquadramento do mesmo frente ao estado da arte. Os aspectos fundamentais referentes aos indicadores de passagem de falta são apresentados na Seção 2.1. Na Seção 2.2, são descritos os conceitos referentes à confiabilidade de sistemas de distribuição, processos de Markov, método de simulação de Monte Carlo e índices de confiabilidade de sistemas de distribuição. Na Seção 2.3 e 2.4 são apresentados o método de entropia cruzada e uma breve descrição da ferramenta SUMO. Discussões acerca do estado da arte são elaboradas na Seção 2.5. Por fim, a Seção 2.6 visa posicionar este trabalho no estado da arte.

2.1 INDICADORES DE PASSAGEM DE FALTA

Os IPFs são dispositivos capazes de detectar elevações das correntes nos condutores da rede, típicas das faltas ou defeitos, e se destacam dentre outras opções por apresentarem boa relação custo/benefício (SAU, 2016). Com a alocação adequada desses indicadores, faz-se possível identificar o caminho dos fluxos de correntes de falta desde as fontes de energia até o local das faltas, permitindo a redução do percurso a ser percorrido pela equipe de manutenção na busca pelo local da falta (VIDYASAGAR; PRASAD; FATIMA, 2012).

Os indicadores de falta não permitem apontar o exato local de uma falta, contudo podem sinalizar a seção em que ocorreu a falta. Dessa forma, trata-se de um dispositivo que permite agilizar o processo de localização, direcionando as equipes de manutenção contribuindo para o rápido restabelecimento de energia e para a eficiência do processo (SOUZA, 2009).

Inicialmente, os IPFs eram construídos de maneira rudimentar e restringiam-se a sinalização local. Hoje, além de facilitar a inspeção visual, os indicadores modernos possibilitam também a indicação remota. A indicação visual pode ser feita por meio de luzes e bandeirolas e a indicação remota é feita através de contatos elétricos ou rádio frequência (SAU, 2016).

2.1.1 Histórico

Os primeiros IPFs eram eletromecânicos e foram projetados pela companhia Horstmann em 1946. A sinalização era feita de maneira mecânica por meio da rotação de um disco acoplado ao sistema sensibilizado pela passagem de correntes elevadas. Após a ocorrência, a intervenção humana se fazia necessária para que os IPFs estivessem aptos a operar novamente (USIDA, 2011).

Com a evolução das tecnologias disponíveis, os IPFs passaram a contar com rearme automático, o que acarretou em benefícios operacionais, facilitando o processo de gestão da localização e poupando tempo de serviço. No entanto, a automatização também gerou malefícios relacionados a vida útil dos equipamentos, que passaram a trabalhar de forma autônoma e sem manutenção (USIDA, 2011).

A partir de 1976, os IPFs passaram a ter fonte de alimentação externa, tornando-se mais confiáveis e duráveis. Tal advento também permitiu que outras tecnologias fossem aplicadas aos indicadores, com destaque ao campo da eletrônica de semicondutores (USIDA, 2011).

Em 1987, a Horstmann passou a desenvolver dispositivos IPFs para linhas de distribuição aéreas com comunicação via radiofrequência visando a troca de informações entre o equipamento e o centro de controle através de sistemas SCADA (*Supervisory Control And Data Acquisition*) (ANGERER, 2008).

Atualmente, os IPFs ganharam mais destaque devido a difusão do conceito de *smart grids* e da constante busca pela melhoria da confiabilidade dos sistemas de distribuição (BJERKAN, 2009).

2.1.2 Funcionamento

Conforme mencionado anteriormente, na ocorrência de uma falta, o dispositivo sinaliza a passagem de corrente de curto-circuito. Essa detecção se dá por conta de sensores que monitoram a passagem de corrente pela rede primária de distribuição e diferenciam as situações de falta daquelas condições normais do sistema. A diferenciação se dá usualmente por meio da medição do campo magnético produzido pela corrente elétrica do circuito (USIDA, 2011).

A sinalização pode ocorrer de maneira local e remota. A sinalização local é feita por meio de bandeirolas e lâmpadas permitindo a inspeção visual. Enquanto a sinalização remota é feita por meio de tecnologias de transmissão de sinais, como via sinal de radiofrequência ou via GSM (*Global System for Mobile Communication*), atualizando o status operativo do equipamento no sistema SCADA do centro de controle de distribuição (SOUZA, 2009).

Uma vez que o defeito é localizado e reparado, o IPF deve ser rearmado. Conforme mencionado anteriormente, os indicadores de falta modernos possuem rearme automático, porém, modelos com rearme manual ainda podem ser encontrados. O rearme automático pode usar como parâmetro o nível de tensão, a corrente de carga, o tempo, entre outros, variando com a aplicação e a duração da falta (SOUZA, 2009).

Outro aspecto importante é a autonomia desses dispositivos. Desde que eles passaram a ter fontes independentes, seu uso foi revolucionado, permitindo que o mesmo opere quando a rede elétrica está desenergizada. Em geral, a energia é armazenada em baterias e a autonomia do IPF depende da capacidade delas.

2.1.3 Instalação

Diferente das chaves religadoras e seccionadoras automáticas, os IPFs não permitem funções de manobra, porém são fáceis de serem instalados em redes de distribuição aéreas, podendo ser instalados com o sistema energizado e com custo de aquisição baixo (USIDA, 2011).

Os IPFs podem ser instalados em redes de distribuição aéreas ou subterrâneas, no entanto são mais comuns nas redes aéreas onde ocorrem mais defeitos. Na Figura 1 ilustra-se dois modelos de IPFs aplicados em redes aéreas de acordo com o local de instalação do mesmo. Os indicadores de cabo são instalados diretamente no cabo condutor, enquanto os indicadores de poste são instalados na estrutura do poste.

Os IPFs de cabo monitoram a corrente e a tensão de fase e identificam a passagem de correntes de curto-circuito e o consequente desligamento da tensão por meio dos equipamentos de proteção. Desse modo, identificada a falta permanente, o IPF sinaliza a ocorrência guiando a equipe de manutenção ao local da falta (USIDA, 2011).

Os indicadores de poste podem detectar faltas Fase-Fase e Fase-Terra por meio de sensores que podem ser elétricos ou magnéticos. Os sensores elétricos monitoram a presença de tensão na linha, enquanto os magnéticos monitoram a corrente, sendo sensibilizados quando ocorrem grandes variações (USIDA, 2011).

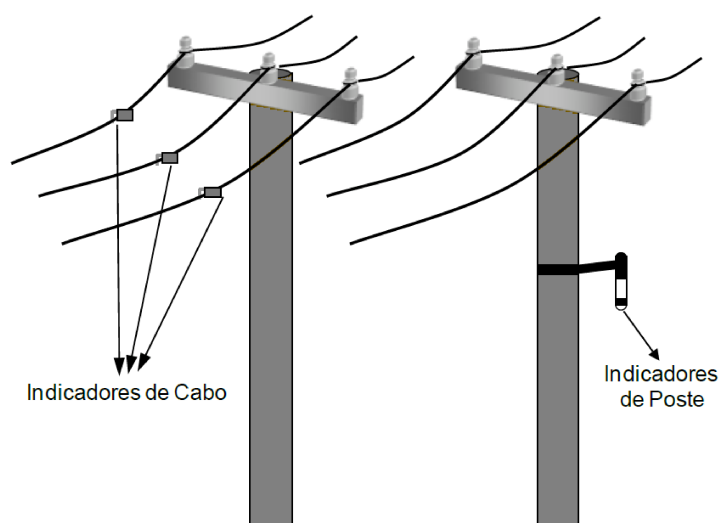


Figura 1 – Modelos de IPF.
Fonte: (USIDA, 2011)

Neste trabalho, o modelo do IPF considerado é definido a partir do projeto F-LOCO, em que tais equipamentos são desenvolvidos com o propósito de serem integrados a redes de distribuição, como uma alternativa de baixo custo e fácil instalação junto a cartuchos de chaves fusíveis previamente existentes no sistema.

2.2 CONFIABILIDADE DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Nas últimas décadas, com o advento e a popularização de novas tecnologias, o perfil de consumo de energia elétrica e as características das cargas sofreram grandes mudanças, de maneira que os consumidores passaram a ser muito mais sensíveis a interrupções no fornecimento de energia. Nesse novo cenário o estudo de confiabilidade de redes de distribuições é de fundamental importância uma vez que cerca de 90% das indisponibilidades de fornecimento de energia elétrica dos consumidores finais é proveniente de falhas em redes de distribuição (BROWN, 2009).

A confiabilidade de sistemas de distribuição pode ser avaliada por meio da análise do histórico de eventos ocorridos ou a partir de previsões realizadas usando técnicas probabilísticas. Análises do histórico de dados permitem traçar tendências e realizar diagnósticos. No entanto, quando o objetivo do estudo é avaliar propostas de melhorias da confiabilidade, faz-se necessário o uso de técnicas probabilísticas e simulações de processos estocásticos (BORDALO; RODRIGUES; DA SILVA, 2006).

Dentre os métodos de simulação empregados no estudo da confiabilidade de redes de distribuição destaca-se a técnica de simulação de Monte Carlo, que aborda o problema da confiabilidade através de visitas a estados pertencentes a um espaço de estados desenhado mediante leis estatísticas, dando origem ao conceito de confiabilidade preditiva. Destaca-se em especial o método de Monte Carlo sequencial que é empregado na simulação de eventos que ocorrem em ordem cronológica (VENTURINI, 2018; BILLINTON; LI, 1994).

2.2.1 Processo de Markov

Processos de Markov descrevem o comportamento aleatório de sistemas que variam discretamente ou continuamente com respeito ao tempo e espaço (BILLINTON; ALLAN, 1992). Variações aleatórias discretas ou contínuas são conhecidas como processos estocásticos. Porém, nem todos os processos estocásticos podem ser modelados usando a abordagem básica de Markov. Para tanto, o comportamento do sistema deve ser caracterizado por uma falta de memória, de maneira que os estados futuros de um sistema sejam independentes de todos os estados passados, exceto o imediatamente anterior. Portanto, o comportamento aleatório futuro de um sistema depende apenas de onde ele está no presente, não de onde esteve no passado ou de como chegou a sua posição atual (BILLINTON; ALLAN, 1992).

Além disso, o processo deve ser estacionário para que a abordagem seja aplicável. Isso significa que o comportamento do sistema deve ser o mesmo em todos os pontos do tempo, independentemente do ponto do tempo considerado, ou seja, a probabilidade de transição de um determinado estado para outro é a mesma em todos os momentos no passado e no futuro (BILLINTON; ALLAN, 1992).

Estudos de confiabilidade de sistemas de distribuição geralmente consideram que os tempos até a falha e reparo de equipamentos elétricos seguem uma distribuição exponencial com taxas de falha e de reparo constantes. Sendo assim, um modelo a dois estados de Markov pode ser aplicado, sendo os estados chamados de estado em operação (estado *up*) e em falha (estado *down*) (BROWN, 2009) (BILLINTON; LI, 1994). A Figura 2 ilustra um modelo de Markov de dois estados, com parâmetros de transição μ (taxa de reparo) e λ (taxa de falha), respectivamente.

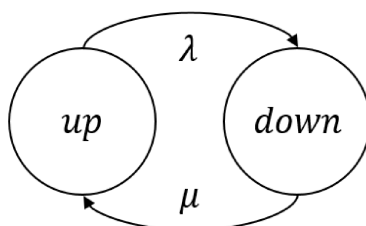


Figura 2 – Modelo Markoviano a dois estados.
Fonte: Do autor, baseado em (BILLINTON; LI, 1994).

Em análises contínuas, pode-se então considerar que a residência em um estado de sucesso (estado *up*) ou de falha (estado *down*) obedece a uma distribuição exponencial, de maneira que a duração do estado de sucesso e de falha podem ser obtidas pelas seguintes equações:

$$T^{up} = -\frac{1}{\lambda} \ln U_1 \quad (1)$$

e

$$T^{down} = -\frac{1}{\mu} \ln U_2, \quad (2)$$

onde T^{up} é o tempo de permanência no estado *up*, T^{down} é o tempo de permanência no estado *down*, U_1 e U_2 são números aleatórios escolhidos segundo uma distribuição uniforme no intervalo $[0, 1]$.

As taxas λ e μ também podem ser expressas por meio dos parâmetros Tempo Médio Para Falha (MTTF – *Mean Time To Failure*) e Tempo Médio de Reparo (MTTR – *Mean Time To Repair*), definidos pelas fórmulas (BILLINTON; ALLAN, 1996):

$$\text{MTTF} = \frac{1}{\lambda} \quad (3)$$

e

$$\text{MTTR} = \frac{1}{\mu} \quad (4)$$

em que o tempo médio para ocorrer a falha e o tempo médio em reparo são dados pela razão entre o tempo total que o componente esteve em operação ou reparo e o número de falhas ou de reparos ocorridos no período, respectivamente.

2.2.2 Método de Monte Carlo

A simulação Monte Carlo é uma técnica estocástica robusta comumente utilizada na análise de problemas complexos. Os métodos de simulação Monte Carlo podem ser utilizados quando é desejável avaliar o impacto de ações ou dispositivos na confiabilidade de redes de distribuição de energia elétrica (BROWN, 2009).

As técnicas de simulação de Monte Carlo podem ser classificadas como sequencial, não sequencial ou pseudosequencial. No método sequencial de Monte Carlo, uma sequência aleatória de estados de sucesso e falha é incrementada conforme a simulação avança no tempo, apresentando conexão temporal entre os estados. No método não sequencial, a amostragem é realizada dentro do espaço de estados de modo que determinada amostra não tem relação temporal com a amostra anterior. Para a análise pseudosequencial, características de ambos os modelos são consideradas com a finalidade de reunir a qualidade dos resultados da análise sequencial e a velocidade de simulação da análise não sequencial (LEITE DA SILVA; CASSULA *et al.*, 2006).

A simulação de Monte Carlo modela a ocorrência de eventos estocásticos a partir de três estágios de avaliação: seleção de estados (i), avaliação de estados (ii) e estimação de índices (iii). Uma das principais vantagens observadas neste método é a possibilidade de definir parâmetros dos componentes, taxa de falha e de reparo, como variáveis aleatórias definidas por funções de distribuição de probabilidade (BROWN, 2009).

A simulação de Monte Carlo sequencial possui a capacidade de representar as relações temporais entre estados, permitindo a estimação de indicadores de valor máximo anuais de forma direta. De maneira genérica, é possível enumerar os passos da simulação Monte Carlo sequencial como segue:

1. Iniciar todos os componentes no estado de sucesso;
2. Gerar uma duração no estado de sucesso para cada um dos componentes;
3. Identificar o menor tempo de transição e o seu respectivo componente;
4. Se o componente transitou para o estado de sucesso, ir ao passo 6. Se o componente transitou para estado de falha, avaliar o impacto para os consumidores;
5. Baseado em análise da falha, se ocorrida, incrementar funções teste de índices de confiabilidade;
6. Gerar e adicionar uma nova duração (de sucesso ou falha) associado ao componente. Se o período de análise, por exemplo 8760 horas, não foi finalizado, voltar ao passo 3; Caso contrário, calcular os índices de confiabilidade para o período correspondente;

7. Avaliar o coeficiente de variação para todos os índices de confiabilidade. Em caso de convergência ou número máximo de amostras atingidas, parar a simulação; Caso contrário retornar ao passo 3.

2.2.3 Índices de confiabilidade

As redes de distribuição têm como função proporcionar o fornecimento de energia aos consumidores com a máxima continuidade possível. A qualidade do serviço prestado pelas empresas de distribuição é avaliada por meio de indicadores de continuidade calculados com base em informações estatísticas que caracterizam o número e a duração de interrupções no fornecimento de energia aos consumidores. Atualmente, as empresas brasileiras devem atender a padrões mensais, trimestrais e anuais estabelecidos pela ANEEL (ANEEL, 2019).

No Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), a ANEEL estabelece indicadores de continuidade individuais e coletivos, que visam contabilizar a frequência e a duração das interrupções no fornecimento de energia (PRODIST - ANEEL, 2019). Os indicadores coletivos de continuidade são:

- Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC);
- Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC);

enquanto os indicadores individuais de continuidade são:

- Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (DIC);
- Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (FIC);
- Duração máxima de interrupção contínua por unidade consumidora ou ponto de conexão (DMIC);
- Duração da interrupção individual ocorrida em dia crítico por unidade consumidora ou ponto de conexão (DICRI).

A continuidade do fornecimento é avaliada pela ANEEL através de subdivisões das distribuidoras, denominadas “conjuntos elétricos”. Existem limites para indicadores associados a cada conjunto. Os limites dos indicadores DIC e FIC são definidos para períodos mensais, trimestrais e anuais. O limite do indicador DMIC é definido para períodos mensais. O limite do indicador DICRI é definido para cada interrupção em dia crítico.

Quando o objetivo é avaliar potenciais benefícios obtidos a partir da instalação de equipamentos que contribuem para reduzir o tempo necessário para restaurar o

sistema e reestabelecer o fornecimento, os indicadores de duração devem ser utilizados. Isto porque a instalação desses equipamentos não tem impacto direto no número de vezes que o fenômeno ocorrerá e sim no período de tempo que o sistema fica indisponível.

O indicador DIC contabiliza o intervalo de tempo que, no período de apuração, em cada unidade consumidora ou ponto de conexão, ocorreu descontinuidade da distribuição de energia elétrica, sendo dado por:

$$DIC = \sum_{i=1}^n t(i) \quad (5)$$

em que

- i é índice de interrupções da unidade consumidora ou por ponto de conexão no período de apuração, variando de 1 a n ;
- n número de interrupções da unidade consumidora ou por ponto de conexão considerado, no período de apuração;
- $t(i)$ é a duração da interrupção i da unidade consumidora considerada ou do ponto de conexão, no período de apuração.

O indicador DEC visa contabilizar o intervalo de tempo que, em média, no período de apuração, em cada unidade consumidora do conjunto considerado, ocorreu descontinuidade da distribuição de energia elétrica. Esse indicador é dado por

$$DEC = \sum_{i=1}^{C_c} \frac{DIC(i)}{C_c} \quad (6)$$

em que

- i é índice de unidades consumidoras atendidas em baixa tensão (BT) ou média tensão (MT) faturadas do conjunto;
- C_c é número total de unidades consumidoras faturadas do conjunto no período de apuração, atendidas em BT ou MT;
- $DIC(i)$ é a Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora, excluindo-se as centrais geradoras.

O indicador DMIC pode ser calculado a partir da seguinte fórmula:

$$DMIC = t^{max}(i) \quad (7)$$

em que:

- $t(i)$ é o valor correspondente ao tempo da máxima duração de interrupção contínua i , no período de apuração, verificada na unidade consumidora ou no ponto de conexão considerado, expresso em horas e centésimos de horas.

Similarmente, o indicador DICRI pode ser calculado por meio da seguinte expressão:

$$DICRI = t_{critico} \quad (8)$$

em que

- $t_{critico}$ é a duração da interrupção ocorrida em Dia Crítico.

Além desses índices adotados pela ANEEL, outros índices são largamente encontrados na literatura e aplicados internacionalmente. Por isso, eles também são descritos neste trabalho como segue (BROWN, 2009):

- System Average Interruption Frequency Index (SAIFI);
- System Average Interruption Duration Index (SAIDI);
- Customer Average Interruption Frequency Index (CAIFI);
- Customer Average Interruption Duration Index (CAIDI).

O SAIFI é o índice relacionado a quantidade de interrupções sustentadas do sistema para um consumidor médio no período de um ano [ocorrências/ano] e é dado por:

$$SAIFI = \frac{n^{\circ} \text{ total de interrupções consumidoras}}{n^{\circ} \text{ total de consumidores}} \quad (9)$$

O SAIDI quantifica a média de horas que um consumidor ficará sem energia durante um ano [h/ano], sendo dado por:

$$SAIDI = \frac{\sum \text{duração das interrupções consumidoras}}{n^{\circ} \text{ total de consumidores}} \quad (10)$$

Verifica-se que é possível relacionar os parâmetros SAIFI e SAIDI com os indicadores FEC e DEC da ANEEL considerando-se duas premissas: que o período utilizado para encontrar os parâmetros seja de um ano e que o conjunto consumidor envolva todos os consumidores da rede.

O CAIFI e CAIDI podem ser calculados como segue:

$$CAIFI = \frac{n^{\circ} \text{ de interrupções consumidoras}}{n^{\circ} \text{ total de consumidores que experimentaram ao menos uma interrupção}} \quad (11)$$

$$CAIDI = \frac{\sum \text{duração das interrupções consumidoras}}{n^\circ \text{ total de consumidores que experimentaram ao menos uma interrupção}} \quad (12)$$

O CAIFI indica o número médio de interrupções experimentadas pelos consumidores que sofreram ao menos uma interrupção sustentada durante o ano [ocorrências/ano]. Já o CAIDI fornece a duração média de uma interrupção consumidora. Representa o tempo médio requerido para restaurar o serviço [h/ocorrências].

2.3 MÉTODO DE ENTROPIA CRUZADA

O método de entropia cruzada foi proposto em (RUBINSTEIN, 1997) e pode ser descrito como uma abordagem genérica da simulação Monte Carlo para problemas de otimização combinatória e amostragem por importância (AI), podendo ser utilizado em processos de estimação e otimização (SANTOS, 2019). A técnica de amostragem por importância é baseada na ideia de fazer com que a ocorrência de eventos significativos seja mais frequente, acelerando o processo de convergência da simulação. Tecnicamente, a amostragem por importância procura selecionar uma distribuição de probabilidade diferente da original tal que a variância do seu estimador seja minimizada (GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, 2012; DE CASTRO, 2017).

Suponha que se pretende estimar uma probabilidade \mathbb{P} , associada a um evento raro, que atende a seguinte definição (SANTOS, 2019):

$$\ell = \mathbb{P}(S(\mathbf{x}) \geq \gamma) = \mathbb{E}[\mathbf{1}_{S(\mathbf{x}) \geq \gamma}] = \int \mathbf{1}_{S(\mathbf{x}) \geq \gamma} f(\mathbf{x}; \mathbf{u}) d\mathbf{x}, \quad (13)$$

onde S é uma função real, γ é o parâmetro de nível e a variável aleatória \mathbf{x} tem função de densidade de probabilidade $f(\cdot; \mathbf{u})$, parametrizada por um vetor real de dimensão finita \mathbf{u} . Suponha agora que existe outra função de densidade de probabilidade g tal que $g(\mathbf{x}) = 0 \implies H(\mathbf{x})f(\mathbf{x}; \mathbf{u}) = 0, \forall \mathbf{x}$. A probabilidade ℓ pode ser reescrita da seguinte forma (SANTOS, 2019):

$$\ell = \int \frac{\mathbf{1}_{S(\mathbf{x}) \geq \gamma} f(\mathbf{x}; \mathbf{u})}{g(\mathbf{x})} g(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \mathbb{E} \left[\frac{\mathbf{1}_{S(\mathbf{x}) \geq \gamma} f(\mathbf{x}; \mathbf{u})}{g(\mathbf{x})} \right], \mathbf{x} \sim g. \quad (14)$$

Se $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N$ forem N vetores aleatórios independentes e identicamente distribuídos com função de densidade de probabilidade g , então um estimador não enviesado para a probabilidade ℓ é dado por (SANTOS, 2019):

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{1}_{S(\mathbf{x}_k) \geq \gamma} \frac{f(\mathbf{x}_k; \mathbf{u})}{g(\mathbf{x}_k)}, \quad (15)$$

onde a fração $f(\mathbf{x}_k; \mathbf{u})/g(\mathbf{x}_k)$ é denominada de razão de verosimilhança. A função de densidade de probabilidade g^* para a qual a variância de $\hat{\ell}$ é mínima é a função de densi-

dade de \mathbf{x} condicionada ao evento $S(\mathbf{x}) \geq \gamma$ (RUBINSTEIN; KROESE, 2007):

$$g^* = \frac{f(\mathbf{x}; \mathbf{u}) \mathbf{1}_{S(\mathbf{x}) \geq \gamma}}{\ell}. \quad (16)$$

Com a aplicação do método de entropia cruzada busca-se a determinação de uma função de densidade de probabilidade no conjunto $\{f(\cdot; \mathbf{v}, \mathbf{v} \in V)\}$. A eficiência da amostragem por importância é dependente da escolha correta desta nova função de densidade de probabilidade. Uma escolha inadequada poderia ter o efeito contrário e fazer com que a variância do estimador $\hat{\ell}$ seja maior do que seria sob a original (SANTOS, 2019; GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, 2012).

É preciso escolher g^* dentro de $\{f(\cdot; \mathbf{v}, \mathbf{v} \in V)\}$, de maneira que g^* pertencente à mesma família de funções densidade de probabilidade de g sendo mínima a divergência de Kullback-Leibler entre g^* e g . Na teoria de probabilidades e na teoria da informação, a divergência de Kullback-Leibler é uma medida não comutativa do afastamento ou da divergência entre duas funções densidade (SANTOS, 2019; GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, 2012; LEITE DA SILVA; DE CASTRO, 2019).

Minimizar a divergência de Kullback-Leibler entre g^* e g é equivalente a escolher \mathbf{v}^* tal que a entropia cruzada seja mínima. O parâmetro de referência ótimo \mathbf{v}^* é dado por (BOTEV *et al.*, 2013):

$$\mathbf{v}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{v} \in V} \mathbb{E}_{\mathbf{w}} \left(\mathbf{1}_{S(\mathbf{x}) \geq \gamma} \ln f(\mathbf{x}; \mathbf{v}) \frac{f(\mathbf{x}; \mathbf{v})}{f(\mathbf{x}; \mathbf{w})} \right), \quad (17)$$

onde \mathbf{W} é um parâmetro de referência. Tem-se ainda que \mathbf{v}^* pode ser estimado a partir da seguinte equação:

$$\hat{\mathbf{v}} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{v} \in V} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{1}_{S(\mathbf{x}_k) \geq \gamma} \frac{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{v})}{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{w})} \ln f(\mathbf{X}_k; \mathbf{v}). \quad (18)$$

A Equação (18) pode ser de difícil resolução uma vez que a probabilidade associada ao evento raro em estudo é nula na maioria dos indicadores $\mathbf{1}_{S(\mathbf{x}) \geq \gamma}$, o que torna o problema de otimização muito difícil de se resolver. Nesses casos, um algoritmo de múltiplos níveis pode ser utilizado para superar esta dificuldade. A ideia é criar uma seqüências de parâmetros de referência $\{\hat{\mathbf{v}}_t\}$ e $\{\hat{\gamma}_t\}$ convergentes para o parâmetro \mathbf{v}^* e para o nível γ , respectivamente. Para isso, é necessário, a cada iteração t , selecionar N amostras independentes das variáveis $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N$, considerando a função de densidade $f(\cdot; \hat{\mathbf{v}}_{t-1})$ estimada via amostragem por importância e definindo o parâmetro de nível $\hat{\gamma}_t$ como sendo o quantil $(1 - \varrho)$ dos valores de desempenho $S(\mathbf{x}_1), \dots, S(\mathbf{x}_N)$, onde $\varrho \in (0, 1)$ é o parâmetro de raridade. O valor de $\hat{\mathbf{v}}_t$ é atualizado considerando o método de minimização de entropia cruzada baseada nas $N^e = \lceil \varrho N \rceil$ amostras de elite (SANTOS, 2019).

Um algoritmo de entropia cruzada para a estimação de eventos raros é apresentado no Algoritmo 1.

Algoritmo 1

Algoritmo 1 – Método de entropia cruzada para a estimação de eventos raros

Seja N a dimensão da amostra a considerar, ϱ o parâmetro de raridade e N^e o número de amostras de elite. Defina-se ainda $t = 1$.

- 1: Definir $\hat{\mathbf{v}}_0 = \mathbf{u}$;
 - 2: Gerar as N amostras $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \sim_{iid} f(\cdot; \hat{\mathbf{v}}_{t-1})$. Calcular $S_i = S(\mathbf{x}_i), \forall i$ e ordenar tal que $S_{(1)} \leq \dots \leq S_{(N)}$. Seja $\hat{\gamma}_t = S_{(N-N^e+1)}$ o quantil $1 - \varrho$ de desempenho. Se $\hat{\gamma} > \gamma$, definir $\hat{\gamma} = \gamma$;
 - 3: Calcule-se $\hat{\mathbf{v}}_t$ a partir da Equação (18) considerando a mesma amostra $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N$ e $\mathbf{w} = \hat{\mathbf{v}}_t$;
 - 4: Se $\hat{\gamma}_t, \gamma$, atualizar $t = t + 1$ e voltar ao Passo 2. Caso contrário, seguir para o Passo 5;
 - 5: Seja $T = t$ o número total de iterações. Gerar $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \sim_{iid} f(\cdot; \hat{\mathbf{v}}_T)$ e estimar a probabilidade ℓ via *importance sampling* usando a Equação (15) considerando $\mathbf{u} = \hat{\mathbf{v}}_T$.
-

Fonte: (SANTOS, 2019).

Quando o método de entropia cruzada é aplicado em otimização, a formulação apresentada é adaptada de maneira que ao invés de estimar ℓ procura-se encontrar uma distribuição ótima baseada em amostragem por importância, concentrando-se em torno de um ponto ótimo (RUBINSTEIN; KROESE, 2007; BOTEV *et al.*, 2013). Portanto, assume-se, sem perda de generalidade, que a função $S(\mathbf{x}), \mathbf{x} \in \mathcal{X}$, atinge o seu máximo em \mathbf{x}^* e denota-se esse máximo por γ^* tal que (SANTOS, 2019):

$$\gamma^* = \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} S(\mathbf{x}). \quad (19)$$

Assim, o problema de maximização pode ser interpretado como sendo o problema de estimar a probabilidade $\ell = \mathbb{P}(S(\mathbf{x}) \geq \gamma)$, onde \mathbf{x} tem função de densidade de probabilidade $f(\mathbf{x}; \mathbf{u})$ em \mathcal{X} e γ é próximo de γ^* (desconhecido). Ao amostrar considerando esta distribuição, os novos estados amostrados estarão na vizinhança do valor ótimo \mathbf{x}^* . A aplicação do método de entropia cruzada segundo esta visão irá produzir uma sequência de níveis $\{\hat{\gamma}_t\}$ que converge para γ^* , e uma sequência de parâmetros $\{\hat{\mathbf{v}}_t\}$ que converge para um vetor ótimo \mathbf{v}^* . Dessa forma, o que se tem aplicando o método de entropia cruzada à otimização é uma sequência de funções de densidade de probabilidade $f(\cdot; \hat{\mathbf{v}}_0), \dots, f(\cdot; \hat{\mathbf{v}}_t)$ convergindo para uma medida de Dirac, onde no limite se atribui todas as probabilidades a um só ponto, neste caso, \mathbf{x}^* (SANTOS, 2019; RUBINSTEIN; KROESE, 2007).

Algoritmo 2**Algoritmo 2 – Método de entropia cruzada para otimização**

Seja N a dimensão da amostra a considerar, ϱ o parâmetro de raridade e N^e o número de amostras de elite. Defina-se ainda $t = 1$.

- 1: Escolha-se um vetor inicial de parâmetros $\hat{\mathbf{v}}_0$;
- 2: Gerar as N amostras $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N \sim_{iid} f(\cdot; \hat{\mathbf{v}}_{t-1})$. Calcular $S_i = S(\mathbf{x}_i), \forall i$ e ordenar tal que $S_{(1)} \leq \dots \leq S_{(N)}$. Seja $\hat{\gamma}_t = S_{(N-N^e+1)}$ o quantil $1 - \varrho$ de desempenho;
- 3: Considerando a mesma amostra $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N$ resolver o problema estocástico

$$\max_{\mathbf{v}} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbb{I}_{S(\mathbf{x}_k) \geq \hat{\gamma}_t} \ln f(\mathbf{x}_k; \mathbf{v}). \quad (20)$$

Denotar a solução por $\hat{\mathbf{v}}_t$;

- 4: Se a condição de parada for verificada, finalizar. Caso contrário, definir $t = t + 1$ e seguir para o Passo 2.

Fonte: (SANTOS, 2019).

O algoritmo de entropia cruzada aplicado à otimização é apresentado no Algoritmo 2. Em problemas envolvendo variáveis aleatórias discretas a utilização de um parâmetro de suavização α é frequentemente vantajosa. A inclusão de tal parâmetro tem como objetivo acrescentar um efeito inercial ao processo de atualização. Com a adoção dessa medida, o desempenho é melhor em certos casos, principalmente quando se deseja estimar a probabilidade de eventos extremamente raros. Utilizando-se o parâmetro α evita-se o aparecimento de zeros e uns no vetor de parâmetros de referência, o que pode trazer complicações, pois sempre que isso acontece o sistema ou o problema em questão é essencialmente modificado. Este processo de atualização pode ser escrito como (GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, 2012):

$$\hat{\mathbf{v}}_t = \alpha \hat{\mathbf{v}}_t + (1 - \alpha) \hat{\mathbf{v}}_{t-1}. \quad (21)$$

em que o parâmetro de suavização α assume valores em $[0, 1]$ (BOTEV *et al.*, 2013).

2.4 SIMULAÇÃO DE TRÁFEGO VEICULAR

O transporte tem sido um aspecto importante da vida humana por décadas. Logo, um sistema eficaz de controle de tráfego rodoviário é um fator vital para o desenvolvimento urbano. Sistemas de controle de tráfego inteligentes fornecem uma direção promissora para resolver os problemas de congestionamentos (WITHANAWA-SAM; KARUNANANDA, 2017). Portanto, muitos trabalhos de engenharia de tráfego têm sido desenvolvidos, testados e validados por meio de ferramentas computacionais de simulação de controle de tráfego.

Neste trabalho a ferramenta computacional SUMO é utilizada para simular o deslocamento de equipes de manutenção que devem ir até o local da falta para realizar algum reparo. O SUMO é um pacote de simulação de tráfego de código aberto e sem custos, desenvolvido principalmente por funcionários do Instituto de Sistemas de Transporte do Centro Aeroespacial Alemão (KRAJZEWICZ *et al.*, 2012). Projetado para lidar com grandes redes rodoviárias, o SUMO é capaz de simular veículos, pedestres e transporte público, de maneira que é possível controlar individualmente cada componente. Além disso, a ferramenta computacional possui instrumentos que auxiliam no cálculo de rotas, na visualização da simulação, e na importação e exportação de dados (BERETTA, 2017).

No SUMO é possível criar a malha viária existente no local em que a rede de distribuição de energia elétrica está e simular o deslocamento da equipe de manutenção, além do tráfego de outros veículos e de condições adversas que podem dificultar tal deslocamento.

2.5 DISCUSSÕES ACERCA DO ESTADO DA ARTE

Para um número fixo de clientes, indicadores de confiabilidade relacionados a duração de eventos em redes de distribuição podem ser melhorados reduzindo a duração das interrupções por técnicas de restauração mais rápidas. Após a ocorrência de uma falta, o tempo médio de restauração de um ponto de carga depende do tempo médio de identificação da localização da falta e do tempo de reparo, podendo ser restaurados trechos mais rapidamente pela possibilidade de comutação de chaves de transferência de carga. Para alcançar um alto grau de confiabilidade para um determinado número de IPFs, é necessário decidir as melhores localizações dos equipamentos em uma rede de distribuição (VIDYASAGAR; PRASAD; FATIMA, 2012).

Em (VIDYASAGAR; PRASAD; FATIMA, 2012), a alocação de IPFs em uma rede de distribuição aérea de média tensão é realizada baseada na melhora esperada da confiabilidade da rede. O estudo é realizado para um alimentador radial, para o qual os índices de confiabilidade são calculados usando a análise do efeito do modo de falha (FMEA - Failure Mode and Effect Analysis). O estudo considera cinco cenários com diferentes números de IPFs instalados em diferentes locais.

Em (USIDA *et al.*, 2012) é proposto o uso de um algoritmo genético para se determinar o local de instalação de IPFs em redes de distribuição. Com base na localização, é calculado o tempo médio gasto pelas equipes para verificar os alimentadores principais de acordo com a instalação de IPFs, utilizando das distâncias a serem percorridas pelas equipes de manutenção. Com o tempo médio gasto, os índices referentes à duração média da interrupção do sistema (SAIDI - System Average Interruption Duration Index) e à energia não suprida pelo sistema (ENS - Energy Not Supply) são estimados e os custos de indisponibilidade e de instalação dos IPFs são obtidos. Para

tanto, o sistema é modelado como um problema de otimização visando melhorar os índices de confiabilidade de distribuição e encontrar a solução menos dispendiosa.

O trabalho apresentado em (USIDA *et al.*, 2012) é apresentado de forma detalhada em (USIDA, 2011) utilizando dois alimentadores reais, considerando também aspectos de viabilidade técnica e financeira. Destaca-se que o algoritmo proposto encontra os pontos de alocação no tronco principal, cuja instalação de IPF minimiza a duração da interrupção para o maior número possível de clientes e potência de carga instalada, considerando a distância entre os dispositivos e um dado número de dispositivos que se deseja instalar em função da disponibilidade de recursos financeiros. Destaca-se que os indicadores de continuidade e os custos financeiros não foram considerados da modelagem matemática da função objetivo utilizada.

Em (ZELJKOVI *et al.*, 2018), os autores apontam que uma das estratégias eficazes para melhorar os índices de confiabilidade das redes de distribuição é realizar uma localização de faltas mais rápida. As técnicas comuns para acelerar o processo de encontrar as faltas são baseadas na aplicação de localizadores e indicadores de passagem de faltas. Com isso, é apresentado um estudo cujo objetivo é avaliar o desempenho de ambas as técnicas, consideradas separadamente ou em combinação entre si. Como o desempenho de ambos os conceitos depende de várias variáveis estocásticas, uma metodologia abrangente de avaliação desenvolvida neste artigo é baseada na simulação de Monte Carlo não-sequencial.

Uma técnica para otimizar a alocação de um determinado número de IPFs ao longo de alimentadores de distribuição é proposta em (ALMEIDA *et al.*, 2011). Usando o algoritmo genético de Chu-Beasley para resolver o problema de otimização, o artigo propõe melhorar os métodos baseados na impedância das linhas para localização de falta por meio da instalação de IPFs que permitem a diferenciação da localização de trechos de linha que possuem a mesma impedância.

O trabalho apresentado em (MRSIC *et al.*, 2018) tem por finalidade a avaliação da instalação de IPFs em redes de média tensão, buscando determinar o número ideal de indicadores e os locais de instalação, com o objetivo de obter o equilíbrio técnico-econômico e maximizar a confiabilidade de sistemas de distribuição.

Em (SOUZA, 2009), sistemas de inferência Fuzzy são empregados para quantificar a potencialidade da instalação de IPFs. Esta metodologia permite também avaliar redes que já possuem IPFs instalados, avaliando o desempenho de cada dispositivo e verificando se realocações podem proporcionar melhores resultados.

Com o aumento da instalação de geração distribuída nas redes de distribuição, as correntes de faltas também podem fluir não apenas de uma única fonte. Uma vez que os indicadores não são capazes de identificar a direção das correntes das faltas, a aplicação dos mesmos em redes de distribuição deve ser realizada de maneira diferenciada. Neste contexto, em (SAU, 2016) são apresentados estudos sobre a alocação

otimizada de indicadores de falta em redes de distribuição contendo geradores distribuídos. Inicialmente, é proposta uma metodologia baseada em algoritmo genético que visa a minimização do tempo de deslocamento das equipes de manutenção durante a localização de faltas para a alocação dos IPFs, sem a presença de geradores distribuídos. Em seguida, são verificados os impactos da instalação de geração distribuída no funcionamento dos IPFs convencionais. A partir dos estudos, é proposto um mecanismo para a concepção de um indicador de falta direcional.

Em (NASSIF *et al.*, 2016) é explorado o fato de que dispositivos de proteção de linha de distribuição podem usar diferentes algoritmos para detectar a falta. Em geral, quando a falta envolve as três fases, a detecção é um processo simples e os elementos de fase são suficientes. Porém, nos casos em que a falta ocorre entre a fase e o terra é preciso determinar a polarização da falta, a partir de medidas de tensão. Nesses casos, a exigência de medições de corrente e tensão pode tornar o custo da solução proibitivo e se a tensão não estiver disponível, a detecção poderá falhar. Por isso, existe a necessidade de um indicador de falta à terra simples, mais confiável, que seja baseado somente em medições de corrente. Assim, os autores propõem o uso da corrente de sequência-negativa para atingir esse objetivo.

Em (DE MIGUEL; DE RYBEL; DRIESEN, 2013) verifica-se que a conexão de unidades de geração distribuída pode levar os IPFs a operar incorretamente e prejudicar as melhorias de confiabilidade provenientes da instalação de IPFs sem geração na rede. Assim, o trabalho dedica-se a avaliar métodos de detecção de faltas e os princípios de polarização de direção.

Uma proposta de localização de faltas por meio do monitoramento remoto de IPFs com função de comunicação é proposta em (YANG *et al.*, 2014). O artigo propõe o uso de da tecnologia ZigBee de comunicação sem fio de curto alcance e baixo custo. O estudo demonstra que a rede ZigBee supera as deficiências de redes de comunicação tradicional e apresenta vantagens em relação aos custos e a confiabilidade de comunicação. Ressalta-se que esse sistema de localização de faltas que combina a rede ZigBee com automação de redes de distribuição pode melhorar muito a capacidade de monitoramento online e localização de faltas em sistemas de distribuição.

Um estudo que utiliza comunicação GSM associada à telemetria a fim de diminuir o tempo em que o sistema fica indisponível é apresentado em (HODGSON, 2010). O uso do modelo proposto disponibiliza o estado de cada IPF dentro de dois minutos após a ocorrência da falta.

Ademais, em redes rurais, o monitoramento dos IPFs e a comunicação entre o dispositivo e as equipes de manutenção são processos que demandam mais esforços em virtude de características destes tipos de rede. Por este motivo, em (PEREIRA, 2018) é proposto um novo método de restabelecimento do sistema com a utilização de um sistema próprio de sinalização de falta, capaz de agilizar o processo de atendi-

mento. O sistema proposto é composto por IPFs de instalação temporária com módulo de comunicação Xbee, uma central móvel para parametrização e operação dos sensores e uma ferramenta computacional para indicação georreferenciada dos dispositivos. O método proposto é aplicado em diferentes alimentadores reais sob diferentes condições de operação.

A partir da pesquisa realizada, um resumo das bibliografias pesquisadas foi sumarizada na Tabela 1. Nesta tabela, a primeira coluna aponta a referência, a segunda coluna aponta a proposta do trabalho dos autores, a terceira apresenta a técnica utilizada para a abordagem do problema, e na quarta coluna apresenta-se o objetivo da abordagem.

Tabela 1 – Resumo do estado da arte.

Ref	Proposta	Método	Objetivo
1	Discutir o efeito da instalação de múltiplos IPFs na confiabilidade de um alimentador radial.	Calcular a confiabilidade usando a análise FMEA.	Alocação de indicadores de passagem de falta.
2	Determinar o tempo médio gasto pelas equipes para verificar os alimentadores principais de acordo com a instalação de IPFs.	Otimizar confiabilidade de sistema de distribuição com alocação de equipamentos.	Alocação de indicadores de passagem de falta.
3	Propor uma abordagem computacional evolutiva capaz de alocar dispositivos IPFs.	Algoritmos genéticos.	Alocação de indicadores de passagem de falta.
4	Avaliar o desempenho da localização de faltas associada aos IPFs.	Simulação Monte Carlo Não-sequencial.	Avaliação dos IPFs e dos localizadores de falta.
5	Otimizar a alocação de um determinado número de IPFs ao longo de alimentadores de distribuição.	Algoritmo genético de Chu-Beasley.	Alocação de indicadores de passagem de falta.

6	Avaliar a instalação de IPFs buscando determinar o número ideal de indicadores e suas localizações.	Otimização numérica.	Alocação de indicadores de passagem de falta.
7	Apresentar uma metodologia para alocação eficiente de dispositivos indicadores de faltas.	Sistemas de inferência fuzzy.	Alocação de indicadores de passagem de falta.
8	Estudar a alocação otimizada de indicadores de falta em redes de distribuição contendo GD.	Algoritmos Genéticos.	Alocação de IPF e GD.
9	Desenvolver soluções para viabilizar o uso de IPF em redes com GD.	Utilizar correntes de sequência negativa.	Alocação de IPF e GD.
10	Desenvolver soluções para viabilizar o uso de IPF em redes com GD.	Métodos de detecção de falhas e princípios de polarização de direção.	Alocação de IPF e GD.
11	Localizar faltas por meio do monitoramento remoto de indicadores de falta com função de comunicação.	Monitoramento por meio da tecnologia de comunicação sem fio de curto alcance e baixo custo ZigBee.	Monitoramento remoto de IPFs.
12	Utilizar comunicação GSM associada à telemetria buscando diminuir o tempo em que o sistema fica indisponível.	Desenvolver componente com tecnologia GSM.	Monitoramento remoto de IPFs.
13	Restabelecer o sistema em caso de falta com a utilização de um sistema próprio de sinalização de falta, capaz de agilizar o processo de atendimento.	Monitoramento por meio de módulo de comunicação Xbee.	Monitoramento remoto de IPFs

Fonte: Do autor.

2.6 POSICIONAMENTO DO TRABALHO NO ESTADO DA ARTE

A partir das referências apresentadas na seção anterior, observa-se que trabalhos têm sido realizados com o objetivo de verificar os ganhos obtidos a partir da instalação de IPFs em redes de distribuição, sendo aplicadas diferentes metodologias para determinação do tempo necessário para localizar a falta e para analisar os índices de confiabilidade. Em nenhuma das referências listadas é utilizada a simulação de tráfego veicular para a estimação dos tempos de deslocamento, sendo comum o uso de distribuições de probabilidade exponencial, lognormal, normal e gama para determinar o tempo total de indisponibilidade. A abordagem sequencial de Monte Carlo também não é aplicada nesses trabalhos, apenas o método não sequencial.

Durante o processo de pesquisa, verificou-se também que comparado a métodos para a alocação de outros dispositivos em redes de distribuição, encontrou-se um número reduzido de trabalhos direcionados à alocação de IPFs. Dentre os trabalhos encontrados, verificou-se que a alocação dos IPFs é sempre realizada baseada na melhora da disponibilidade do serviço. Com isso, para a validação da alocação é típico que sejam calculados os índices de confiabilidade da rede, especificamente os índices relacionados à duração média da interrupção do sistema e energia não suprida pelo sistema. Neste trabalho utiliza-se uma metodologia baseada em simulação de Monte Carlo sequencial, que deve permitir tanto estimação de índices médios anuais como de índices máximos anuais, além da estimação de custos associados a esses índices.

Na análise da literatura, verifica-se ainda que algoritmos genéticos e suas variações são largamente utilizados no processo de alocação. Alternativamente, neste trabalho, o método de entropia cruzada é utilizado para o problema de otimização da alocação dos IPFs, com o fim de aferir a viabilidade de sua aplicação.

3 METODOLOGIA DE ALOCAÇÃO DE INDICADORES DE FALTA

Neste capítulo, descreve-se a abordagem desenvolvida para a alocação de IPFs. Na Seção 3.1 descreve-se as considerações iniciais e diretrizes estabelecidas para o desenvolvimento da pesquisa. Na seção 3.2 e 3.3, são apresentadas a otimização e avaliação do desempenho de soluções candidatas, respectivamente. A Seção 3.4 tem por objetivo a apresentação de considerações finais ao capítulo.

3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Conforme discutido ao longo dos capítulos anteriores, uma das iniciativas que podem ser tomadas para melhorar a confiabilidade de sistemas de distribuição de energia elétrica consiste em buscar diminuir o tempo que o sistema, ou parte dele, permanece fora de operação após uma falha permanente. Quando ocorre uma falha, diferentes equipamentos podem ser sensibilizados sinalizando o problema, permitindo que os operadores tomem as devidas providências para que o sistema possa ser mantido em operação nas melhores condições possíveis. Em sistemas modernos, graças aos sistemas de proteção e às tecnologias de sensoriamento remoto, os operadores podem ter acesso a informações relevantes para a operação do sistema. Particularmente, tais informações são importantes nos casos em que é preciso que uma equipe de manutenção vá ao local da falta para realizar reparos ou manobras, pois elas guiam a equipe à região da rede em que ocorreu o defeito, permitindo que esse traslado seja feito no menor tempo possível.

Atualmente, novas redes são projetadas e construídas empregando as diferentes tecnologias existentes, visando o compromisso entre o desempenho e os custos. Além disso, esforços também são feitos no intuito de melhorar redes já existentes, a partir da instalação de equipamentos que também possam acarretar em melhor desempenho sem que os custos envolvidos inviabilizem a iniciativa. Neste trabalho são avaliados os impactos advindos da instalação de IPFs em redes pré-existentes que possuem equipamentos de proteção que não contam com funções de sensoriamento remoto, sendo adotado como premissa que os IPFs podem ser instalados junto às chaves fusível. Ademais, a abordagem desenvolvida segue as seguintes diretrizes:

- Os pontos nos quais existem chaves fusível e não possuem equipamentos com tecnologia de sensoriamento remoto são elencados como possíveis locais em que os IPFs poderão ser instalados;
- O método de entropia cruzada é empregado como ferramenta de otimização do processo de alocação dos IPFs;

- A partir do método Monte Carlo sequencial, os períodos em que determinados trechos do sistema permanecem fora de operação são simulados;
- O tempo necessário para que a equipe de manutenção se desloque é amostrado por meio de distribuições de probabilidade construídas utilizando dados de simulação de tráfego veicular;
- Os índices de confiabilidade são calculados e os potenciais benefícios são avaliados juntos aos custos correspondentes, indicando se a solução candidata de alocação é de interesse.

3.2 OTIMIZAÇÃO DO DESEMPENHO DE SOLUÇÕES CANDIDATAS

Com o fim de construir uma função objetivo para otimizar a alocação de IPFs a partir da minimização de custos que uma determinada concessionária de distribuição tem devido a interrupções consumidoras, deve-se elencar os custos relacionados às penalidades associadas aos índices de continuidade e os custos associados ao equipamento. Os custos utilizados na metodologia desenvolvida são listados a seguir:

- C_{DIC} é o custo total da concessionária em compensações devido ao DIC;
- C_{DMIC} é o custo total da concessionária em compensações devido ao DMIC;
- C_{ENS} é o custo da concessionária em relação ao valor da energia não suprida devido à interrupção;
- C_{Aq} é o custo total de aquisição dos IPFs;
- C_{Inst} é o custo total devido à instalação dos IPFs;
- C_{OM} é o custo de operação e manutenção dos IPFs.

Observa-se que são utilizados apenas os custos associados aos indicadores que avaliam a duração das interrupções e à energia não suprida. Isto porque, uma vez que os IPFs não possuem função de proteção, eles não acarretam em mudanças nos índices relacionados à frequência das interrupções.

Os custos de compensação ao consumidor cobrados das concessionárias responsáveis pela distribuição são dados por (PRODIST - ANEEL, 2019):

$$C_{DIC} = \left(\frac{DIC_v}{DIC_p} - 1 \right) DIC_p \frac{EUSD_{medio}}{730} kei \quad (22)$$

$$C_{DMIC} = \left(\frac{DMIC_v}{DMIC_p} - 1 \right) DMIC_p \frac{EUSD_{medio}}{730} kei \quad (23)$$

em que

- DIC_v é a duração de interrupção por unidade consumidora ou por ponto de conexão, conforme cada caso, verificada no período considerado, expressa em horas e centésimos de hora;
- DIC_p é o limite de continuidade estabelecido no período considerado para o indicador de duração de interrupção por unidade consumidora ou por ponto de conexão, expresso em horas e centésimos de hora;
- $DMIC_v$ é a duração máxima de interrupção contínua por unidade consumidora ou por ponto de conexão, conforme cada caso, verificada no período considerado, expressa em horas e centésimos de hora;
- $DMIC_p$ é o limite de continuidade estabelecido no período considerado para o indicador de duração máxima de interrupção contínua por unidade consumidora ou por ponto de conexão, expresso em horas e centésimos de hora;
- $EUSD_{mdio}$ média aritmética dos encargos de uso do sistema de distribuição correspondentes aos meses do período de apuração do indicador;
- 730 número médio de horas no mês;
- kei coeficiente de majoração cujo valor deve ser fixado em:
 - 15 (quinze), para unidade consumidora ou ponto de conexão atendidos em Baixa Tensão;
 - 20 (vinte), para unidade consumidora ou ponto de conexão atendidos em Média Tensão;
 - 27 (vinte e sete), para unidade consumidora ou ponto de conexão atendidos em Alta Tensão.

Os custos correspondentes à energia não suprida podem ser calculados a partir do indicador de energia não suprida multiplicado pela tarifa de energia elétrica no período de interrupção. Os demais custos correspondentes à aquisição, instalação, operação e manutenção do IPF podem ser obtidos diretamente com o fabricante.

Para que seja possível avaliar a viabilidade do investimentos nos IPFs, é preciso considerar uma taxa mínima de atratividade (TMA) e avaliar os custos e benefícios em uma mesma base temporal. Para tanto, adota-se uma TMA e anualizam-se os custos de aquisição dos IPFs a partir do conceito de valor presente líquido (VPL).

Destaca-se que a regra do VPL é uma das mais utilizadas para a tomada de decisão sobre investimentos (URTADO *et al.*, 2011) e foi discutida pela primeira vez por Hirshleifer, em 1958 (HIRSHLEIFER, 1958). O VPL de um projeto consiste na

soma dos valores presentes de cada um dos fluxos de caixa, tanto positivos como negativos, que ocorrem ao longo da vida do projeto, conforme a seguinte equação:

$$VPL = \sum_{j=1}^n \frac{FC_j}{(1+i)^j} - FC_0 \quad (24)$$

em que:

- FC_j são os valores de entrada ou saída do caixa em cada período de tempo;
- FC_0 é o valor do investimento inicial;
- j são os períodos de tempo;
- i é a taxa mínima de atratividade.

Dessa forma, a regra para tomada de decisão sobre VPL de projetos independentes pode ser escrita como (URTADO *et al.*, 2011):

- Se $VPL > 0$: Aceitar o projeto de investimento;
- Se $VPL < 0$: Rejeitar o projeto de investimento.

Portanto, um VPL positivo significa que as receitas são maiores que as despesas, ou seja, o projeto é viável. Um VPL negativo indica que as despesas são maiores que as receitas e o projeto é inviável. Quando o VPL é nulo as receitas e as despesas são iguais, logo a decisão de investir no projeto é neutra.

Partindo do pressuposto que todos os projetos em análise são viáveis, ou seja, possuem $VPL > 0$ e que as demais características do projeto, como o montante investido inicialmente, não são fatores limitantes, é possível analisar o resultados dos VPLs comparando os valores e buscando o maior entre eles, pois o maior VPL indicará o projeto em que as receitas são maiores.

Neste trabalho, o conceito de VPL é utilizado de maneira que o investimento inicial FC_0 é dado de acordo com o número de equipamentos instalados e o seu valor unitário, conforme segue:

$$FC_0 = N_{IPF} C_{IPF} \quad (25)$$

em que N_{IPF} é o número total de IPFs e C_{IPF} agrupa os custos de aquisição e instalação.

Computam-se os custos evitados anuais com penalidades e energia não suprida considerando-se o período em que cada custo entra no fluxo de caixa do projeto e a taxa mínima de atratividade mencionada anteriormente, como pode ser observado na Equação (26).

$$FC_j = \Delta C_{DIC_j} + \Delta C_{DMIC_j} + \Delta C_{ENS_j}, \forall j = 1, \dots, n \quad (26)$$

em que ΔC_{DIC_j} , ΔC_{DMIC_j} e ΔC_{ENS_j} representam os custos evitados, ou seja a diferença entre o custo no caso sem a instalação de IPFs e no caso com IPFs. Custos evitados referentes à operação e manutenção para IPFs foram considerados nulos dadas as características do equipamento, mas poderiam ser inclusos na formulação se necessário.

Dessa forma, para que o VPL possa ser obtido, substituí-se (25) e (26) em (24), como segue:

$$\sum_{j=1}^n \frac{\Delta C_{DIC_j} + \Delta C_{DMIC_j} + \Delta C_{ENS_j}}{(1+i)^j} - (N_{IPF} C_{IPF}) \quad (27)$$

ou

$$\sum_{j=1}^n \frac{(C_{DIC_j}^{sem\ IPF} - C_{DIC_j}^{com\ IPF}) + (C_{DMIC_j}^{sem\ IPF} - C_{DMIC_j}^{com\ IPF}) + (C_{ENS_j}^{sem\ IPF} - C_{ENS_j}^{com\ IPF})}{(1+i)^j} +$$

$$- N_{IPF} C_{IPF} \quad (28)$$

em que $C_{DIC_j}^{sem\ IPF}$, $C_{DIC_j}^{com\ IPF}$, $C_{DMIC_j}^{sem\ IPF}$, $C_{DMIC_j}^{com\ IPF}$, $C_{ENS_j}^{sem\ IPF}$, $C_{ENS_j}^{com\ IPF}$ são os custos de compensação ao consumidor calculados de acordo com as equações (22) e (23), considerando os casos sem e com a instalação dos IPFs no período de tempo j ; i é a taxa mínima de atratividade; N_{IPF} é o número total de IPFs e C_{IPF} agrupa os custos de aquisição e instalação.

Aplicando-se a propriedade distributiva, faz-se possível reescrever a Equação (28) como:

$$\sum_{j=1}^n \frac{(C_{DIC_j}^{sem\ IPF}) + (C_{DMIC_j}^{sem\ IPF}) + (C_{ENS_j}^{sem\ IPF})}{(1+i)^j} +$$

$$\sum_{j=1}^n \frac{(-C_{DIC_j}^{com\ IPF}) + (-C_{DMIC_j}^{com\ IPF}) + (-C_{ENS_j}^{com\ IPF})}{(1+i)^j} - N_{IPF} C_{IPF} \quad (29)$$

Nota-se que os custos referentes ao caso sem IPFs permanecem constantes durante o processo de otimização, o que permite que tais parcelas sejam eliminadas da função a ser maximizada, de modo que o problema de otimização pode ser escrita como segue.

$$\sum_{j=1}^n \frac{-C_{DIC_j}^{com\ IPF} - C_{DMIC_j}^{com\ IPF} - C_{ENS_j}^{com\ IPF}}{(1+i)^j} - N_{IPF} C_{IPF} \quad (30)$$

Portanto, a função objetivo do problema a ser minimizada para a otimização da alocação de IPFs pode ser formulada como

$$\text{Minimizar}_x \sum_{j=1}^n \frac{C_{DIC_j}^{com\ IPF}(\mathbf{x}) + C_{DMIC_j}^{com\ IPF}(\mathbf{x}) + C_{ENS_j}^{com\ IPF}(\mathbf{x})}{(1+i)^j} + N_{IPF}(\mathbf{x})C_{IPF} \quad (31)$$

para um conjunto de soluções candidatas de alocação \mathbf{x} pertencentes a um espaço de solução \mathbf{X} .

É possível observar que, diferentemente do que ocorre em um caso clássico de análise de investimentos em que a parcela do VPL referente aos períodos futuros é composta por entradas e a parcela do investimento inicial é uma saída de recursos, na análise apresentada, ambas as parcelas são compostas por saídas de recursos. Pode-se interpretar de maneira simplificada que quanto maior a parcela referente ao investimento inicial em IPFs, menor deve ser a parcela referente ao somatório dos custos futuros, uma vez que a instalação dos indicadores deve facilitar o processo de localização da falta, diminuindo o tempo que o sistema permanece indisponível e, conseqüentemente, os custos advindos das penalidades. No entanto, a instalação de um número indiscriminado de IPFs pode acarretar em custos maiores que a economia proporcionada por eles, de maneira que o processo de otimização deve encontrar a solução que minimiza os custos futuros e os custos atuais, ou seja, a solução que minimiza o VPL modificado.

Juntamente com a função objetivo expressa na Equação (31), consideram-se as seguintes restrições:

- Apenas os trechos das redes que já possuem chave-fusível são locais candidatos a instalação dos IPFs, de maneira que a instalação dos indicadores é feita na mesma estrutura física já existente da rede. Além disso, trechos da rede que já possuem equipamentos de proteção ou supervisão com sinalização remota não são candidatos a local para instalação de IPFs. Tais restrições definem o espaço de solução \mathbf{X} .
- Tendo em vista que o custos de aquisição dos IPFs tem baixo impacto na função objetivo, é definido um número máximo de IPFs a serem instalados. De maneira que a quantidade de IPFs seja variável e definido pelo processo de otimização, mas que seja inferior a uma quantidade máxima imposta como barreira, ou seja:

$$n^\circ \text{ máximo} \leq n^\circ \text{ máximo permitido} \quad (32)$$

Esta condição de barreira pode ter o objetivo de limitar o investimento inicial ou representar um determinado número de equipamentos disponíveis para uso. Sua implementação se dá a partir da inclusão de um custo elevado na função objetivo quando o valor máximo permitido é ultrapassado.

O Algoritmo 3 apresenta a sequencia de passos implementados a fim de empregar o método de entropia cruzada, descrito na Seção 2.3 no processo de otimização da alocação dos IPFs.

Algoritmo 3

Algoritmo 3 – Método de entropia cruzada para alocação de IPFs.

- 1: Defina $t = 1$, $p_t[i]$ do vetor de dimensão n $p_t = 0,5$. Defina nb^{Elite} igual ao número inteiro inferior ou igual a $\rho \times C \times n$;
- 2: Defina U_t igual a um conjunto vazio e r_t igual a um vetor vazio;
- 3: Produza $C \times n$ elementos usando a função de distribuição de Bernoulli e insira em U_t ;
- 4: Calcule $S(u)$ para cada elemento de u e adicione ao final do vetor r_t ;
- 5: Ordene r_t em ordem crescente e defina $\gamma_t = r_t[nb^{Elite}]$;
- 6: Se as condições de parada foram alcançadas, retorne para $u_{final} = \min S(u)$ e pare. Caso contrário, siga para o próximo passo;
- 7: Defina $p_{t+1}[i] = \frac{\sum_{u \in U_t} I(S(u) \leq \gamma_t) u[i]}{nb^{Elite}}$ for $i = 1, 2, \dots, n$ e $t \leftarrow t + 1$. Retorne para passo 2.

Fonte: Do autor. Adaptado de (ERNST *et al.*, 2007).

No algoritmo, em um espaço de busca do tipo $U = [0, 1]^n$, o valor de γ em (19), é definido a cada iteração contendo apenas uma fração ρ dos elementos $u \in U_t$ que resultam em um valor de $S(u)$ menor ou igual a γ_t , os quais são denominados como elementos ou amostras de elite. O parâmetro C determina o tamanho das amostras U_t , enquanto ρ define a porcentagem de amostras que farão parte do conjunto de amostras de elite. O algoritmo é baseado em iterações para o caso particular de um conjunto G formado por todas as funções de probabilidade de massa de Bernoulli definida em U (ERNST *et al.*, 2007).

As posições de cada trecho candidato a receber o IPF são representadas por n , sendo que cada linha da matriz U_t representa uma possível solução de alocação, com valor 1 quando o dispositivo é alocado e 0 quando não tem dispositivo naquele trecho. No Passo 4, é necessário calcular o valor da função objetivo aqui representada por $S(u)$, para que a possível solução obtida a cada iteração seja avaliada. Uma vez que tal função depende dos indicadores de continuidade, o cálculo dos mesmos é realizado utilizando simulações de Monte Carlo, conforme apresentado na próxima seção. O critério de parada é baseado no fato de que após a convergência do método, as amostras geradas serão idênticas.

3.3 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE SOLUÇÕES CANDIDATAS

O processo de otimização baseado em entropia cruzada gera diferentes posicionamento em que os indicadores de falta são alocados, portanto a cada possível solução é preciso avaliar a função objetivo apresentada na Seção 3.2. Para tanto, é

necessário obter os indicadores DIC, DMIC e ENS, sendo que, neste trabalho, tais indicadores são estimados por meio da simulação Monte Carlo sequencial. A média de cada estimador não enviesado pode ser obtida por meio da avaliação da seguinte expressão (RUBINSTEIN; KROESE, 2007):

$$\tilde{E}[G] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N G(y_n) \quad (33)$$

em que:

- N é o número de amostras do processo;
- $G(y_n)$ é o valor do parâmetro analisado na amostra y_n ;
- n é a variável que conta o número da amostra.

Pelo teorema do Limite central, a média $\tilde{E}[G]$ possuirá uma distribuição normal $N(\tilde{E}[G], N^{-1}Var(G))$ para valores elevados de amostras, onde a $Var(G)$ é a variância do parâmetro analisado em cada amostra, apresentado pela Equação (34) (RUBINSTEIN; KROESE, 2007).

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (G(y_n) - \tilde{E}[G])^2 \quad (34)$$

Pela lei dos grandes números, o valor de S^2 converge com probabilidade 1 para $Var(G)$, ou seja, a variância da população pode ser aproximada pela variância da amostra (RUBINSTEIN; KROESE, 2007). Conseqüentemente, para $Var(G) < \infty$, a aproximação do intervalo de confiança $(1 - \alpha)$ é dada por (35).

$$\left(\tilde{E}[G] - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{S}{\sqrt{N}}, \tilde{E}[G] + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{S}{\sqrt{N}} \right) \quad (35)$$

em que $z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ é o $(1 - \frac{\alpha}{2})$ percentil da distribuição normal padrão.

De maneira usual na literatura técnica, a precisão dos estimadores e da média $\tilde{E}[G]$, conhecida como coeficiente de variação (β), é obtida por meio da Equação (36). Usualmente, este parâmetro é utilizado como critério de parada em simulações de Monte Carlo, tanto sequencial, como não sequencial (RUBINSTEIN; KROESE, 2007).

$$\beta = \frac{\sqrt{V(\tilde{E}[G])}}{\tilde{E}[G]} = \frac{\sqrt{Var(G)/N}}{\tilde{E}[G]} \quad (36)$$

em que $V(\tilde{E}[G])$ é a variância do estimador não enviesado.

O Algoritmo 4 apresenta a seqüência de passos seguida na implementação do método Monte Carlo sequencial.

Algoritmo 4**Algoritmo 4 – Método de simulação Monte Carlo sequencial**

- 1: Gere uma série sintética anual de estados do sistema y_n , amostrando-se sequencialmente no tempo os estados e a duração dos estados do sistema;
- 2: Analise a adequação do estado \underline{x} da série y_n a partir de uma função de avaliação $F(\underline{x})$, acumulando-se os resultados relativos ao ano n ;
- 3: Calcule os índices de confiabilidade anuais relativos ao ano pela avaliação da função $G(y_n)$ sobre os valores acumulados no passo 2;
- 4: Atualize a estimativa de $\tilde{E}[G]$, o valor esperado dos índices de confiabilidade do processo, baseado no resultado obtido no passo 3;
- 5: Se a precisão das estimativas é aceitável, o processo é dito convergido, caso contrário retorne ao passo 1.

Fonte: Do autor. Adaptado de (RUBINSTEIN; KROESE, 2007).

As funções de avaliação dos indicadores de confiabilidade calculados durante o Passo 3 do Algoritmo 4 são apresentados a pelas equações (37), (38) e (39). estas equações compõem a função objetivo do problema de otimização.

$$G_{DIC_i}(y_n) = \text{duração das interrupções em } y_n \text{ no consumidor } i \quad (37)$$

$$G_{DMIC_{ij}}(y_n) = \text{tempo máx. de uma interrup. em } y_n \text{ no consumidor } i \text{ no mês } m \quad (38)$$

$$G_{ENS}(y_n) = \text{energia não suprida em } y_n \quad (39)$$

Ressalta-se novamente que foram apenas utilizados indicadores de duração de interrupções para análise da função custo visto que a implementação de indicadores de falta não possui impacto direto nos indicadores conectados com a frequência das interrupções (e.g. FIC, FEC).

3.3.1 Integração de tempos de deslocamento na simulação de Monte Carlo sequencial

Em estudos de confiabilidade de sistemas elétricos, diferentes métodos podem ser empregados a fim de estimar o tempo em que o sistema está indisponível ou incapacitado de suprir a energia demandada por cada consumidor. Metodologias empregadas com a finalidade de estimar ou amostrar o tempo em que um sistema permanece fora de operação são discutidas em (ASGARPOOR; MATHINE, 1997; YAN OU; GOEL, 1999a,b; PENG WANG; BILLINTON; GOEL, 2000; GOEL, 2000).

Em (ASGARPOOR; MATHINE, 1997) a confiabilidade de sistemas de distribuição é avaliada com tempos de permanência no estado de falha não exponenciais. Nesse trabalho o método de Monte Carlo é utilizado buscando determinar o impacto do envelhecimento de equipamentos pertencentes a rede distribuição e amostrar o tempo de falha por meio de uma distribuição de probabilidade log-normal.

Em (YAN OU; GOEL, 1999a,b; PENG WANG; BILLINTON; GOEL, 2000; GOEL, 2000), pesquisadores da *Nanyang Technological University* desenvolveram trabalhos em que os tempos de permanência no estado de falha foram estimados por meio de distribuições de probabilidade exponencial, log-normal, normal e gama. Em (YAN OU; GOEL, 1999a) o tempo de falha é avaliado a partir do tempo de reparo e do tempo de restituição do sistema, assumindo distribuições de probabilidade normal e log-normal respectivamente. No trabalho apresentado em (YAN OU; GOEL, 1999b), são estudados os impactos no tempo de falha obtidos a partir da adoção de diferentes distribuições de probabilidade, contemplando casos em que o tempo de reparo e o tempo de restauração foram estimados a partir de seis combinações entre as distribuições de probabilidade exponencial, log-normal, normal e gama. Em (PENG WANG; BILLINTON; GOEL, 2000) e (GOEL, 2000) as quatro distribuições também são avaliadas por meio do método de Monte Carlo sequencial.

Contudo, é possível observar que para que um sistema em que ocorreu falha permanente retorne ao estado de operação, é necessário que a equipe responsável pela manutenção chegue ao local da falta e que o serviço de reparo seja executado. Dentro deste contexto, este trabalho sugere que as análises podem ser realizadas segmentando-se o tempo de indisponibilidade em duas parcelas: o tempo de deslocamento da equipe de manutenção e o tempo de execução do reparo dos componentes afetados.

Uma vez que a instalação de indicadores de passagem de falta tem impacto apenas na parcela referente ao tempo de deslocamento, para verificar os potenciais benefícios obtidos por meio da instalação desses equipamentos, faz-se necessário considerar as duas parcelas separadamente.

Em particular, o tempo de deslocamento pode ser estimado a partir da localização dos nós da rede, do conhecimento do comprimento total dos alimentadores e da velocidade média em que a equipe de manutenção percorre a linha. De maneira análoga, a velocidade média pode ser substituída pelo tempo necessário para percorrer a linha toda. Como exemplo, em (CARL, 2019), para calcular o tempo médio de deslocamento da equipe, considera-se que a equipe de manutenção percorre a rede de distribuição em uma velocidade média de 40 km/h. De maneira que, o tempo envolvido pode ser obtido por meio do produto entre a distância percorrida e a velocidade média arbitrada. De maneira semelhante, em (USIDA *et al.*, 2012) o tempo necessário para percorrer a rede e chegar ao local da falta é calculado de maneira proporcional a

distância percorrida. Uma vez que é conhecido o tempo total para percorrer uma linha até o fim, quando o trecho percorrido é menor, o tempo gasto é proporcionalmente menor.

Neste trabalho, considera-se que o tempo de falha T_i^{down} , equivale a soma de duas parcelas: o tempo de reparo T_i^{repair} determinado de maneira análoga à apresentada na Equação (2); e o tempo necessário para que a equipe de manutenção se desloque até o local da falha T_i^{travel} , conforme a expressão:

$$T_i^{down} = T_i^{repair} + T_i^{travel} \quad (40)$$

onde os dados de velocidade são coletados por meio da ferramenta de simulação de tráfego e o tempo de deslocamento é obtido a partir do conhecimento das distâncias percorridas, conforme a Equação (41).

$$T_i^{travel} = \frac{\widehat{distância}_i}{velocidade_i} \quad (41)$$

Dessa forma, durante a simulação Monte Carlo, é preciso tanto amostrar o tempo de reparo, por meio da Equação (2), quanto o tempo de deslocamento em cada estado de falha de componente, quer de maneira direta ou de maneira indireta via amostragem da velocidade média do deslocamento da equipe de manutenção.

3.3.2 Modelagem do deslocamento de equipes de manutenção

Neste trabalho, a determinação do tempo de deslocamento é realizada a partir da utilização da ferramenta computacional de simulação de tráfego veicular SUMO. Para tanto, é necessário definir a origem e o destino do veículo de manutenção e estabelecer a velocidade que o mesmo deve trafegar. Nesse contexto, é preciso fazer considerações e estabelecer premissas a fim de determinar a rota que o carro deve seguir de acordo com a provável localização da falta.

De forma geral, o deslocamento da equipe de manutenção até o local da falta pode ser dividido em dois conjuntos:

- Deslocamento em velocidade de cruzeiro;
- Deslocamento em velocidade de inspeção.

O deslocamento feito em velocidade de cruzeiro é aquele que consiste no deslocamento da unidade de manutenção de seu local de origem até o ponto em que a inspeção das linhas e equipamentos deve ser iniciada para a localização da falta. Neste caso, o traslado é feito tendo como restrição a velocidade limite da via ou a velocidade do carro à sua frente. Por outro lado, o deslocamento feito em velocidade de inspeção é aquele no qual uma velocidade reduzida é adotada a fim de permitir a

inspeção visual que verifica o estado da rede e dos equipamentos visando encontrar o ponto em falha.

De maneira geral, quando ocorrem faltas, tais fenômenos podem ser percebidos devido a grandes mudanças nos parâmetros observados pelos operadores do sistema, a atuação de equipamentos de proteção e supervisão ou informações fornecidas por consumidores via *call center*, por exemplo. Em sistemas de distribuição os dois últimos casos são os mais comuns.

Uma vez que existem IPFs com sinalização remota instalados na rede, todo o processo de identificação do problema e localização da falta é facilitado, acarretando em redução no tempo de resposta da equipe de manutenção. No caso específico de estudo deste trabalho, há ganho de tempo uma vez que é possível diminuir a distância percorrida pela equipe e que parte da distância pode ser percorrida de maneira mais célere, em velocidade de cruzeiro ao invés de inspeção, pois é sabido que a falta não ocorreu nessas proximidades.

Existem ainda os casos em que a falta ocorre no tronco da rede de distribuição em que, seguindo as premissas adotadas e descritas anteriormente, não há trechos candidatos a instalação de IPFs, pois não possuem chaves fusíveis (presentes apenas nos ramais). No tronco existem religadores que atuam durante a falta e de acordo com o comportamento dos mesmos também é possível inferir informações.

Portanto, a metodologia aqui apresentada foi desenvolvida de modo que seja possível indicar qual deve ser o ponto inicial de inspeção pela equipe de manutenção. Este ponto é determinado baseado em duas informações coletadas durante a ocorrência da falta:

- O comportamento do religador da saída da subestação;
- A sensibilização dos IPFs ao longo da rede.

Quando o religador da saída da subestação atua e interrompe o serviço de maneira sustentada, pode-se inferir que a falta ocorreu no tronco do alimentador e a rota de busca pelo local da falta será restrita ao tronco. Caso contrário, em que o religador não tenha interrompido o serviço de maneira sustentada, inferi-se que a falta ocorreu em um ramal lateral e a rota deve ser definida com o auxílio das informações provenientes dos IPFs.

Assim, a primeira informação importante a se obter está relacionada ao ponto em que se deve iniciar a inspeção após o deslocamento da equipe à região próxima do alimentador, o que possibilita definir a rota a que a equipe deve se deslocar em velocidade de cruzeiro. As etapas para a definição do ponto inicial de inspeção são apresentadas no Algoritmo 5.

Observando o Algoritmo 5, pode-se verificar que o ganho de tempo se dá na situação definida pelo Passo 5, isto é, quando a falta ocorreu em um ramal lateral em

Algoritmo 5

Algoritmo 5 – Metodologia para inicialização da inspeção

- 1: Verifica se o religador da subestação interrompeu o serviço de maneira sustentada;
 - 2: Em caso afirmativo, vá ao passo 3, caso contrário, vá ao passo 4;
 - 3: Iniciar a inspeção no primeiro trecho, isto é, o trecho mais próximo da subestação, que pertence ao tronco principal;
 - 4: Se o sistema tem IPF, vá para o passo 5, caso contrário vá para o passo 6;
 - 5: Se algum IPF foi sensibilizado iniciar a inspeção no trecho que pertence o IPF mais a jusante da rede e que foi sensibilizado, caso contrário vá para o passo 6;
 - 6: Iniciar a inspeção no primeiro trecho do ramal lateral mais próximo à subestação.
-

que algum IPF tenha sido sensibilizado. Essa informação leva a equipe a utilização de uma velocidade de cruzeiro para um ponto mais próximo ao que ocorreu a falta.

Uma vez definido o ponto em que a inspeção deve ser iniciada, é possível obter o tempo de deslocamento na velocidade de cruzeiro. Esse tempo é obtido por meio das simulações de tráfego, realizadas na ferramenta computacional SUMO, apresentado na Seção 2.4, tomando como origem o local no qual a equipe de manutenção estava anteriormente e como destino o local em que a inspeção deve começar.

Logo, a etapa seguinte do percurso, que deve ser feita em velocidade de inspeção, inicia-se no destino definido anteriormente e termina no momento em que o defeito é encontrado. No Algoritmo 6 apresenta-se a metodologia seguida para determinar a rota que deve ser seguida durante a inspeção.

Algoritmo 6

Algoritmo 6 – Metodologia de inspeção para localização da falta

- 1: Se a falta for no tronco, ir para Passo 2, caso contrário ir para passo 3;
 - 2: Inspecciona trecho a trecho até localizar a falta;
 - 3: Se o sistema possui IPF, vá para o passo 4, caso contrário vá para o passo 6;
 - 4: Se o IPF foi sensibilizado, inspecionar o ramal lateral deste IPF a partir do ponto inicial já definido até localizar a falta. Caso contrário ir para o passo 5;
 - 5: Inspecionar todas as chaves fusíveis de todos os ramais laterais que não possuem IPF partindo do ponto inicial já definido. Quando encontrar uma chave fusível que tenha atuado, inspecionar à jusante daquele ramal até localizar a falta;
 - 6: Inspecionar todas as chaves fusíveis de todos os ramais laterais. Quando encontrar uma chave fusível que tenha atuado, inspecionar aquele ramal;
-

As figuras 3, 4 e 5 visam exemplificar a metodologia apresentada nos algoritmos 5 e 6 por meio de uma análise prévia da rede veicular que será apresentada no estudo de caso do Capítulo 4. As figuras ilustram as rotas de deslocamento da equipe de manutenção de acordo com o local da falta e a presença de IPFs. Nelas é possível observar as chaves fusíveis e os IPFs instalados.

Na Figura 3, descreve-se o que ocorre quando a falta ocorre em trechos da rede teste que não possuem chave fusível, e conseqüentemente não são locais candidatos a instalação de IPFs. Neste cenário, sabe-se que nenhum elo fusível rompeu, todavia, a falta pode ter ocorrido em qualquer trecho do tronco. Portanto, ao percorrer a linha saindo da subestação, ao chegar na bifurcação, circulada em amarelo, a escolha do caminho a seguir se dá de forma aleatória ou com base na experiência da equipe. No modelo desenvolvido, esse comportamento é modelado de forma aleatória, por meio de sorteios com probabilidade uniforme.

A partir da Figura 3 é possível observar que ao chegar ao local indicado pelo círculo amarelo e sem ainda saber o local da falta, indicado pelo trecho vermelho, a equipe de manutenção em campo poderá decidir entre as duas opções de caminho, sendo que ambas são consideradas troncos vistos que são os trechos protegidos apenas pelo religador da subestação. Ao escolher virar à esquerda, ao invés de seguir em frente na bifurcação, a equipe de campo terá de ir até o final do trecho e voltar, para seguir na direção correta. Neste trabalho, a direção que a equipe de campo segue é definida por meio de uma distribuição binomial. Observa-se que para faltas que ocorrem no tronco a presença de IPFs não contribui diretamente no processo de localização do defeito.

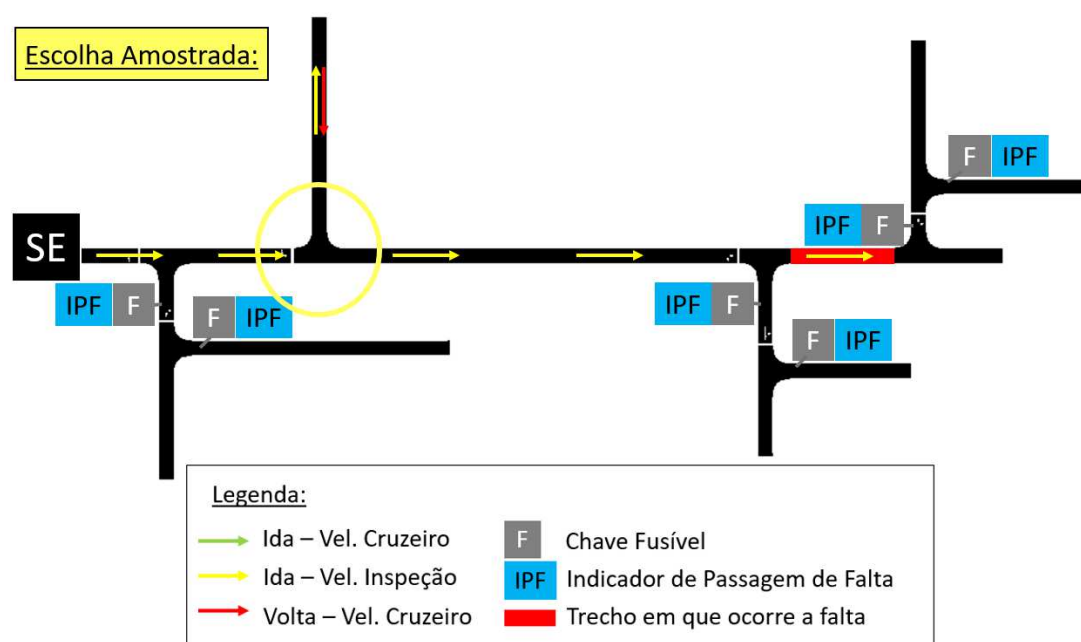


Figura 3 – Falta no tronco.

Fonte: Do autor.

Na Figura 4 ilustra-se o caminho percorrido quando a falta ocorre em ramais de maneira que a chave fusível atua. Para a metodologia proposta, utiliza-se a hipótese que a equipe de campo sabe que uma chave fusível atuou, entretanto não é possível determinar com facilidade qual, existindo a necessidade de percorrer trechos que levam a chaves fusíveis que não atuaram.

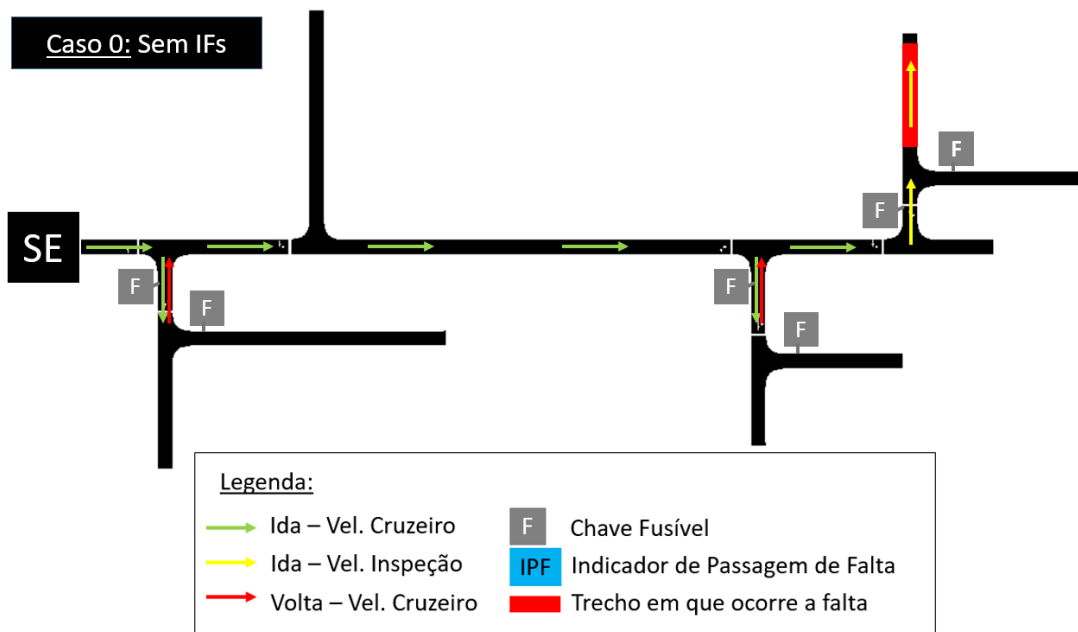


Figura 4 – Falta fora do tronco - Caso sem IPFs.
 Fonte: Do autor.

Na Figura 5 apresenta-se o caso em que a chave fusível atua e o IPF sinaliza o local da falta de maneira remota, permitindo que a equipe de manutenção se desloque diretamente ao local em que ocorre a falta.

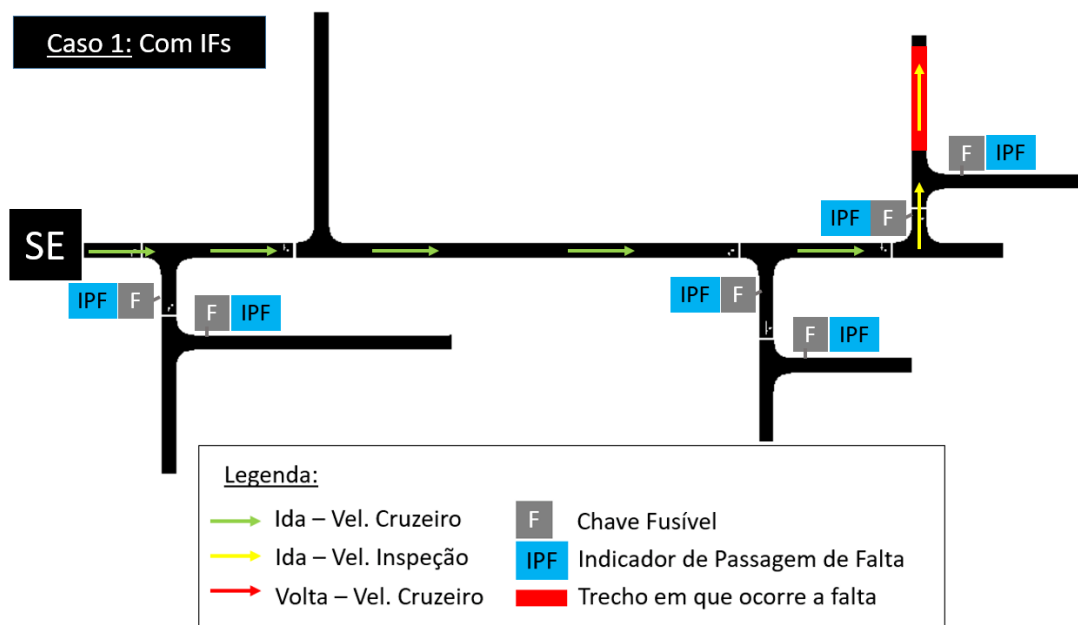


Figura 5 – Falta fora do tronco - Caso com IPFs.
 Fonte: Do autor.

3.3.3 Amostragem e estimação de distribuições de probabilidade de velocidades de deslocamento

Uma série de simulações foram realizadas no SUMO a fim de verificar a velocidade média em que veículos trafegam em cada trecho da malha viária para uma rede teste. A partir dos dados obtidos nestas simulações é possível obter distribuições de probabilidade que podem descrever o comportamento dos carros em cada cenário e em cada trecho da rede de tráfego veicular.

Entre os métodos empregados na análise de dados coletados por meio da ferramenta computacional de simulação de tráfego e posterior amostragem de velocidades médias de deslocamento, destacam-se a distribuição paramétrica de Weibull e a distribuição não paramétrica por Kernel, apresentados a seguir.

3.3.3.1 Amostragem de velocidades modeladas por distribuições de Weibull e não paramétrica

A função densidade de probabilidade de Weibull foi proposta originalmente por Fisher e Tippett em 1928, sendo desenvolvida posteriormente por Waloddi Weibull em estudos relacionados ao tempo de falha devido a fadiga de metais (BATISTA, 1989). A distribuição de Weibull é frequentemente utilizada para descrever o tempo de vida de produtos industriais e sua popularidade em aplicações práticas deve-se ao fato dela apresentar uma grande variedade de formas.

A distribuição pode ser apresentada de diferentes formas, com 2 ou 3 parâmetros. A Equação (42) apresenta a função densidade de probabilidade de Weibull com 3 parâmetros:

$$f(x) = \frac{\gamma}{\sigma} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^{\gamma-1} \exp \left(- \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^{\gamma} \right), \quad x \geq \mu$$

e

$$f(x) = 0, \quad x < \mu \quad (42)$$

em que μ é o parâmetro de posição, σ é o parâmetro de escala e γ é o parâmetro de forma (BAILEY, 1980).

Na Equação (43) é possível observar o caso em que o parâmetro de posição não é considerado, ou seja, $\mu = 0$, tem-se que

$$f(x) = \left(\frac{\gamma}{\sigma^2} \right) x^{(\gamma-1)} \exp \left(- \left(\frac{x}{\sigma} \right)^{\gamma} \right), \quad x > 0$$

e

$$f(x) = 0, \quad x < 0 \quad (43)$$

Busca-se obter as distribuições de probabilidade de Weibull para cada trecho da rede veicular, de maneira que seja possível estimar o tempo de deslocamento das equipes de manutenção de acordo com o local da falta e com a instalação de IPFs. Para tanto, a distribuição de probabilidade de Weibull inversa é obtida integrando-se $f(x)$ para obter a função de distribuição acumulada da variável aleatória x (JIANG; MURTHY; JI, 2001):

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{\sigma}\right)^\gamma\right) \quad (44)$$

Considera-se então U um número aleatório uniformemente distribuído no intervalo $[0, 1]$. Por hipótese, $1 - U$ também é um número aleatório uniformemente distribuído em $[0, 1]$, o que permite que a transformação inversa possa ser usada da seguinte forma:

$$\begin{aligned} 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{\sigma}\right)^\gamma\right) &= U \\ -\exp\left(-\left(\frac{x}{\sigma}\right)^\gamma\right) &= U - 1 \\ -\left(\frac{x}{\sigma}\right)^\gamma &= \ln U \\ \left(\frac{x}{\sigma}\right) &= (-\ln U)^{\frac{1}{\gamma}} \end{aligned} \quad (45)$$

Isolando x , temos:

$$x = \sigma (-\ln U)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (46)$$

Assim, a Equação (46) é usada para amostrar o tempo necessário para realizar deslocamentos, gerando números aleatórios uniformemente distribuídos.

Em situações que os dados não se ajustam em alguma distribuição conhecida, como por exemplo as distribuições normal e Weibull, utilizam-se técnicas não paramétricas para ajustar uma densidade aos dados. O método de estimação de densidades por kernel é uma técnica não paramétrica para estimação de funções de densidades de probabilidades de uma variável aleatória, na qual cada observação é ponderada pela distância em relação a um valor central (PARZEN, 1962).

A saber, seja (x_1, x_2, \dots, x_N) uma amostra de uma variável aleatória independente e identicamente distribuída com uma densidade f desconhecida. A estimativa de densidade por kernel pode ser feita por meio da seguinte equação (WANDERLEY *et al.*, 2014):

$$\hat{f}_h(x_t) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K(x_t, x_i) \quad (47)$$

em que n é o número de amostras, h é o parâmetro de suavização do kernel e $K(xt, xi)$ é o operador de kernel, cuja integral $\int K(u)du$ deve ser unitária. O argumento da função $K(\cdot)$ é na verdade o ponto onde se deseja fazer a estimação, já que as amostras $xi(i = 1...N)$ são fixas e previamente fornecidas.

De maneira gráfica, o estimador kernel pode ser pensado como uma generalização do histograma. Na Figura 6 apresenta-se o histograma de um conjunto de dados com 6 amostras. Na Figura 7, cada amostra gera uma kernel com função de distribuição de probabilidade normal cujo desvio padrão é 2,5 e a média é o valor da própria amostra. As kernels de 1 a 6 somadas e divididas pelo tamanho da amostra, resultam na estimativa de densidade por kernel representada em vermelho (MATHWORKS, s.d.).

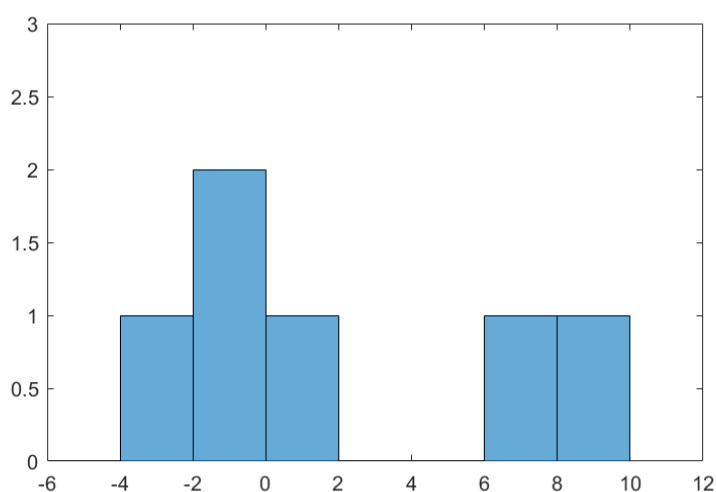


Figura 6 – Histograma do conjunto de dados.
Fonte: Do autor. Adaptado de (MATHWORKS, s.d.).

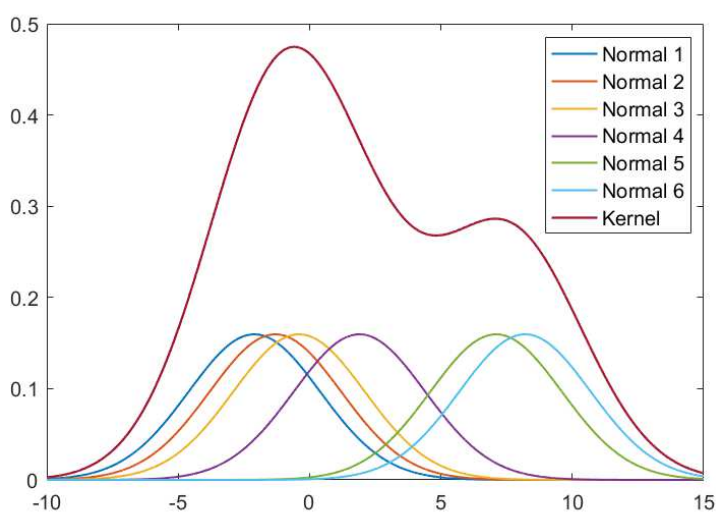


Figura 7 – Estimativa de densidade por kernel.
Fonte: Do autor. Adaptado de (MATHWORKS, s.d.).

A estimativa de densidade por kernel depende ainda do parâmetro de suavização h , também denominado largura de banda. Conforme o próprio nome sugere, o parâmetro h é responsável pela suavização da curva escolhida para a estimação (WANDERLEY, 2013), de maneira que, ao variar h , pode-se fazer com que os picos sejam mais proeminentes ou mais suaves.

A Figura 8 ilustra as estimativas obtidas ao variar o parâmetro de suavização a partir do caso apresentada anteriormente na Figura 7. Para fins didáticos, considera-se que a estimativa obtida com $h = 2,6887$ é a que melhor descreve o fenômeno que gerou o conjunto de dados apresentado no histograma da Figura 6. Portanto, $h = 1,5000$ intensifica os picos e $h = 4,5000$ suaviza, de maneira que para ambos os valores a estimativa é pior do que estimativas em que h esteja mais próximo de 2,6887.

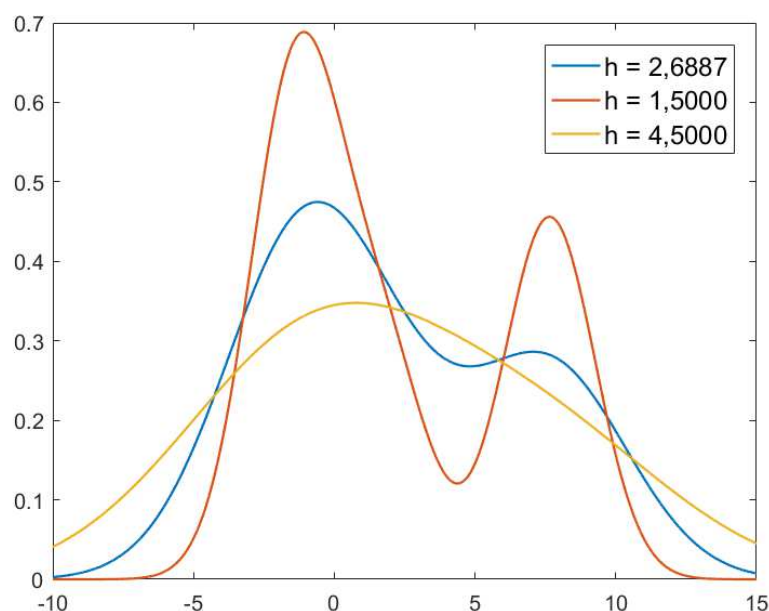


Figura 8 – Influência do parâmetro de suavização h .
Fonte: Do autor.

O primeiro método de estimação da largura h foi desenvolvido por Silverman, em 1986, e baseia-se na minimização do erro médio quadrático integrado (EMQI), com o objetivo de encontrar o h que proporcione a melhor estimativa (WANDERLEY, 2013). O erro médio quadrático integrado é dado pela Equação (48) (SILVERMAN, 1986):

$$EMQI(\hat{f}(x)) = \int E \left\{ \hat{f}(x) - f(x) \right\}^2 dx \quad (48)$$

A partir da definição de variância, a Equação (48) pode ser reescrita, conforme segue (SILVERMAN, 1986):

$$EMQI(\hat{f}(x)) = \int \left\{ E\hat{f}(x) - f(x) \right\}^2 dx + \int var \hat{f}(x) dx \quad (49)$$

Portanto, o EMQI pode ser expresso em termos da soma do viés integrado e da variância integrada, sendo os mesmos dados por (SILVERMAN, 1986):

$$\int \text{viés}_h(x)^2 dx \approx \frac{1}{4} h^4 k_2^2 \int f''(x)^2 dx \quad (50)$$

$$\int \text{var } \hat{f}(x) dx \approx \frac{1}{nh} \int K(t)^2 dt \quad (51)$$

Logo

$$EMQI(\hat{f}(x)) = \frac{1}{4} h^4 k_2^2 \int f''(x)^2 dx + \frac{1}{nh} \int K(t)^2 dt \quad (52)$$

em que h é a largura do kernel, k_2 é uma constante proveniente do segundo termo da expansão da Série de Taylor, f'' é a derivada segunda da função geradora, n é o tamanho da amostra dos dados e K a função de kernel usada.

Assim, o valor de h ótimo é aquele que minimiza o EMQI, porém, como tal cálculo depende da derivada segunda da função geradora dos dados que é desconhecida e do tipo de função de kernel utilizado, pode-se assumir por conveniência assume-se que os dados foram gerados por uma distribuição normal e que o kernel é Gaussiano (SILVERMAN, 1986). Após manipulações algébricas, o valor de h proposto é dado pela Equação (53):

$$h_1 = \sigma \times \left(\frac{4}{n(d+2)} \right)^{\frac{1}{d+4}} \quad (53)$$

em que d é o número de dimensões, n é o número total de amostras e σ pode ser estimado por meio do desvio padrão ou de maneiras alternativas (SILVERMAN, 1986).

Para o caso particular em que $d = 1$, tem-se:

$$h_1 = 1,06 \sigma n^{-\frac{1}{5}} \quad (54)$$

Para os casos em que h_1 não resulta em uma boa estimativa, é possível utilizar medidas de espalhamento alternativas. A Equação (55) utiliza o intervalo inter-quartis (IQR) como medida de espalhamento (SILVERMAN, 1986):

$$h_2 = 0,79 IQR n^{-\frac{1}{5}} \quad (55)$$

em que $IQR = Q_3 - Q_1$, ou seja, a diferença entre o terceiro e primeiro quartis. Contudo, h_2 não gera resultados melhores em todos os casos, levando a uma terceira alternativa (SILVERMAN, 1986):

$$h_3 = 0,9 A n^{-\frac{1}{5}} \quad (56)$$

onde

$$A = \min\left(\sigma, \frac{IQR}{1,34}\right) \quad (57)$$

Neste trabalho, os parâmetros de suavização serão estimados por meio da Equação (53), em que σ é estimado por meio do desvio mediano absoluto do conjunto de dados da amostra. A Figura 9 ilustra a função de distribuição acumulada (FDA) da kernel estimada apresentada na Figura 7. A partir da obtenção da FDA é possível sortear um valor no intervalo $[0, 1]$, localiza-lo na FDA e obter o valor correspondente da estimativa de densidade.

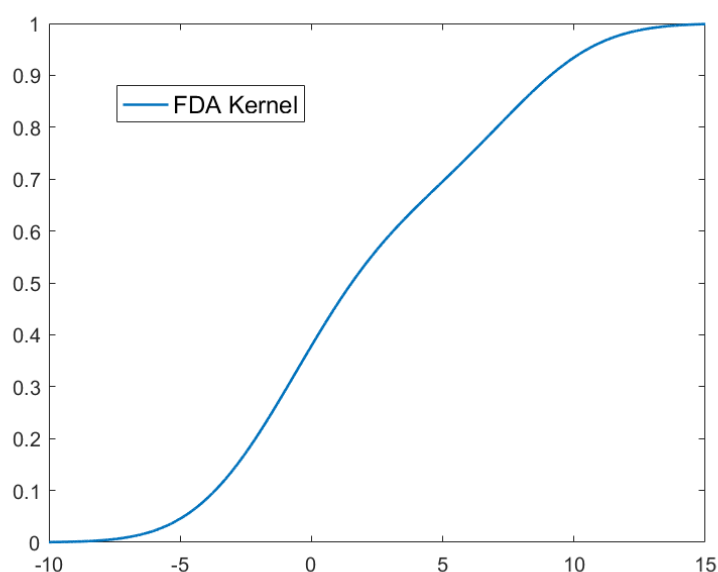


Figura 9 – Função de distribuição acumulada da kernel estimada.
Fonte: Do autor.

3.3.3.2 Estimação de velocidades modeladas por distribuições de Weibull e não-paramétrica

No SUMO, a rede de tráfego veicular correspondente a rede elétrica em estudo é implementada e uma série de simulações são realizadas a fim de obter dados referentes as velocidades dos carros que trafegam ao longo de cada via. As simulações são feitas de maneira que seja possível retratar o caso em que a equipe de manutenção poderá se deslocar em velocidade de cruzeiro – obedecendo limites de velocidade, sujeitos a dinâmica de deslocamento de outros veículos, da existência de semáforos e cruzamentos de vias que exijam paradas e reduções de velocidade – e os casos em que a equipe de manutenção precisa se deslocar com velocidade reduzida, a fim de realizar a inspeção visual da rede elétrica de distribuição.

Os gráficos nas figuras a seguir ilustram os histogramas obtidos a partir dos dados de velocidade média obtidos em dois trechos da rede veicular que será apresentada como estudo de caso no Capítulo 4. A Figura 10 representa o histograma de uma via em que a velocidade máxima permitida é 100 km/h , enquanto a Figura 11 apresenta o histograma de em que a velocidade máxima permitida é 60 km/h .

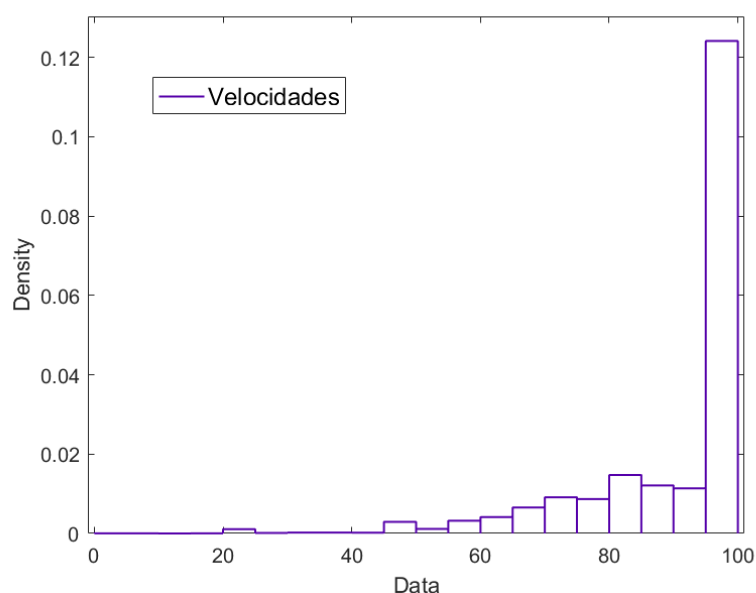


Figura 10 – Histograma - Via de 100 km/h .
Fonte: Do autor.

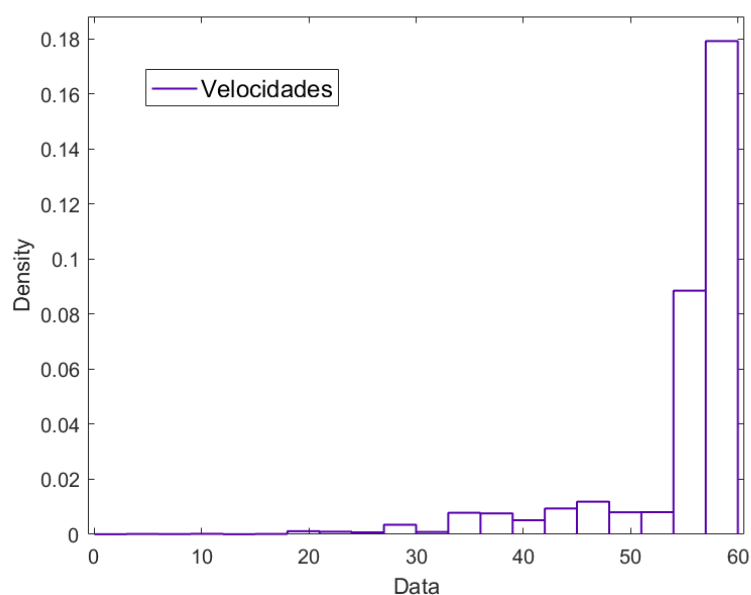


Figura 11 – Histograma - Via de 60 km/h .
Fonte: Do autor.

A partir da análise desses dois gráficos, é possível observar que grande parte dos dados de velocidade coletados estão na última barra, o que indica que a velocidade

média da pista é próxima à velocidade máxima permitida. Nas demais barras observamos os dados relacionados a velocidades inferiores, que ocorrem devido a dinâmica do sistema que envolve a presença de múltiplos elementos como veículos e semáforos.

Portanto, a partir dos dados obtidos no SUMO buscou-se obter distribuições de probabilidade capazes de representar tais comportamentos, de maneira que velocidades de deslocamento pudessem ser amostradas durante a simulação de Monte Carlo, visando determinar o tempo que o sistema permanece fora de operação devido ao período de tempo empregado no deslocamento das equipes de manutenção até o local da falta.

De forma empírica, é possível observar a forma dos histogramas apresentados anteriormente, na Figura 10 e na Figura 11, e comparar com a função densidade de probabilidade da distribuição normal que apresenta a mesma média e o mesmo desvio padrão, ou de qualquer outra distribuição. De acordo com o comportamento observado, em que verificam-se assimetrias e caudas mais alongadas que em uma distribuição normal padrão, optou-se por utilizar as distribuições de Weibull que podem ter seus parâmetros ajustados de forma mais flexível.

A Figura 12 e a Figura 13 apresentam as distribuições de Weibull obtidas a partir dos dados apresentados nos histogramas anteriores. Tais distribuições de probabilidade podem ser descritas por meio da Equação (43), considerando valores de σ e γ obtidos por meio de estimativa por máxima verossimilhança a partir dos dados de velocidade extraídos das simulações de tráfego.

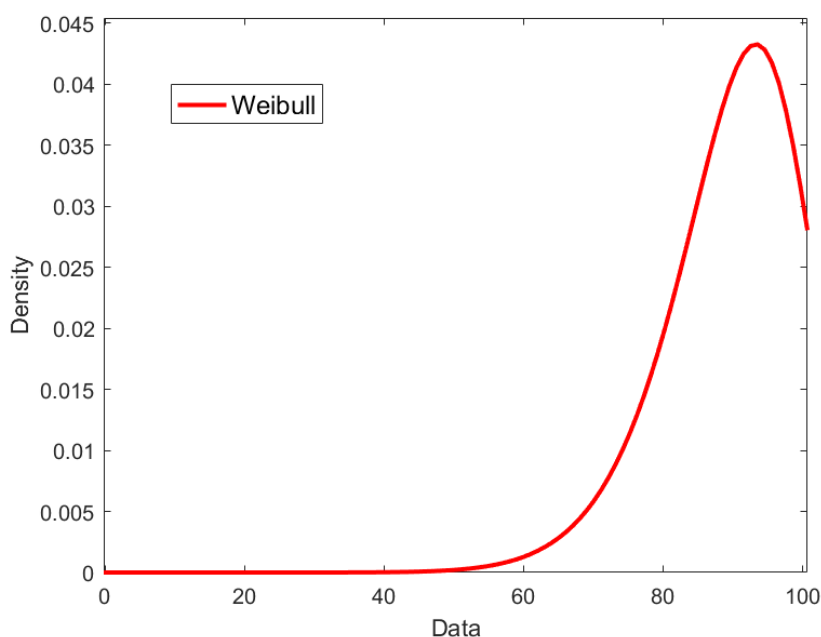


Figura 12 – Distribuição de probabilidade de Weibull - Via de 100 *km/h*.
Fonte: Do autor.

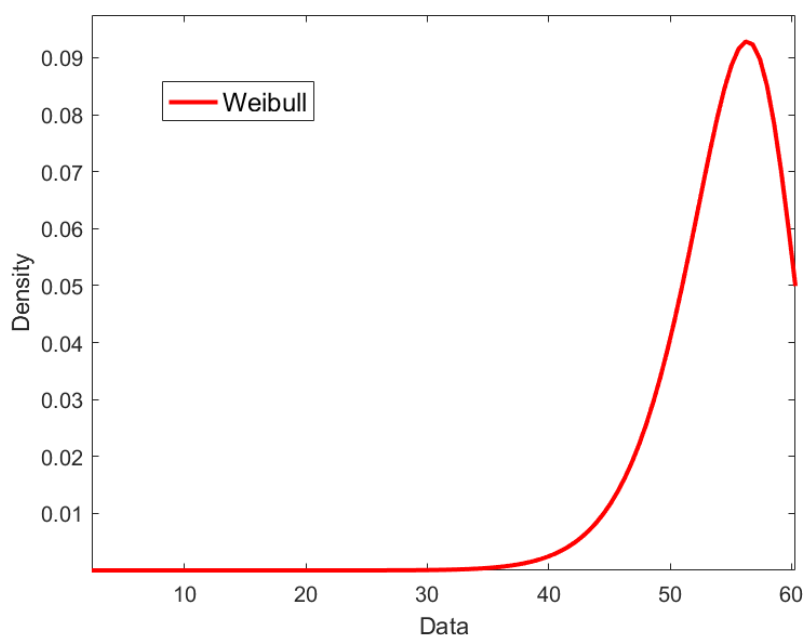


Figura 13 – Distribuição de probabilidade de Weibull - Via de 60 *km/h*.
Fonte: Do autor.

Os estimadores de máxima verossimilhança para a distribuição de Weibull são a solução iterativa da Equação (58) e da Equação (59) (COHEN, 1965):

$$\hat{\gamma} = \left[\left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n x_i^{\hat{\sigma}} \right]^{\left(\frac{1}{\hat{\sigma}} \right)} \quad (58)$$

$$\hat{\sigma} = \frac{n}{\left(\frac{1}{\hat{\gamma}} \right) \sum_{i=1}^n x_i^{\hat{\sigma}} \log x_i - \sum_{i=1}^n \log x_i} \quad (59)$$

em que $\hat{\sigma}$ e $\hat{\gamma}$ são estimadores dos parâmetros σ e γ , respectivamente.

Comparando as distribuições de probabilidade apresentadas nas figuras 12 e 13, com os histogramas das figuras 10 e 11, é possível verificar que a distribuição de Weibull não consegue descrever o comportamento dos dados. Assim, outra opção analisada foi o uso da estimativa de densidade por kernel.

A Figura 14 apresenta a distribuição de probabilidade obtida por kernel para os dados coletados nas vias em que a velocidade máxima permitida é 100 *km/h* e apresentados anteriormente no histograma da Figura 10, enquanto a Figura 15 sobrepõe os dados e as distribuições apresentadas nos gráficos das figuras 12 e 14. A partir da análise desse gráfico, com as curvas juntas e o histograma representado por mais barras, é possível observar como a distribuição de probabilidade por kernel é capaz de representar de forma mais aderente os dados.

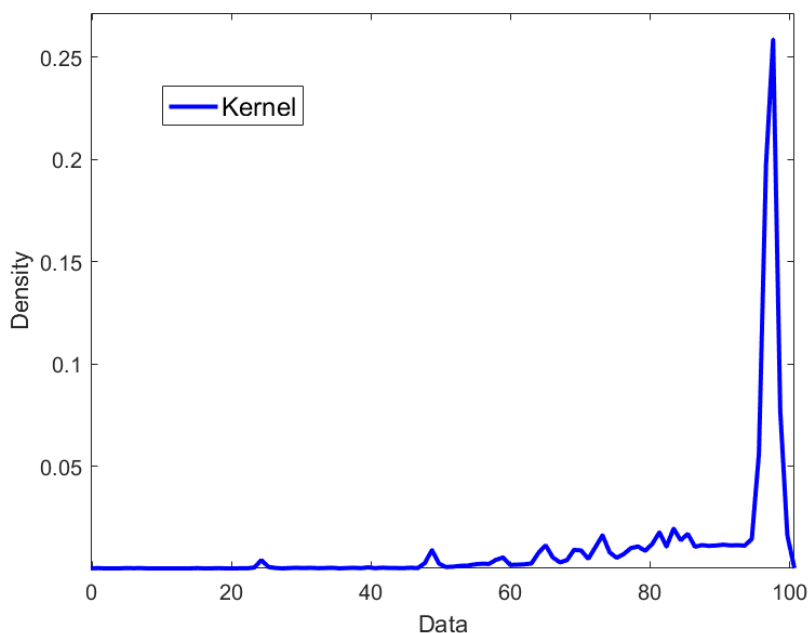


Figura 14 – Distribuição de probabilidade por kernel - Via de 100 *km/h*.
 Fonte: Do autor.

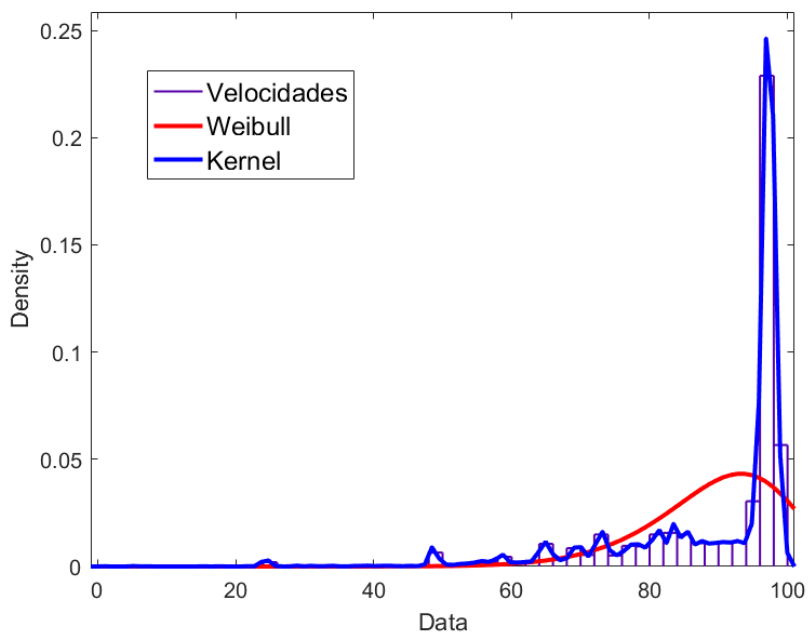


Figura 15 – Histograma e distribuições - Via de 100 *km/h*.
 Fonte: Do autor.

Com a finalidade de verificar se as distribuições obtidas representam os dados coletados por meio do SUMO de maneira satisfatória, buscou-se realizar testes de aderência de Kolmogorov-Smirnov na distribuições obtidas. Esse teste observa a máxima diferença absoluta entre a função de distribuição acumulada assumida para os dados e a função de distribuição empírica dos dados, de maneira que seja possível

avaliar as seguintes hipóteses (EVANS; DREW; LEEMIS, 2008):

- H_0 : Os dados seguem uma distribuição específica;
- H_1 : Os dados não seguem uma distribuição específica.

Considerando-se uma amostra aleatória simples X_1, X_2, \dots, X_n de uma população com função de distribuição acumulada contínua F_X desconhecida. A estatística utilizada para o teste é:

$$D^n = \sup |F_X - F_X^n| \quad (60)$$

em que:

- \sup é o supremo do conjunto de distâncias;
- F_X representa a função de distribuição acumulada assumida para os dados;
- F_X^n representa a função de distribuição acumulada empírica dos dados.

A avaliação das hipóteses é feita a partir da comparação de D_n com um determinado valor crítico v_c , obtido previamente por meio de tabelas construídas via simulação Monte Carlo de acordo a distribuição acumulada assumida. Se D_n é menor ou igual ao valor crítico, aceita-se a hipótese de que os dados seguem a distribuição especificada.

Assim, para cada um dos trechos do sistema e em diferentes cenários analisados no estudo de caso apresentado no próximo capítulo, dados de velocidade e tempo de deslocamento são coletados das simulações realizadas no SUMO. A partir desses dados, distribuições de Weibull e kernel são obtidas e testadas através do teste de Kolmogorov-Smirnov. Por fim, a partir da escolha das funções de distribuição de probabilidade, as distribuições de probabilidade acumuladas são obtidas e utilizadas como parâmetro de entrada para estimação do tempo de deslocamento durante a execução da simulação de Monte Carlo sequencial.

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, apresenta-se a abordagem desenvolvida cujo objetivo consiste em alocar os IPFs a partir da avaliação dos benefícios gerados pela instalação dos mesmos. Tais benefícios podem ser mensurados a partir da função objetivo, com auxílio das simulações dos eventos de falta e do tempo necessário para a equipe de manutenção chegue ao local da falta.

Para tanto, na Seção 3.2 explora-se a otimização do desempenho de soluções candidatas a partir de uma função objetivo que envolve a minimização dos custos anualizados por meio do VPL. Na Seção 3.3, apresenta-se a avaliação de desempenho

de solução candidatas, incluindo os métodos Monte Carlo sequencial assim como os a abordagem adotada na obtenção dos tempos de indisponibilidade.

A fim de ilustrar a proposta apresentada aqui, no próximo capítulo, retrata-se um estudo de caso em que o método desenvolvido é aplicado e os respectivos resultados obtidos são apresentados.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo apresentam-se os resultados obtidos e discussões acerca da aplicação da abordagem desenvolvida a um sistema teste. A Seção 4.1 descreve o estudo de caso em que a metodologia desenvolvida e apresentada no Capítulo 3 é aplicada. Na Seção 4.2 expõe-se os resultados obtidos, enquanto a Seção 4.3 apresenta as considerações finais do capítulo.

4.1 COMPOSIÇÃO DO ESTUDO DE CASO

Com o fim de testar a abordagem desenvolvida, elementos adicionais foram criados e inseridos em um sistema teste. Como adição principal, um traçado da rede de tráfego veicular foi criado tendo por base a topologia da rede elétrica. No contexto do trabalho, envolvendo a proposição de locais para a instalação de indicadores de falta de acordo com índices de confiabilidade, torna-se relevante representar pelo menos as seguintes características da rede: topologia, equipamentos de proteção existentes e consumidores atendidos.

A partir de informações sobre a topologia são modelados os trechos de rede, os quais podem ser amostrados como em operação ou em falha, conforme modelo Markoviano apresentado no Capítulo 2, durante a simulação de Monte Carlo sequencial. As distâncias entre nós da rede também são relevantes para se representar o tempo de deslocamento das equipes de manutenção. Nós de rede muitas vezes permitem inferir sobre a possibilidade de existência de esquinas ou bifurcações em rede veicular. De outra forma, equipamentos de proteção subsidiam a representação da atuação da proteção de rede em diferentes estados de falha. Além disso, conforme exposto anteriormente, os IPFs são alocados onde já existem chaves fusíveis, configurando assim o espaço de soluções candidatas para o problema. Finalmente com a informação sobre o número e carga dos consumidores conectados a cada nó de rede, é possível determinar quantos deixam de ser atendidos durante interrupções sustentadas e estimar o montante de energia não suprida.

4.1.1 Sistema UFSC 16 nós

A abordagem proposta foi avaliada no sistema teste de 16 nós da UFSC considerando a pré-existência de um conjunto de equipamentos de proteção, conforme apresentado na Figura 16 e Tabela 2. Os demais parâmetros relativos a rede podem ser encontrados no Anexo A (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

Conforme descrito na seção 3.2, a fim de valorar os benefícios advindos da instalação dos IPFs, faz-se necessário contabilizar os custos evitados em decorrência de penalidades associadas a ultrapassagem de limites dos indicadores de continuidade.

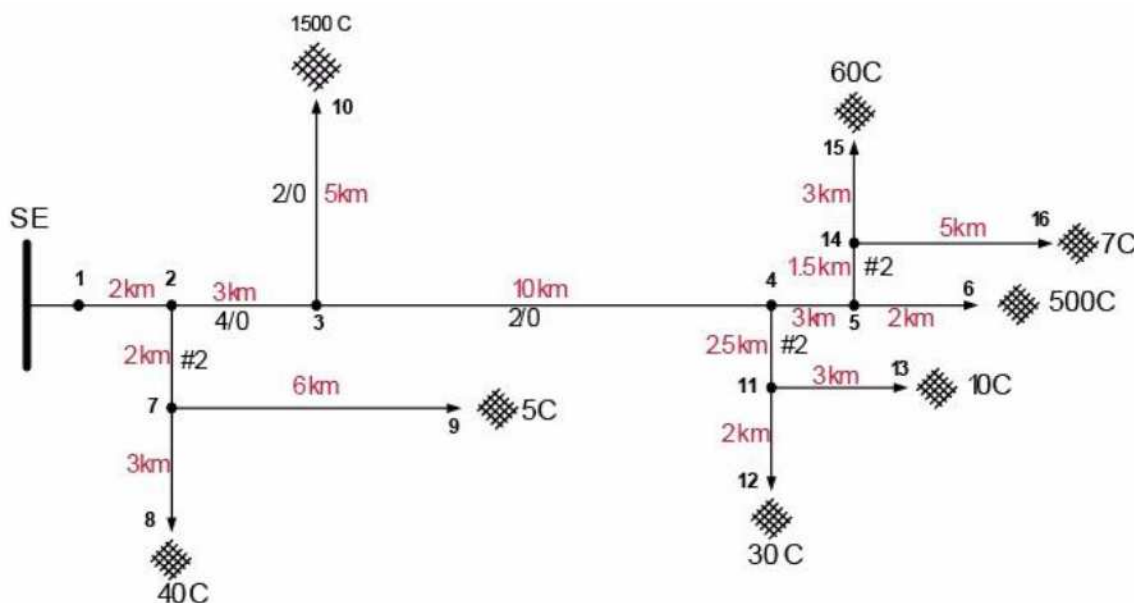


Figura 16 – Rede de 16 nós UFSC.

Fonte: Do autor. Adaptado de (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

Tabela 2 – Proteções do sistema teste.

Proteção	Tipo	Barra De	Barra Para
1	Disjuntor	1	2
2	Religador	1	2
3	Chave Fusível	2	7
4	Chave Fusível	4	11
5	Chave Fusível	5	14
6	Chave Fusível	7	9
7	Chave Fusível	11	13
8	Chave Fusível	14	16
9	Chave Fusível	3	10
10	Chave Fusível	7	8
11	Chave Fusível	11	12
12	Chave Fusível	14	15
13	Chave Fusível	4	5
14	Chave Fusível	5	6

Fonte: Do autor.

Para tanto, foram considerados os limites de um conjunto de alimentadores da CE-LESC Distribuição S.A., localizados em uma área considerada não urbana. A Tabela 3 apresenta tais limites estabelecidos pela ANEEL. Considera-se ainda que o custo da energia não suprida é de 0,5 R\$/kWh e que o fator de demanda da rede é de 30%.

Em relação aos equipamentos IPF, considera-se de forma conservadora o custo de aquisição e instalação R\$ 3.000,00 para cada equipamento, com vida útil de 8 anos. Considera-se ainda que a instalação dos IPFs não acarreta em custos adicionais relacionados a manutenção e operação além daqueles já pré-existentes provenientes

Tabela 3 – Limites dos indicadores de continuidade.

CELESC		DIC Anual	FIC Anual	DMIC Mensal
Distribuição S/A		(em horas)	(n ^o de interrupções)	(em horas)
Ilha Norte	Urbano	19,34	12,45	2,69
	Não urbano	40,03	29,49	5,28

Fonte: Do autor. Adaptado de (ANEEL, 2021).

das chaves fusíveis. Estabele-se a taxa mínima i de atratividade em 12%.

4.1.2 Rede veicular

Com auxílio do simulador de tráfego veicular, construiu-se um modelo composto por ruas que acompanham o traçado da rede elétrica, emulando uma rede veicular. A Figura 17 ilustra a rede obtida inicialmente de maneira simplificada dentro da ferramenta computacional SUMO.

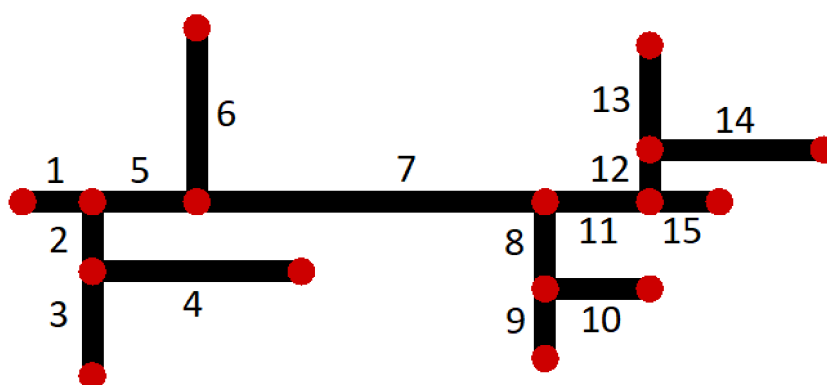


Figura 17 – Rede veicular inicial.

Fonte: Do autor.

Durante o processo de construção da rede, simulações foram realizadas inserindo-se carros na rede veicular de maneira aleatória e extraindo-se a velocidade média de cada trecho da rede. Diferentes simulações foram realizadas variando-se o número de veículos trafegando ao mesmo tempo e observando-se quando o comportamento dos mesmos era influenciado por outros parâmetros como o comprimento das vias, as reduções de velocidade devido a congestionamentos ou a aproximação de cruzamentos. Visando tornar o sistema rodoviário simulado mais próximo de um sistema real, atribuiu-se à rede uma série de características como velocidade máxima permitida, número de pistas em cada via e semáforos. Fundamentalmente 3 modelos foram desenvolvidos conforme descrito a seguir.

O Modelo 1 é ilustrado na Figura 18 e é o mais simples dos modelos propostos. Nele as vias que acompanham o tronco principal da rede elétrica são de sentido duplo com duas pistas para cada sentido e têm velocidade máxima de 100 km/h . As demais ruas possuem sentido duplo com pista simples e velocidade máxima de 60 km/h .

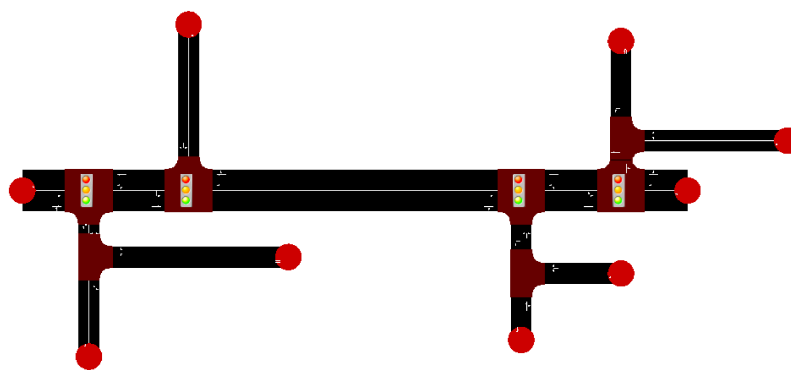


Figura 18 – Rede veicular - Modelo 1.
Fonte: Do autor.

No Modelo 2, apresentado na Figura 19, insere-se mais um semáforo. Tal alteração teve como objetivo verificar eventuais impactos nas velocidades médias monitoradas. No entanto, devido ao controle inteligente de semáforos implementado pelo SUMO, não verificou-se diferenças.

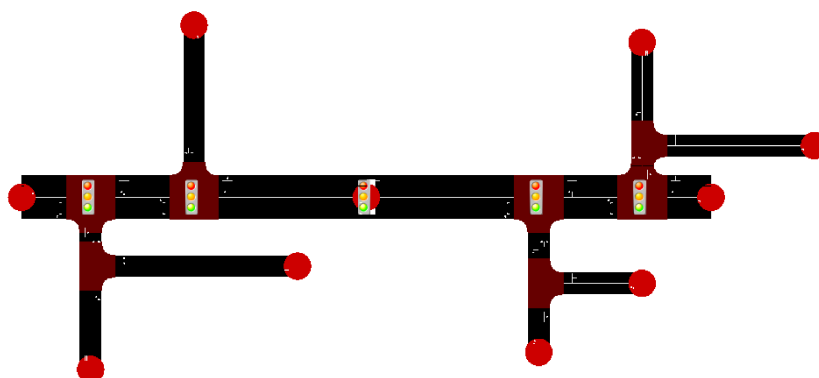


Figura 19 – Rede veicular - Modelo 2.
Fonte: Do autor.

Nas simulações realizadas com o Modelo 2, verifica-se que as variações mais significativas nas velocidades coletadas são observadas de acordo com alterações no número total de carros trafegando e com a maneira com que os mesmos estão distribuídos ao longo da rede. Observa-se que o fluxo de carros criado de maneira aleatória é restringido pela simplicidade da rede. Dessa forma, optou-se por criar novas ruas, permitindo a diversificação dos trajetos, o que resultou no Modelo 3 ilustrado na Figura 20.

Com o aumento do número de vias foi possível observar que a inserção dos fluxos de carros passou a ocorrer com melhor distribuição espacial, impactando no enriquecimento dos dados coletados. Passou-se então a trabalhar com apenas esse modelo.

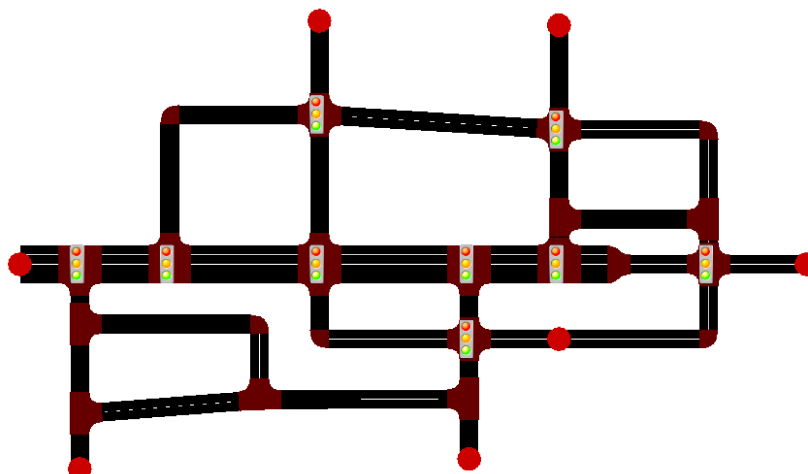


Figura 20 – Rede veicular - Modelo 3.
Fonte: Do autor.

4.1.3 Volume de tráfego veicular

Os fluxos de veículos gerados pela ferramenta computacional SUMO, de acordo com as especificações do usuário, podem produzir diferentes volumes de tráfego. Portanto, optou-se por definir 3 cenários de tráfego no trabalho: intenso, leve e moderado. Tais cenários foram obtidos de maneira experimental variando o número de veículos inseridos em cada simulação e observando o fluxo gerado. O cenário intenso, por exemplo, foi obtido por meio do aumento no número de veículos até que fosse possível perceber que os mesmos trafegavam abaixo da velocidade máxima permitida. No caso moderado, buscou-se observar a existência suficiente de veículos trafegando para que fosse possível identificar de maneira recorrente fenômenos como a necessidade de um dos veículos parar para que outro pudesse realizar uma conversão, enquanto no caso leve buscou-se reduzir o número de veículos de maneira que seja reduzido a influência de cada veículo no comportamento dos demais.

Após o ajuste dos três cenários, as simulações são repetidas e geram um novo conjunto de distribuições de probabilidade de velocidade veicular. Durante a simulação do Monte Carlo sequencial, definiu-se que cada um desses cenários ocorre durante um terço do total de horas de cada dia, de maneira que o cenário analisado é escolhido por meio de sorteio baseado em distribuição uniforme.

4.1.4 Distribuições de probabilidade

A obtenção das distribuições de probabilidades para cada trecho do sistema nos três cenários de análise é realizada seguindo a metodologia apresentada na Seção 3.3.3.2. Nesta seção são apresentados alguns desses resultados a fim de exemplificar o processo repetido para cada trecho, explorando os resultados obtidos e suas particularidades.

O gráfico da Figura 21, apresenta o histograma referente aos dados de velocidade do trecho 13, de acordo com a numeração apresentada na Figura 17, obtidos por meio de simulação na ferramenta computacional SUMO no cenário de trânsito médio e considerando que a equipe de campo transita em velocidade de cruzeiro. Conforme, observado anteriormente no Capítulo 3, a distribuição estimada por kernel apresenta melhor aderência ao conjunto de dados, fato atestado pelo teste de Kolmogorov-Smirnov.

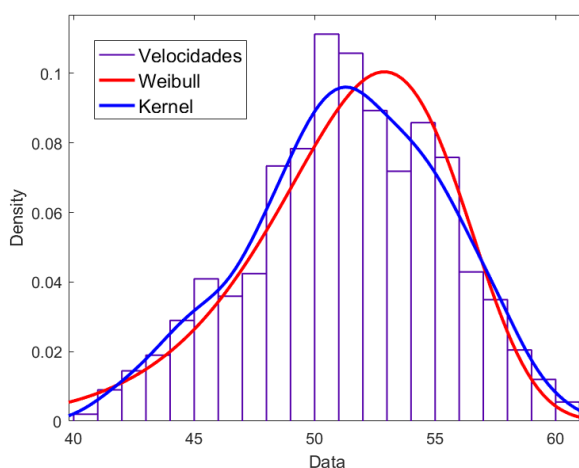


Figura 21 – Trecho 13 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.
Fonte: Do autor.

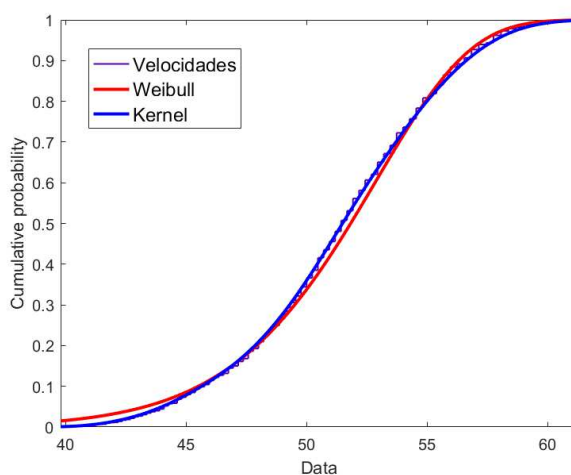


Figura 22 – FDA do trecho 13 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.
Fonte: Do autor.

A Figura 22 ilustra as funções de distribuição acumulada obtidas a partir das distribuições apresentadas na Figura 21. Neste gráfico, é possível observar como a curva referente a FDA obtida por kernel está mais próxima dos dados de velocidade. Para este conjunto de dados a estatística D_n dada pela Equação (60) resulta em 0,0521 para a distribuição de Weibull e 0,0206 para a distribuição obtida por kernel. Dado um

valor crítico padrão v_c de 0,0250, para a distribuição de Weibull D_n é maior que v_c , enquanto para a distribuição por kernel D_n é menor que v_c . Logo, o teste rejeita a hipótese nula para Weibull e aceita para a kernel.

Os gráficos apresentados na Figura 23 e na Figura 24 são análogos aos apresentados nas figuras 21 e 22, entretanto considerando o trecho 12. Apesar da distribuição estimada por kernel apresentar melhor aderência ao conjunto de dados do que a distribuição de Weibull, o teste de Kolmogorov-Smirnov rejeita a hipótese nula para as duas distribuições cujas estatísticas D_n são 0,0426 para Weibull e 0,0337 para kernel. Não obstante, a distribuição estimada por kernel demonstra maior aderência aos dados do que a distribuição de Weibull.

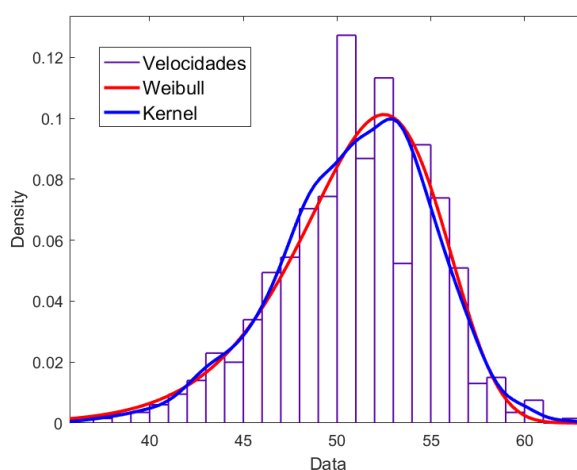


Figura 23 – Trecho 12 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.

Fonte: Do autor.

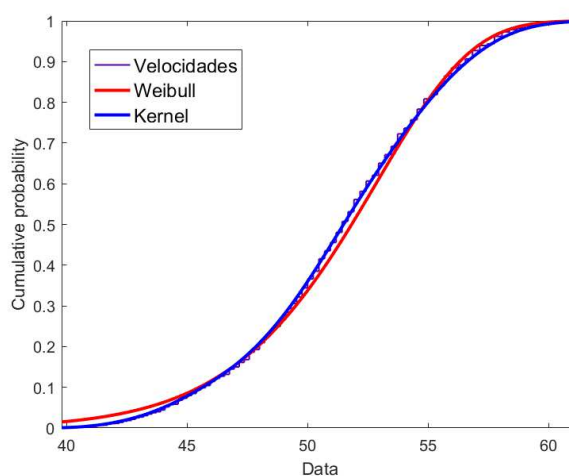


Figura 24 – FDA do trecho 12 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.

Fonte: Do autor.

Em ambos os casos apresentados, os trechos analisados são vias de pista simples em que os carros devem trafegar na velocidade máxima de 60 km/h , de acordo

com o fluxo de carros presente na pista. Tais condições geram os resultados apresentados nos histogramas das figuras 21 e 23.

A Figura 25 ilustra o histograma do trecho 1, em que a velocidade máxima permitida é de 100 km/h e as vias são duplicadas. Neste caso, mais de 40% dos dados de velocidade coletados via simulação estão dentro do intervalo $[82, 83]$, o que pode ser observado na última barra do histograma.

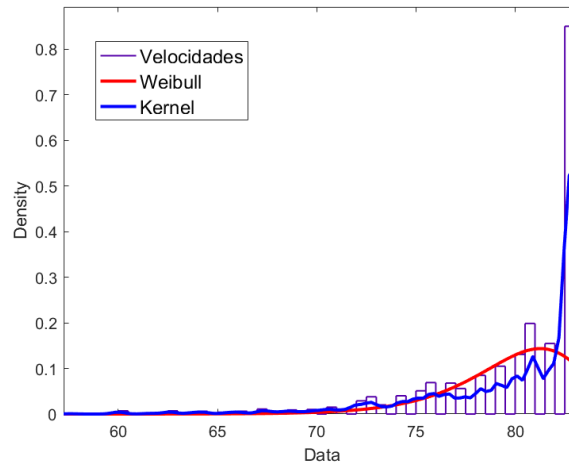


Figura 25 – Trecho 1 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.
Fonte: Do autor.

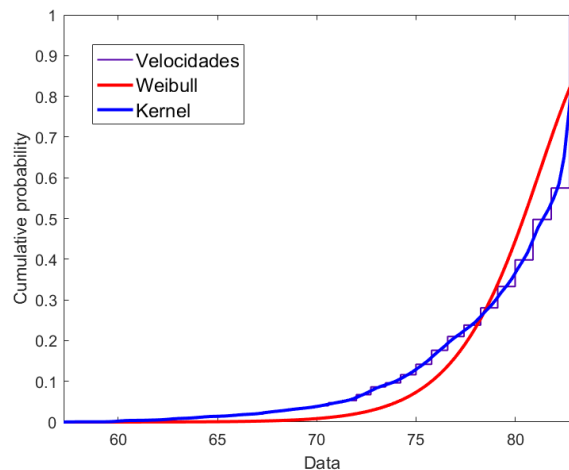


Figura 26 – FDA do trecho 1 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.
Fonte: Do autor.

A Figura 26 demonstra como esse comportamento aparece também nas distribuições acumuladas. A partir da Figura 27, que apresenta parte da figura anterior dando mais destaque ao pico das distribuições, é possível observar como a diferença entre os dados obtidos via simulação e a kernel estimada aumenta, fazendo com que o teste de Kolmogorov-Smirnov, enunciado na Equação (60), resulte em D_n igual a $0,2126$, acarretando na rejeição da hipótese nula.

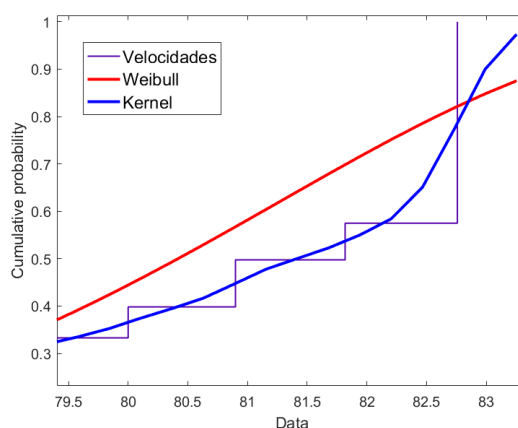


Figura 27 – Detalhe da FDA do trecho 1 no cenário médio e em velocidade de cruzeiro.
Fonte: Do autor.

Contudo, apesar do teste rejeitar a hipótese nula para ambas as distribuições, a partir da observação dos gráficos anteriores é possível notar como a distribuição estimada por kernel apresenta resultados mais aderentes aos dados. Dessa forma, optou-se por usar a distribuição por kernel. As distribuições de probabilidade de Weibull, as estimativas de densidade por kernel e as respectivas funções de distribuição acumuladas utilizadas para cada trecho do sistema, nos três cenários de análise, são apresentadas no Anexo B.

4.2 RESULTADOS OBTIDOS

Nesta seção, apresentam-se os resultados obtidos nas simulações, assim como o ajuste dos parâmetros do método de entropia cruzada. As simulações foram realizadas em um computador com processador Intel Core i7 de 1,8 GHz e 16 GB de memória de acesso aleatório, de modo que os tempos de processamento apresentados a seguir referem-se a esse computador.

Com a finalidade de validar os resultados obtidos via abordagem desenvolvida, realizou-se uma simulação alternativa de maneira que todo o espaço de estados de possibilidades de alocações de IPFs fosse visitado. Assim, considerando os 12 fusíveis junto aos quais os IPFs podem ser instalados, tem-se ao todo 2^{12} soluções candidatas de alocação, o que configura o tamanho do espaço de estados.

O gráfico da Figura 28 apresenta os resultados obtidos com a visita completa do espaço de estados, com valores de função objetivo ordenados de maneira decrescente, sendo R\$ 214.047,32 o menor valor registrado. Esse mínimo custo é obtido com a instalação de 3 IPFs, posicionados nos trechos 3-10, 14-15 e 4-5. A obtenção desses resultados exigiu o tempo de processamento de 16,27 horas, o que pode inviabilizar semelhante análise a depender do tamanho do sistema e do número de possibilidades de alocação dos IPFs.

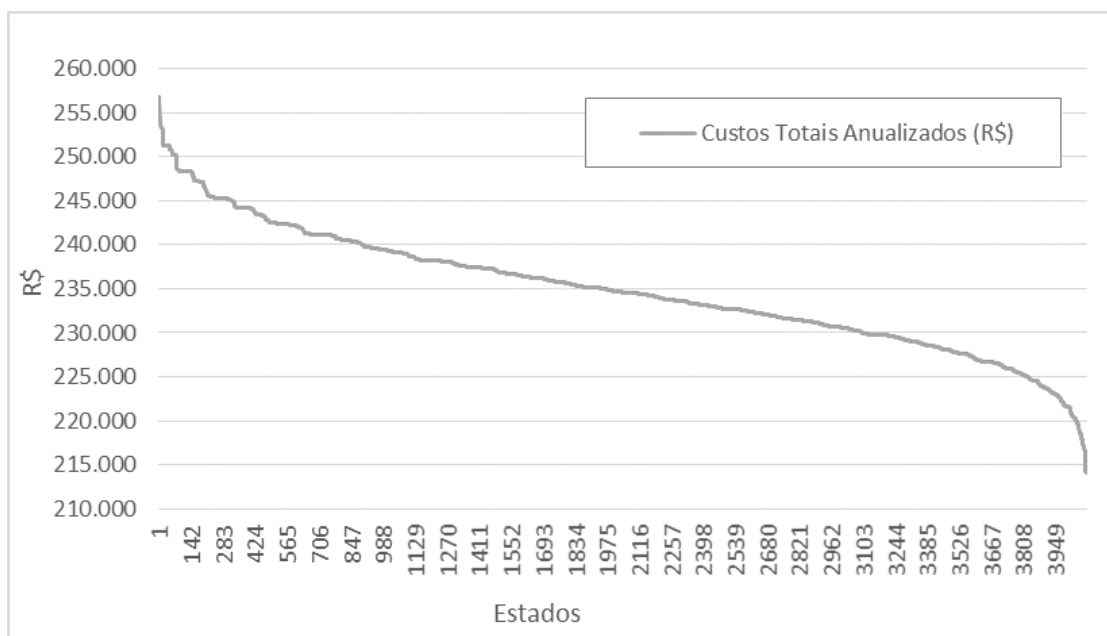


Figura 28 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Espaço de Estados Completo.
 Fonte: Do autor.

Tendo os resultados obtidos por meio da visita de todo o espaço de estados como base para comparação, uma série de simulações foram realizadas empregando o método de entropia cruzada, de acordo com o Algoritmo 3, apresentado na Seção 3.2, com a finalidade de ajustar seus parâmetros. A Tabela 4 apresenta um resumo dos resultados das simulações, as quais são abordadas na sequência.

Tabela 4 – Resumo dos resultados das simulações.

Caso	ρ	α	C	$p[z]$	n° Iterações	n° IPFs	Alocação	Custo (R\$)	Tempo de Simulação (h)
1	0,3	0,7	30	0,075	10	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,20
2	0,3	0,6	30	0,075	8	1	7-9	220.260,82	0,95
3	0,3	0,5	30	0,075	9	1	7-9	220.260,82	1,03
4	0,3	0,6	30	0,05	10	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,14
5	0,4	0,6	30	0,05	12	2	14-16 e 11-12	221.813,35	1,39
6	0,3	0,5	30	0,05	10	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,13
7	0,4	0,5	30	0,05	12	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,42
8	0,3	0,5	40	0,05	12	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,95
9	0,3	0,6	40	0,03	7	1	7-9	220.260,82	1,07
10	0,3	0,5	40	0,03	11	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,69
11	0,3	0,5	50	0,03	14	2	11-13 e 4-5	215.049,49	2,84
12	0,4	0,5	40	0,03	13	2	5-14 e 7-9	217.335,59	2,00
13	0,3	0,5	40	0,02	12	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,85
14	0,4	0,5	40	0,02	12	2	5-14 e 7-9	217.335,59	1,83
15	0,3	0,5	50	0,02	12	2	5-14 e 7-9	217.335,59	2,74

Fonte: Do autor.

Conforme apresentado no Capítulo 2, o método de entropia cruzada possui parâmetros que devem ser ajustados de acordo com o problema em que é aplicado,

sendo eles: o parâmetro de raridade ρ , o parâmetro de suavização α , o número de amostras a cada iteração C do método e a probabilidade inicial $p[i]$. Portanto, valores de ρ e α pertencentes aos intervalos de $[0,3, 0,4]$ e $[0,5, 0,7]$, respectivamente, foram testados, assim como diferentes valores de C e $p[i]$.

A Figura 29 ilustra o caso 1 descrito na Tabela 4, com um resultado preliminar obtido. Nesse caso, um custo total de R\$ 217.335,59 foi obtido com 10 iterações e um tempo de processamento de 1,20 horas. Conforme apresentado a seguir, ajustes nos parâmetros buscando melhor solução via método de entropia cruzada resultaram em tempos de processamento não superiores a 3 horas, de maneira que o emprego do método resulta em um tempo de processamento aproximadamente 5 vezes menor em comparação a análise de todas as possibilidades.

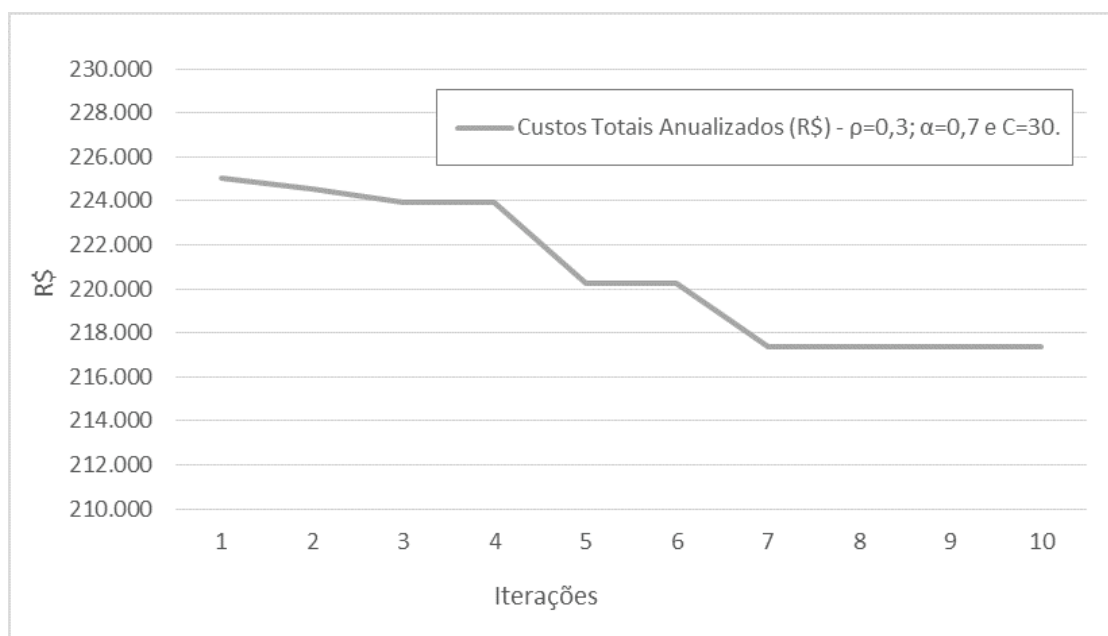


Figura 29 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 1.

Fonte: Do autor.

A partir da análise da Figura 29 é possível observar ainda que as últimas quatro iterações apresentam o mesmo custo. Esse resultado é verificado de acordo com um critério de parada onde o custo mínimo deve ser o mesmo para quatro iterações, sendo que o custo mínimo a cada iteração é aqui dado pelo pior custo do grupo de elite, composto por outros resultados que podem ter custos iguais ou melhores. Tal critério de parada foi ajustado de maneira que não seja demasiado rigoroso, podendo eventualmente acarretar em esforços de processamento desnecessários, porém seja efetivo, evitando que ocorra convergência prematura.

Nos casos 2 e 3 descritos na tabela e ilustrados na Figura 30 e Figura 31, optou-se por modificar o valor do parâmetro de suavização α . É possível verificar que a mudança acarretou em um novo resultado para a alocação dos IPFs e em um custo total superior ao obtido anteriormente.

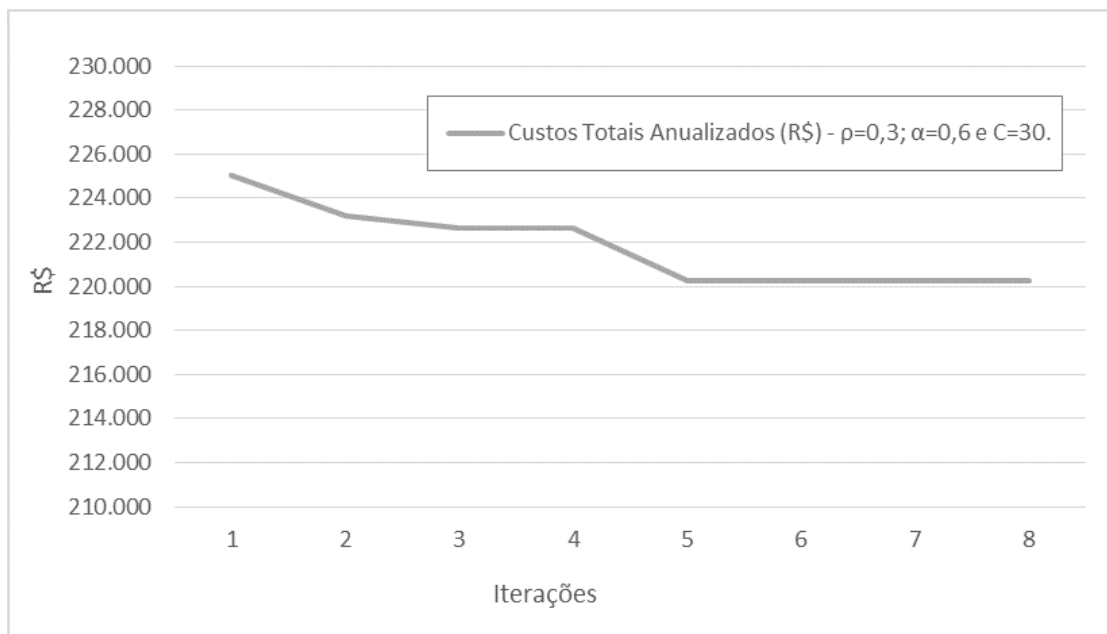


Figura 30 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 2.
Fonte: Do autor.

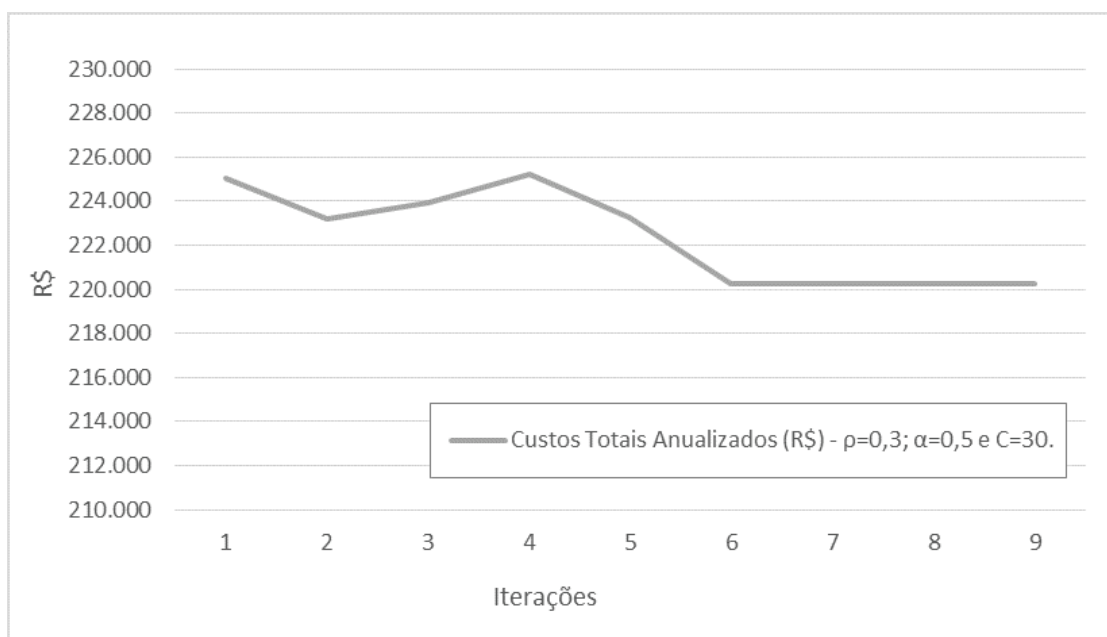


Figura 31 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 3.
Fonte: Do autor.

A partir da análise do gráfico do caso 3, observa-se ainda que ao longo da simulação o custo não decresce a cada nova iteração. Isso ocorre porque, como mencionado anteriormente, o custo apresentado é o pior custo do grupo de elite, composto por outros resultados que podem ser iguais ou melhores.

No caso 4, ilustrado na Figura 33, fez-se um ajuste na probabilidade inicial $p[i]$ diminuindo-a de 0,075 para 0,05. Comparando o caso 4 com o caso 3, observa-se que o ajuste da $p[i]$ resulta em uma redução no resultado do custo total.

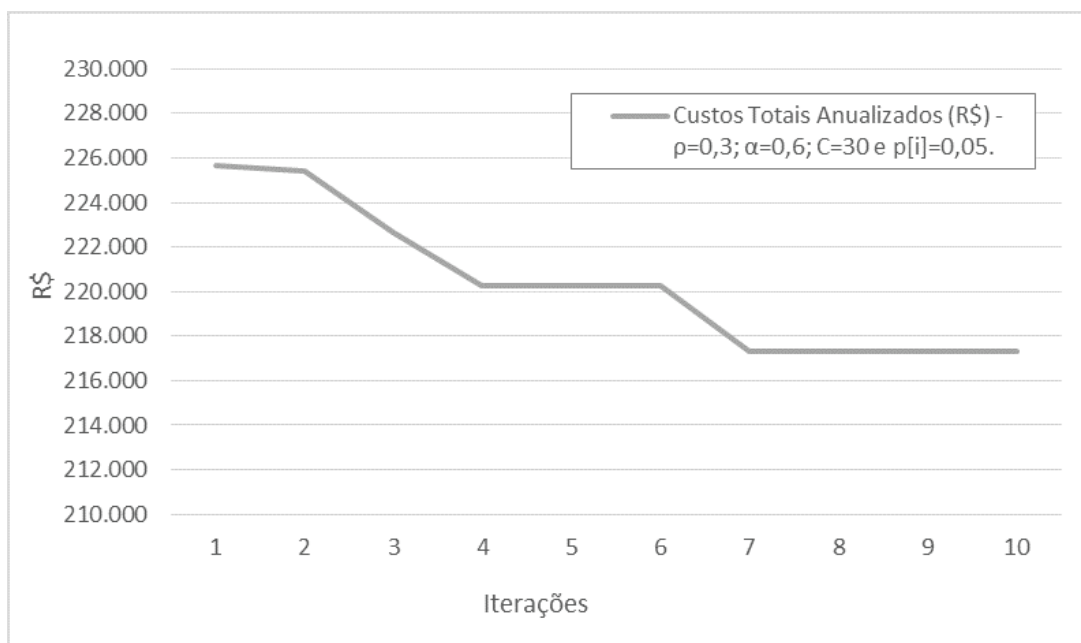


Figura 32 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 4.
 Fonte: Do autor.

Dado o ganho obtido na redução do custo com a diminuição da probabilidade inicial, no caso 5, apresentado na Figura 33, optou-se por aumentar o valor do parâmetro de raridade ρ , buscando aumentar o conjunto de elite e, por consequência, o número de soluções cuja probabilidade impacta a iteração posterior, o que resultou em uma nova alocação e um custo total superior. A análise do gráfico permite ainda observar que no caso 5, assim como no 3, o custo não é monotonicamente decrescente.

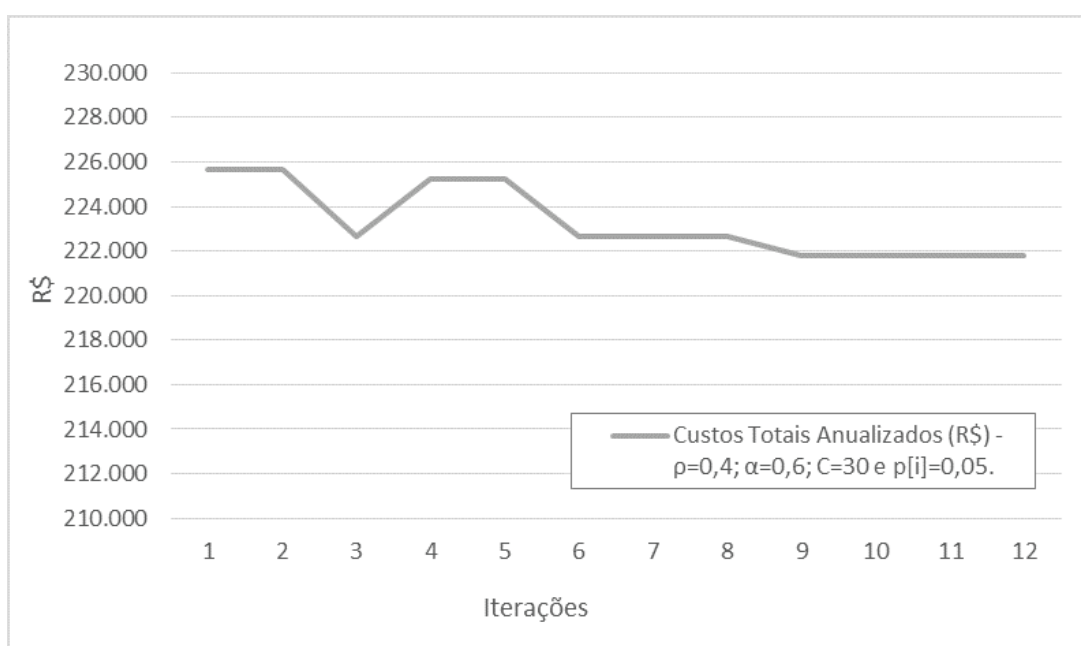


Figura 33 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 5.
 Fonte: Do autor.

Nos casos 6 e 7, apresentados na Figura 34 e Figura 35, a probabilidade inicial de 0,05 foi testada com o parâmetro de suavização igual a 0,5 e o parâmetro de raridade em 0,3 e 0,4. Obtendo-se novamente o custo total de R\$ 217.335,59. Optou-se então, por aumentar o número de amostras a cada iteração C o que não resultou em custos totais diferentes dos obtidos até então, como pode ser observado no caso 8 da Tabela 4 e no gráfico da Figura 36.

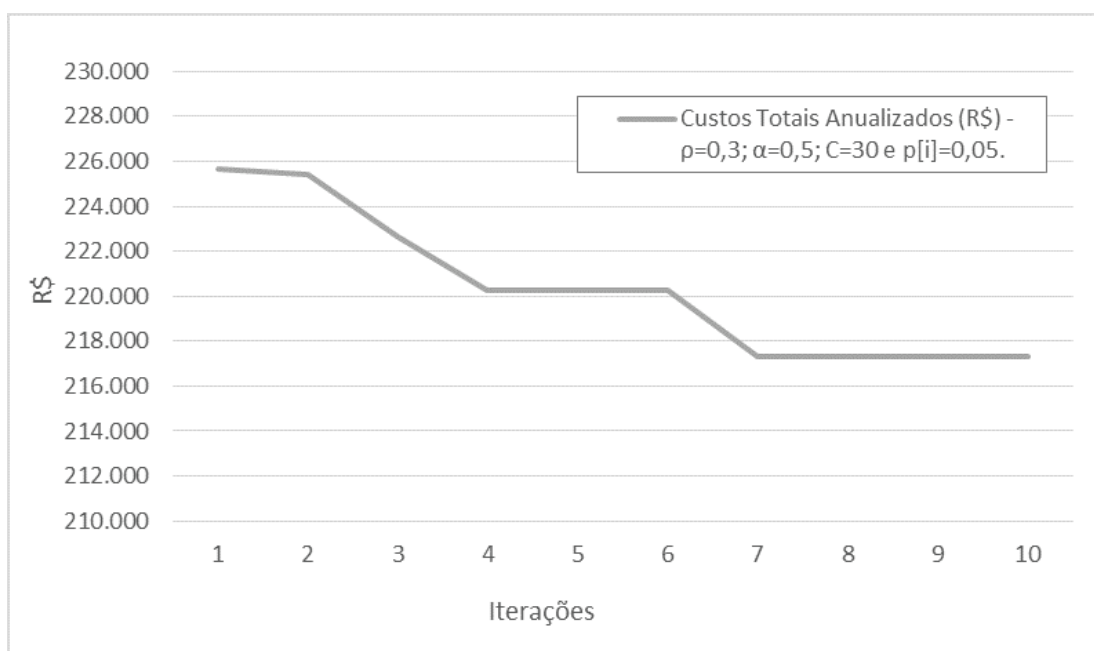


Figura 34 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 6.
Fonte: Do autor.

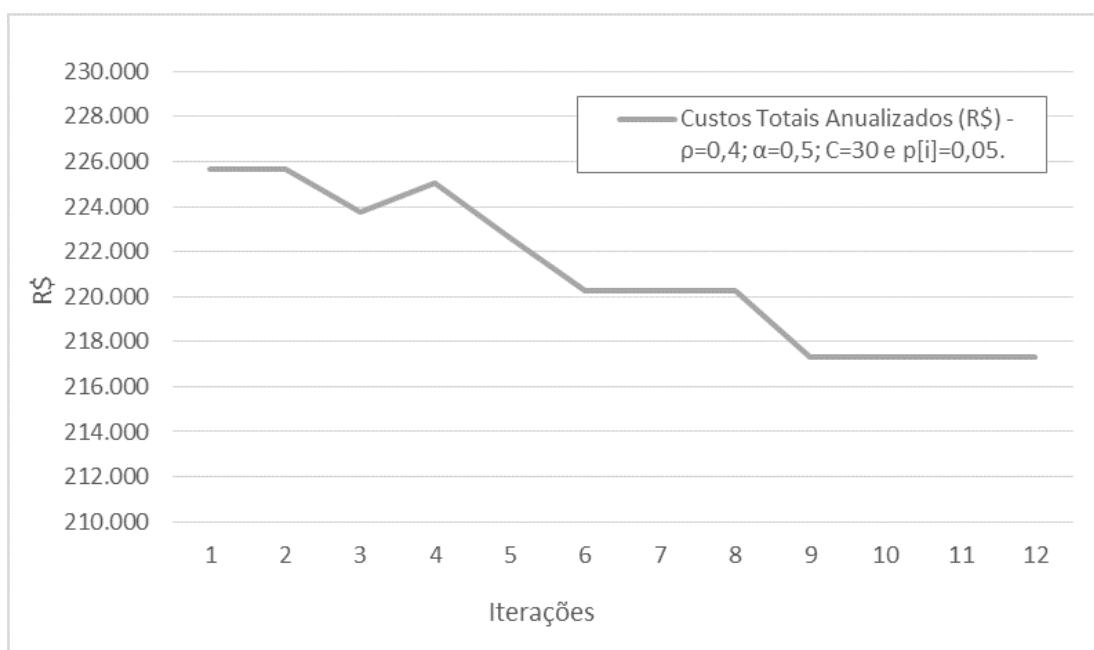


Figura 35 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 7.
Fonte: Do autor.

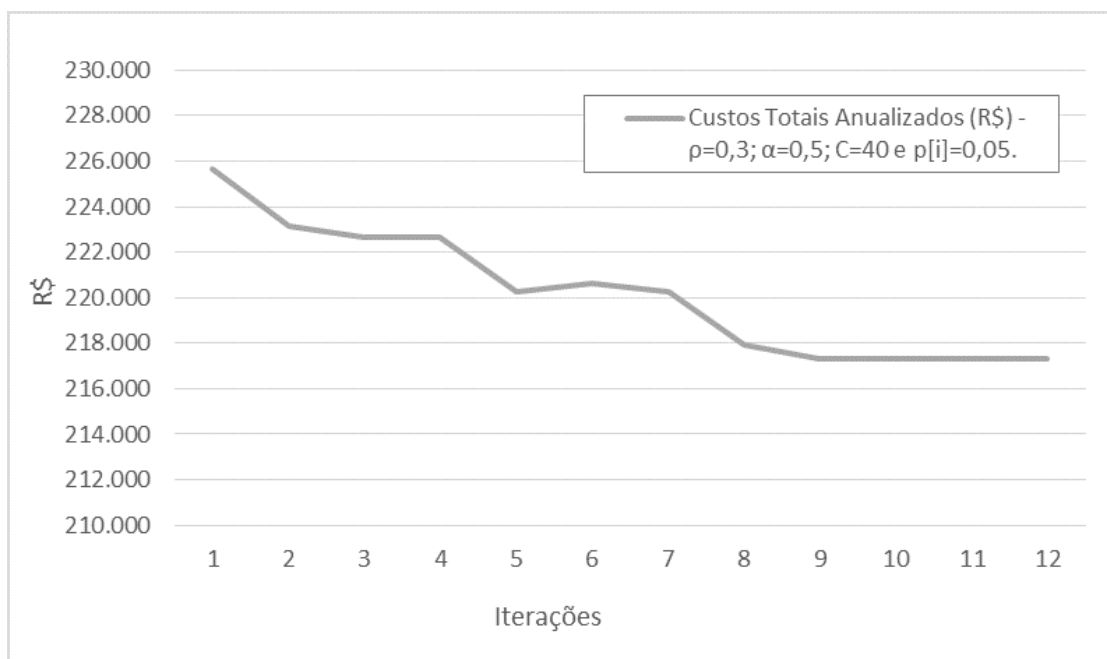


Figura 36 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 8.
 Fonte: Do autor.

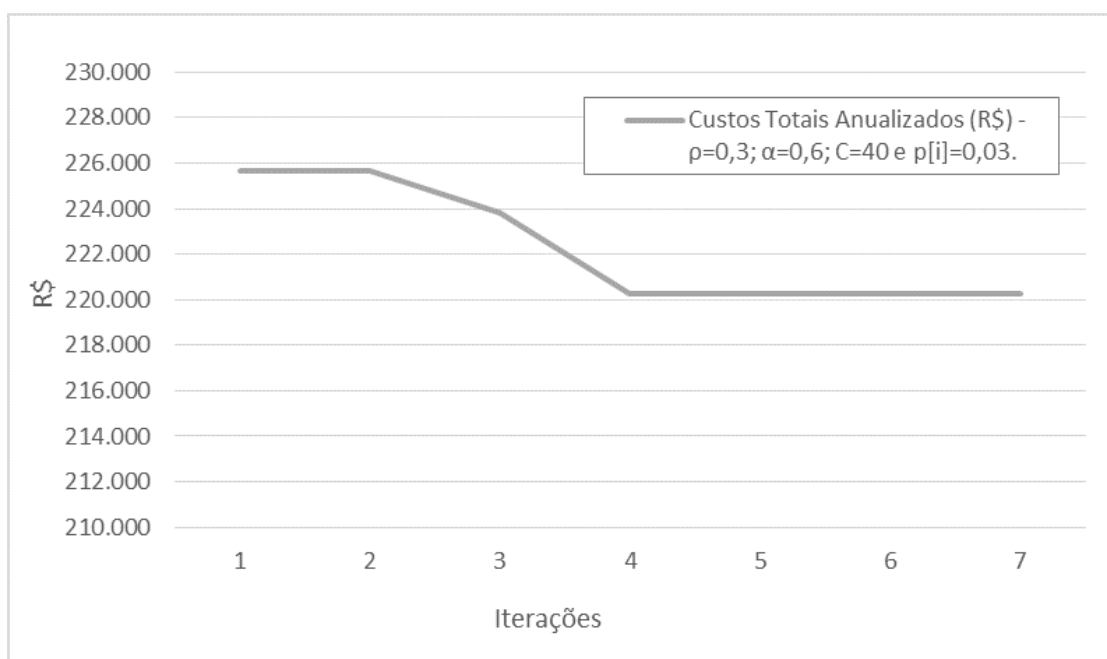


Figura 37 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 9.
 Fonte: Do autor.

Considerando os resultados obtidos até então, novas reduções na probabilidade inicial $p[i]$ foram testadas em conjunto com aumentos no número de amostras a cada iteração C . Nos casos de 9 a 12, com a probabilidade inicial em 0,03, foram feitos outros ajustes descritos na Tabela 4, Figura 37, Figura 38, Figura 39 e Figura 40. Especificamente para o caso 11, em que o número de amostras a cada iteração C é 50, obteve-se 14 iterações, um custo total de R\$ 215.049,49 e um tempo de pro-

cessamento de 2,84 horas. Este é melhor valor de custo obtido em todos os casos simulados.

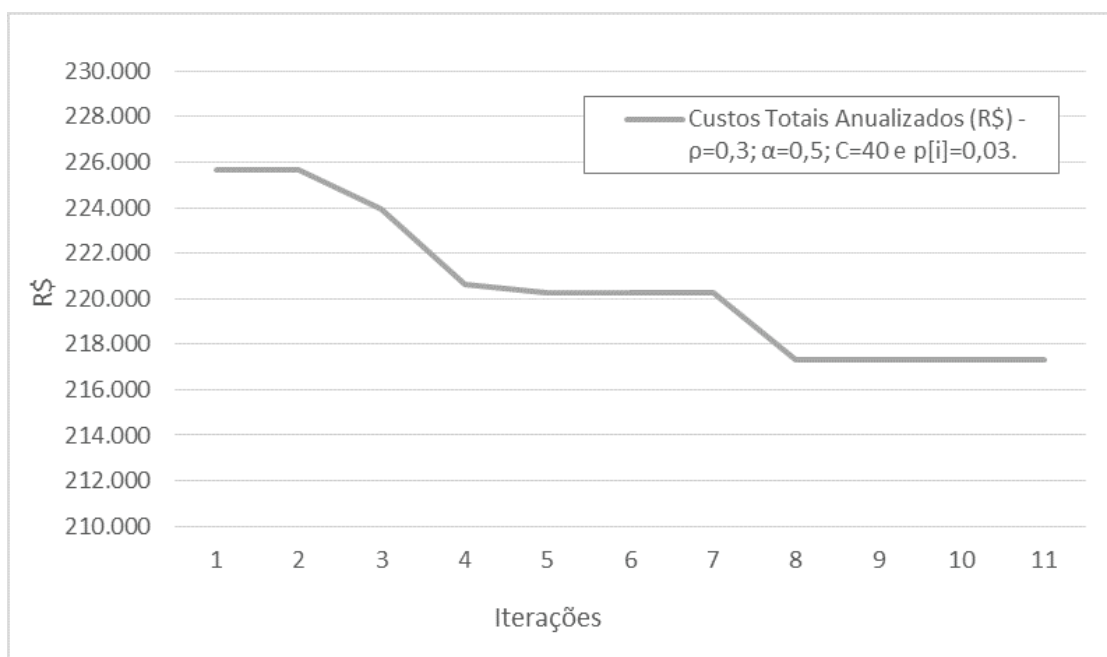


Figura 38 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 10.
Fonte: Do autor.

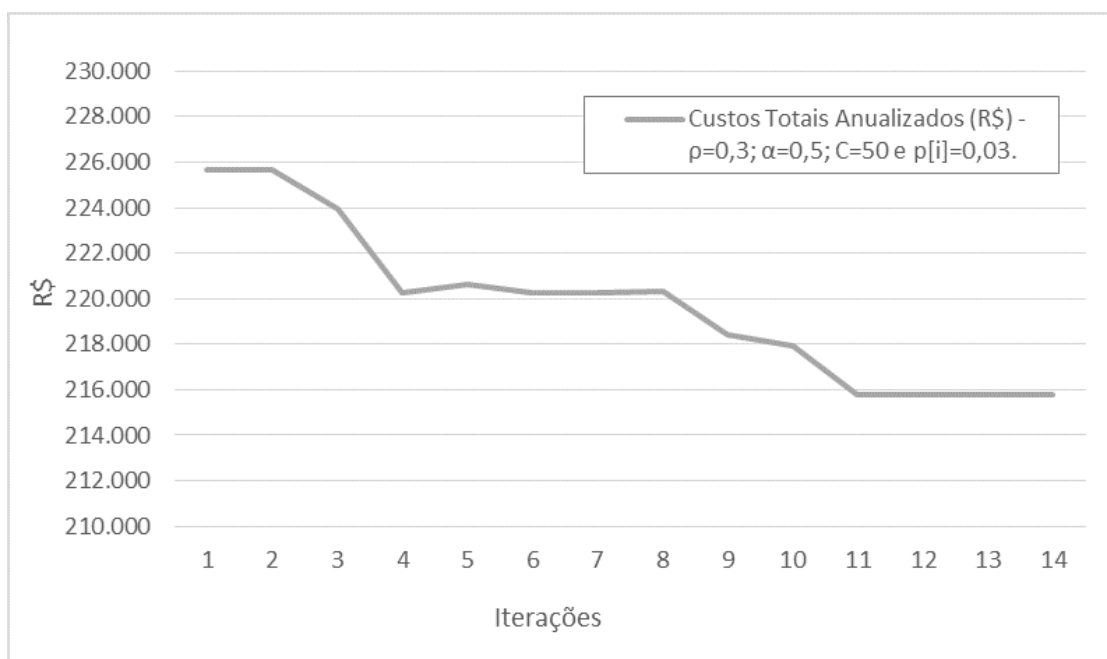


Figura 39 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 11.
Fonte: Do autor.

Nos gráficos da Figura 41, da Figura 42 e da Figura 43, observam-se os casos 13, 14 e 15, em que um novo ajuste na probabilidade inicial $p[i]$ foi feito diminuindo-o para 0,02. Mais uma vez a solução alcançada foi a alocação que resulta um um custo total de R\$ 217.335,59.

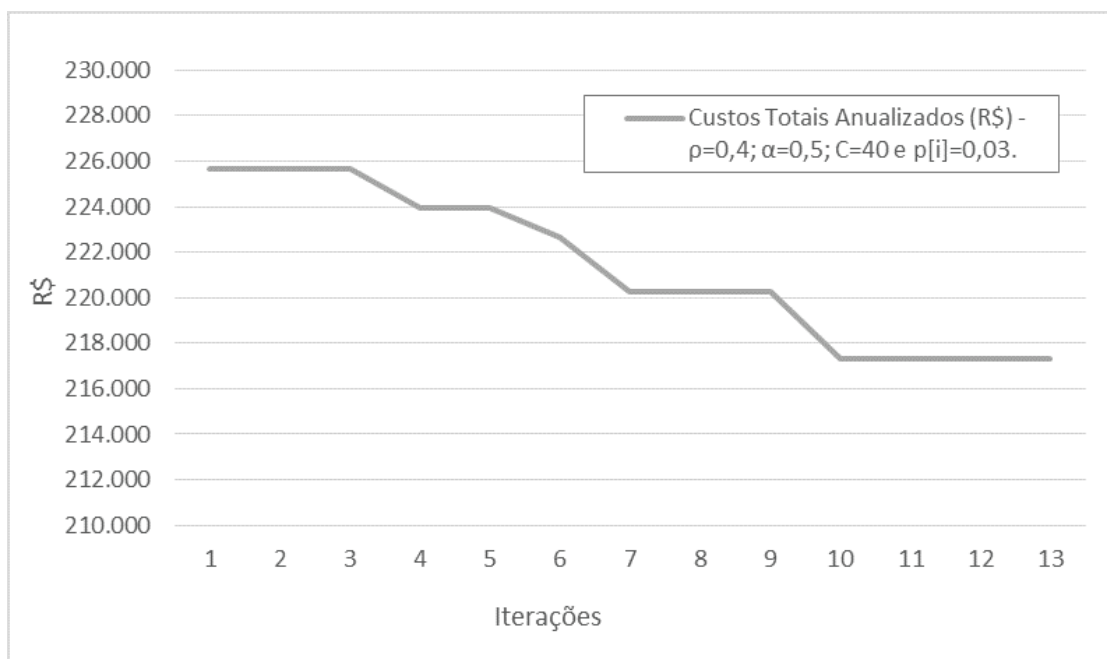


Figura 40 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 12.
 Fonte: Do autor.

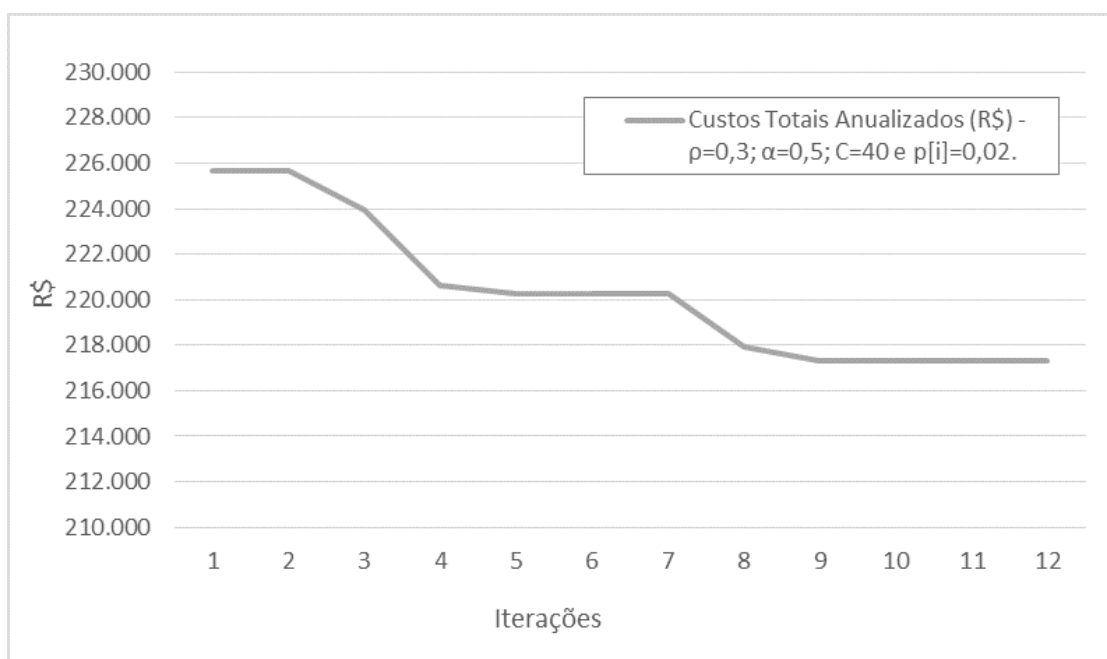


Figura 41 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 13.
 Fonte: Do autor.

Portanto, pode-se concluir que é possível chegar a uma solução de 215.049,49, com um custo computacional que demanda 2,84 horas para a solução do problema ou chegar a solução de 217.335,59 com tempo de processamento próximo à 1,5 horas.

A Tabela 5 apresenta de forma discriminada os custos presentes provenientes das penalidades geradas pelo não atendimento dos valores limite para DIC e DMIC e da receita que a concessionária de energia deixa de obter devido à ENS, para o

caso em que nenhum IPF é instalado e para o caso cuja alocação de IPFs resultou no menor custo total simulado.

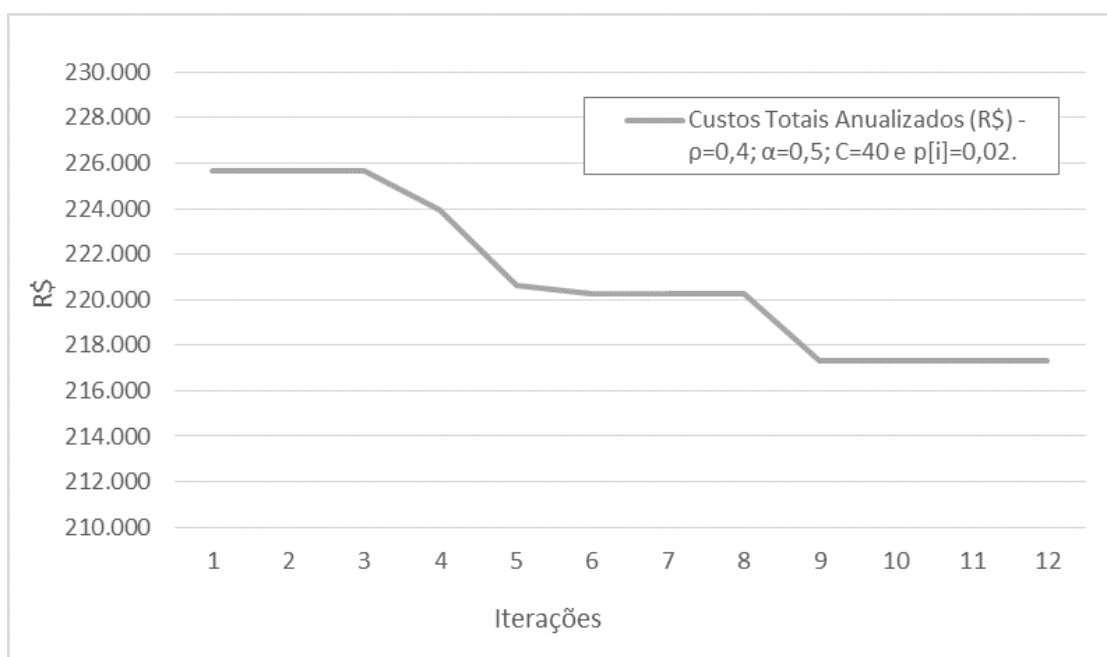


Figura 42 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 14.
Fonte: Do autor.

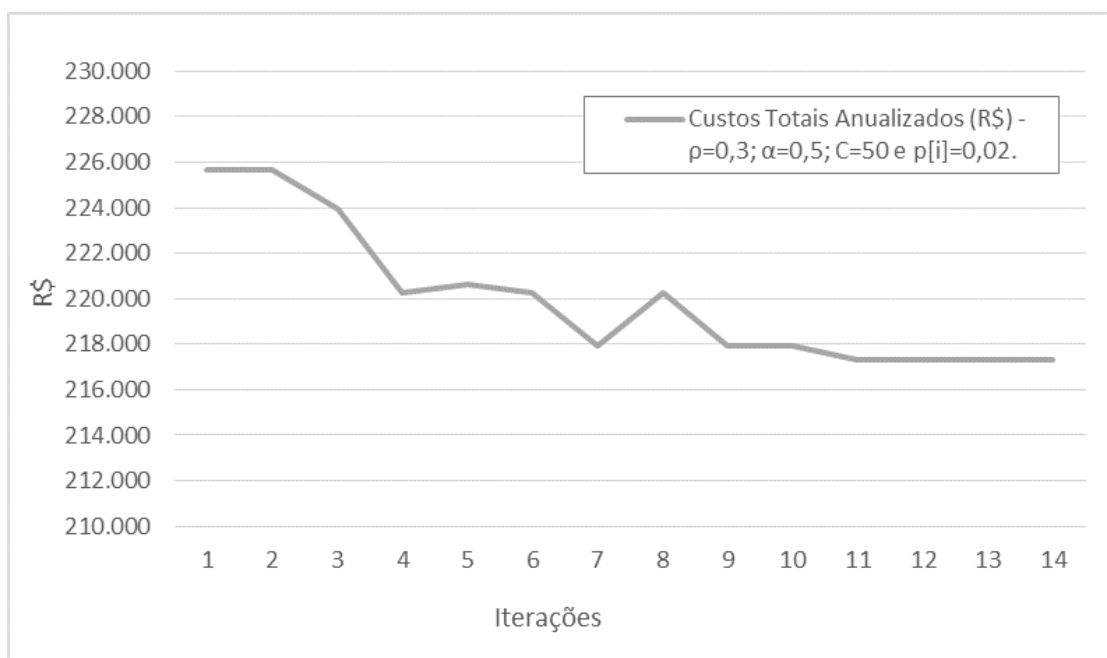


Figura 43 – Custos Totais Anualizados (R\$) - Caso 15.
Fonte: Do autor.

Tabela 5 – Custos com e sem IPFs.

	Custos Anualizados (R\$)	
	Caso sem IPFs	Caso com IPFs
C_{DIC}	180.048,24	164.579,38
C_{DMIC}	0,00	0,00
C_{ENS}	45.606,22	44.470,11
C_{eq}	0,00	6.000,00
Total	225.654,46	215.049,49

Fonte: Do autor.

4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos nas simulações realizadas de acordo com a metodologia proposta neste trabalho para a otimização da alocação de IPFs em redes de distribuição tendo em conta aspectos de confiabilidade do sistema.

Com o emprego dos indicadores de falta os custos totais anualizados advindos da interrupção no fornecimento de energia elétrica foram reduzidos de R\$ 225.654,46, no caso em que nenhum IPF é instalado, para R\$ 215.049,49, conforme apresentado na seção anterior.

A partir dos resultados e das discussões aqui expostas é possível observar os ganhos advindos da instalação dos IPFs e a aplicabilidade da metodologia para alocação dos mesmos. A metodologia desenvolvida para obter os tempos de deslocamento das equipes de manutenção se mostraram efetivos e o emprego do método de otimização baseado na entropia cruzada garantiu a análise de diferentes cenários de alocação dos IPFs de maneira eficiente.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Nessa dissertação foi apresentada uma metodologia para a otimização da alocação de IPFs em redes de distribuição, a qual combina simulação de Monte Carlo e o método de entropia cruzada, contemplando a análise dos tempos de deslocamento das equipes de manutenção.

O trabalho desenvolvido busca estimar a parcela do tempo perdida no deslocamento das equipes de manutenção para o reparo de componentes da rede de distribuição. Para tanto, um sistema de tráfego veicular foi reproduzido por meio da ferramenta computacional e dados de velocidades média nas pistas foram coletados. Os dados de velocidade permitiram a obtenção de funções de distribuição de probabilidade não paramétricas, por meio de funções de kernel, empregadas na obtenção dos tempos de indisponibilidade durante a simulação Monte Carlo.

Com a finalidade de verificar qual a melhor configuração de instalação de IPFs, dentro de um conjunto de possibilidades pré-determinado, o método de entropia cruzada foi empregado, de maneira que a ferramenta seja capaz de gerar resultados satisfatórios em tempo computacional reduzido.

Por fim, entende-se que os objetivos propostos foram alcançados. Verificou-se a viabilidade do desenvolvimento de uma modelagem do tempo de deslocamento para a busca pelo local de falta utilizado por equipes de manutenção em redes de distribuição; uma forma de integração do modelo desenvolvido com a estimação de indicadores de confiabilidade de redes de distribuição baseada em simulação de Monte Carlo sequencial; e desenvolveu-se um modelo para a otimização da alocação de IPFs o qual foi avaliado para diferentes cenários de alocação em uma rede teste.

5.1 TRABALHOS FUTUROS

Com a finalidade de aperfeiçoar a metodologia aqui proposta, os seguintes pontos são destacados como sugestões para trabalhos futuros:

1. Comparar a abordagem via método de entropia cruzada com outras classicamente utilizadas na alocação de equipamentos em redes de distribuição, como busca gulosa e algoritmos genéticos;
2. Estudar a aplicação de abordagem multi-objetivo para o problema;
3. Realizar simulações multidomínio (ou co-simulação) promovendo uma integração plena da simulação via método de Monte Carlo sequencial com a ferramenta SUMO;

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, M. C. de *et al.* Optimal placement of faulted circuit indicators in power distribution systems. **Electric Power Systems Research**, v. 81, n. 2, p. 699–706, 2011. ISSN 0378-7796. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2010.10.037>.

Disponível em:

<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779610002737>.

ANEEL. **Divulgação dos limites dos indicadores DIC, FIC, DMIC e DICRI**. [S.l.: s.n.], 2021. Disponível em:

<https://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/srd/indqual/default.cfm>.

ANEEL. **Regulação dos Serviços de Distribuição**. 2019. Disponível em:

<http://http://www.aneel.gov.br/regulacao-da-distribuicao>.

ANGERER, F. M. New developments in Faulted Circuit Indicators help utilities reduce cost and improve service. *In*: 2008 IEEE Rural Electric Power Conference. [S.l.: s.n.], abr. 2008. b4-b4–3. DOI: 10.1109/REPCON.2008.4520135.

ASGARPOOR, S.; MATHINE, M. J. Reliability evaluation of distribution systems with nonexponential down times. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 2, p. 579–584, mai. 1997. ISSN 1558-0679. DOI: 10.1109/59.589607.

BAILEY, Robert L. Individual Tree Growth Derived from Diameter Distribution Models. *Forest Science*, v. 26, p. 626–632, 4 1980.

BATISTA, João Luís Ferreira. Função Weibull como modelo para a distribuição de diâmetros de espécies arbóreas tropicais. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, University of São Paulo, 1989.

BERETTA, M. S. **Gestão de Congestionamentos e Veículos de Emergência Utilizando KNN em Semáforos Inteligentes. Trabalho de Conclusão de Curso**. [S.l.]: Centro Universitário Eurípides de Marília., dez. 2017.

BILLINTON, Roy; ALLAN, Ronald N. **Reliability Evaluation of Engineering Systems. Concepts and Techniques**. 2nd. New York: Springer Science+Business Media, LLC, 1992.

BILLINTON, Roy; ALLAN, Ronald N. **Reliability Evaluation of Power Systems**. 2nd. New York: Plenum Press, 1996.

BILLINTON, Roy; LI, Wenyuan. **Reliability Assessment of Electric Power Systems Using Monte Carlo Methods**. New York: Plenum Press, nov. 1994.

- BJERKAN, E. Efficient fault management using remote fault indicators. *In: CIRED 2009 - The 20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution - Part 2*. [S.l.: s.n.], 2009. P. 1–25. DOI: 10.1049/cp.2009.0891.
- BOLACELL, G. S.; VENTURINI, L. F.; DA ROSA, M. A. Distribution System Reliability Evaluation Considering Power Quality Effects. *In: 2018 IEEE International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS)*. [S.l.: s.n.], 2018. P. 1–6.
- BORDALO, U. A.; RODRIGUES, A. B.; DA SILVA, M. G. A new methodology for probabilistic short-circuit evaluation with applications in power quality analysis. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 21, n. 2, p. 474–479, 2006.
- BOTEV, Zdravko I. *et al.* Chapter 3 - The Cross-Entropy Method for Optimization. *In: RAO, C.R.; GOVINDARAJU, Venu (Ed.). Handbook of Statistics*. [S.l.: Elsevier, dez. 2013. v. 31. (Handbook of Statistics). P. 35–59.
- BROWN, R. E. **Electric Power Distribution Reliability**. [S.l.]: CRC Press, 2009.
- CARL, Pedro Henrique Coeli. Um Estudo sobre Indicadores de Falta e sua Representação na Análise de Confiabilidade de Redes de Distribuição - Trabalho de Conclusão de Curso. UFSC, fev. 2019.
- COHEN, A. Clifford. Maximum Likelihood Estimation in the Weibull Distribution Based On Complete and On Censored Samples. **Technometrics**, Taylor & Francis, v. 7, n. 4, p. 579–588, 1965. DOI: 10.1080/00401706.1965.10490300. eprint: <https://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/00401706.1965.10490300>. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.1965.10490300>.
- DE CASTRO, A. M. **Fluxo de Potência Probabilístico via Simulação Monte Carlo e Método da Entropia Cruzada. Dissertação de Mestrado**. 2017. Diss. (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
- DE MIGUEL, C. G.; DE RYBEL, T.; DRIESEN, J. Implementation of a digital directional Fault Passage Indicator. *In: IECON 2013 - 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. [S.l.: s.n.], nov. 2013. P. 2075–2080. DOI: 10.1109/IECON.2013.6699451.
- ELETROBRAS. **Importância da Energia Elétrica**. [S.l.: s.n.], 2020. Disponível em: <http://www.eletronbras.com/elb/natrilhadaenergia/energia-eletrica/main.asp?View=%7BB1E5C97A-39C6-49BE-9B34-9BC51ECC124F%7D>.
- ERNST, Damien *et al.* The cross-entropy method for power system combinatorial optimization problems. *In: 2007 IEEE Lausanne Power Tech*. [S.l.: s.n.], 2007. P. 1290–1295. DOI: 10.1109/PCT.2007.4538502.

EVANS, D. L.; DREW, J. H.; LEEMIS, L. M. The Distribution of the Kolmogorov-Smirnov, Cramervon Mises, and Anderson-Darling Test Statistics for Exponential Populations with Estimated Parameters. **Communications in Statistics - Simulation and Computation**, Taylor & Francis, v. 37, n. 7, p. 1396–1421, 2008. DOI: 10.1080/03610910801983160. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/03610910801983160>.

GOEL, L. Monte Carlo simulation-based reliability studies of a distribution test system. **Electric Power Systems Research**, v. 54, n. 1, p. 55–65, 2000. ISSN 0378-7796. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-7796\(99\)00066-8](https://doi.org/10.1016/S0378-7796(99)00066-8). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779699000668>.

GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, R. A. **Aplicações do Método da Entropia Cruzada na confiabilidade de Sistemas Elétricos de Potência. Tese de Doutorado**. 2012. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Itajubá.

HIRSHLEIFER, J. On the Theory of Optimal Investment Decision. **Journal of Political Economy**, v. 66, n. 4, p. 329–352, 1958.

HODGSON, S. The use GSM and web based SCADA for monitoring Fault Passage Indicators. *In: IEEE PES T D 2010*. [S.l.: s.n.], abr. 2010. P. 1–3. DOI: 10.1109/TDC.2010.5484360.

INESC P&D BRASIL. **Projeto F-LOCO**. 2018. Disponível em: <http://inescbrasil.org.br/projetos/projeto-f-loco/>. Acesso em: 25 ago. 2020.

JIANG, R.; MURTHY, D.N.P.; JI, P. Models involving two inverse Weibull distributions. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 73, n. 1, p. 73–81, 2001. ISSN 0951-8320. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(01\)00030-8](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(01)00030-8). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832001000308>.

KRAJZEWICZ, Daniel *et al.* Recent Development and Applications of SUMO - Simulation of Urban MObility. **International Journal On Advances in Systems and Measurements**, v. 5, n. 3 & 4, p. 128–138, dez. 2012. Disponível em: <http://elib.dlr.de/80483/>.

LEITE DA SILVA, A. M.; CASSULA, A. M. *et al.* Chronological Monte Carlo-Based Assessment of Distribution System Reliability. *In: 2006 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*. [S.l.: s.n.], jun. 2006. P. 1–7. DOI: 10.1109/PMAPS.2006.360423.

LEITE DA SILVA, A. M.; DE CASTRO, A. M. Risk Assessment in Probabilistic Load Flow via Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Method. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 34, n. 2, p. 1193–1202, 2019. DOI: 10.1109/TPWRS.2018.2869769.

LOPEZ, Pablo Alvarez *et al.* Microscopic Traffic Simulation using SUMO. *In: THE 21st IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems.* [S.l.]: IEEE, 2018. Disponível em: <https://elib.dlr.de/124092/>.

MACHADO, A. N. **Metodologia de avaliação da confiabilidade de plantas de geração de energia - Tese de Doutorado.** [S.l.]: Universidade de São Paulo, 2013.

MATHWORKS. **Kernel Distribution.** Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/stats/kernel-distribution.html>. (accessed: 26.10.2020).

MRSIC, P. *et al.* Minimization of Power Interruption Time in MV Distribution Networks with Fault Locators Based on Optimal Placement of Fault Passage Indicators. *In: 2018 International Symposium on Industrial Electronics (INDEL).* [S.l.: s.n.], nov. 2018. P. 1–7. DOI: 10.1109/INDEL.2018.8637620.

NASSIF, A. *et al.* A negative-sequence based method for fault passage identification. *In: 2016 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC).* [S.l.: s.n.], out. 2016. P. 1–6. DOI: 10.1109/EPEC.2016.7771785.

PARZEN, Emanuel. On Estimation of a Probability Density Function and Mode. **Ann. Math. Statist.**, The Institute of Mathematical Statistics, v. 33, n. 3, p. 1065–1076, set. 1962. DOI: 10.1214/aoms/1177704472. Disponível em: <https://doi.org/10.1214/aoms/1177704472>.

PENG WANG; BILLINTON, R.; GOEL, L. Probability distribution evaluation of distribution system reliability indices using a time sequential simulation technique. *In: 2000 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Conference Proceedings. Navigating to a New Era (Cat. No.00TH8492).* [S.l.: s.n.], mai. 2000. 760–764 vol.2. DOI: 10.1109/CCECE.2000.849567.

PEREIRA, M. L. Restabelecimento de Redes de Distribuição sob Condição de Falta Permanente Através de Sistema Próprio de Sinalização. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Itajubá, 2018.

PRODIST - ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional PRODIST, Módulo 8 Qualidade de Energia Elétrica.** 2019. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/modulo-8>.

RUBINSTEIN, R. Y. Optimization of computer simulation models with rare events. **European Journal of Operational Research**, v. 99, n. 1, p. 89–112, 1997. ISSN 0377-2217. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(96\)00385-2](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(96)00385-2). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221796003852>.

RUBINSTEIN, Reuven Y.; KROESE, Dirk P. **Simulation and the Monte Carlo Method**. 2nd. [S.l.]: JOHN WILEY & SONS, INC., 2007. (Wiley Series in Probability and Statistics).

SANTOS, E. P. **Estratégias de Análise em Regime Permanente para Avaliação de Confiabilidade Composta de Sistemas de Energia Elétrica. Tese de Doutorado**. 2019. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Santa Catarina.

SAU, R. F. G. **Alocação Otimizada de Indicadores de Falta em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Considerando a Presença de Geradores Distribuídos**. [S.l.]: UNICAMP, 2016.

SILVERMAN, B. W. **Density Estimation for Statistics and Data Analysis**. London: Monographs on Statistics e Applied Probability, 1986.

SOUZA, D. M. B. S. Abordagem baseada em lógica fuzzy para alocação de indicadores de faltas em sistemas de distribuição de energia elétrica. Dissertação de Mestrado. Escola de Engenharia de São Carlos - USP, 2009.

URTADO, E. S. *et al.* Aplicação do Método do Valor Presente Líquido (VPL) na Análise da Viabilidade Econômica de Projetos na Indústria Metal Mecânica: Um Estudo de Caso. **XIII Encontro Latino Americano de Iniciação Científica e IX Encontro Latino Americano de Pós-Graduação Universidade do Vale do Paraíba**, 2011.

USIDA, W. F. Sistema Inteligente para Alocação Eficiente de Dispositivos Indicadores de Falta em Alimentadores de Distribuição. Tese de Doutorado. Escola de Engenharia de São Carlos - USP, 2011.

USIDA, W. F. *et al.* Efficient Placement of Fault Indicators in an Actual Distribution System Using Evolutionary Computing. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 27, n. 4, p. 1841–1849, nov. 2012. ISSN 1558-0679. DOI: 10.1109/TPWRS.2012.2190625.

VENTURINI, L. F. **Análise Probabilística de Sistemas de Distribuição a partir da Resposta de Sistemas de Proteção a Curtos-circuitos. Dissertação de Mestrado**. [S.l.]: Universidade Federal de Santa Catarina, 2018.

VIDYASAGAR, E.; PRASAD, P. V. N.; FATIMA, Ather. Reliability Improvement of a Radial Feeder Using Multiple Fault Passage Indicators. Energy Procedia, 2012.

WANDERLEY, M. F. B. **Estudos em Estimacão de Densidade por Kernel: Métodos de Seleção de Características e Estimacão do Parâmetro Suavizador. Tese de Doutorado**. [S.l.]: Universidade Federal de Minas Gerais., 2013.

- WANDERLEY, M. F. B. *et al.* A maximum margin-based kernel width estimator and its application to the response to neoadjuvant chemotherapy. **Revista Brasileira de Engenharia Biomédica**, scielo, v. 30, p. 17–26, mar. 2014. ISSN 1517-3151. Disponível em: <https://doi.org/10.4322/rbeb.2014.007>.
- WITHANAWASAM, J.; KARUNANANDA, A. Multi-agent based road traffic control optimization. *In: 2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. [S.l.: s.n.], out. 2017. P. 977–981. DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317896.
- YAN OU; GOEL, L. Subtransmission system reliability worth assessment using the Monte Carlo simulation method. *In: IEEE Power Engineering Society. 1999 Winter Meeting (Cat. No.99CH36233)*. [S.l.: s.n.], jan. 1999. 1171–1176 vol.2. DOI: 10.1109/PESW.1999.747374.
- YAN OU; GOEL, L. Using Monte Carlo simulation for overall distribution system reliability worth assessment. **IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution**, v. 146, n. 5, p. 535–540, set. 1999. ISSN 1350-2360. DOI: 10.1049/ip-gtd:19990542.
- YANG, Z. *et al.* Networking technology of fault indication system based on ZigBee. *In: 2014 IEEE PES General Meeting | Conference Exposition*. [S.l.: s.n.], jul. 2014. P. 1–5. DOI: 10.1109/PESGM.2014.6939433.
- ZELJKOVI, . *et al.* Performance Assessment of Fault Locators and Fault Passage Indicators in Distribution Networks by the Non-Sequential Monte Carlo Simulation. *In: 2018 International Symposium on Industrial Electronics (INDEL)*. [S.l.: s.n.], nov. 2018. P. 1–7. DOI: 10.1109/INDEL.2018.8637638.

Anexos

ANEXO A – REDE DE 16 NÓS UFSC

A rede teste de 16 nós UFSC foi desenvolvida para fins acadêmicos, possuindo as características geométricas descritas na Figura 44 e as características referentes aos parâmetros elétricos e relacionados a estudos de confiabilidade descritos nas tabelas apresentadas a seguir.

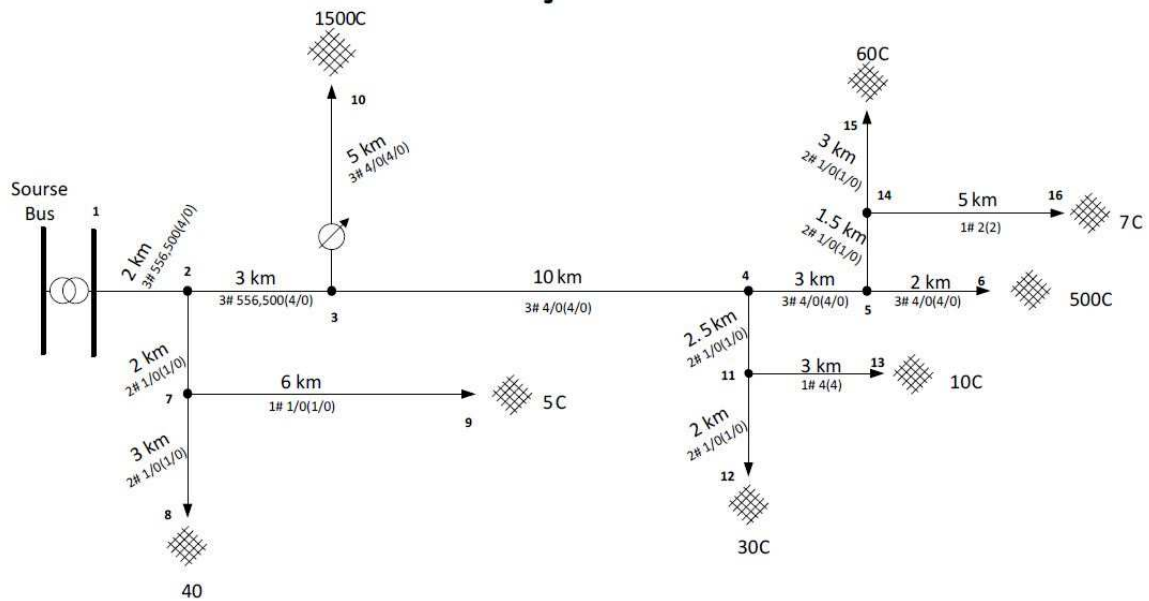


Figura 44 – Rede de 16 nós UFSC.

Fonte: Do autor. Adaptado de (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

O sistema UFSC 16 nós é alimentado por um transformador de 115 / 24,9 kV, conexão $\Delta / Y_{aterrado}$, conectado entre o barramento da subestação e o primeiro nó, conforme os dados da Tabela 6.

Tabela 6 – Dados do transformador da subestação.

kVA	kV (AT)	kV (BT)	R (%)	X (%)
5000	115 (Δ)	24,9 ($Y_{aterrado}$)	1	8

Fonte: Do autor. Adaptado de (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

O sistema está desequilibrado e todas as cargas estão conectadas em estrela ou delta. Dois centros de carga principais podem ser notados: no nó 6 há uma pequena cidade com 500 consumidores e no nó 10 há uma cidade com 1500 consumidores, conforme Tabela 7.

Tabela 7 – Cargas

Número de Consumidores					Cargas					
Nó	Fase A	Fase B	Fase C	Modelo	Fase A		Fase B		Fase C	
					<i>kW</i>	<i>kvar</i>	<i>kW</i>	<i>kvar</i>	<i>kW</i>	<i>kvar</i>
6	107	209	184	<i>Y – PQ</i>	80	30	105	75	90	54,5
8	0	40	0	<i>D – Z</i>	0	0	10	5,8	0	0
9	0	0	5	<i>Y – I</i>	0	0	0	0	2,5	1,45
10	550	475	475	<i>D – PQ</i>	275	174,5	237	130	230	120
12	7	23	0	<i>Y – Z</i>	5	2	0	0	10	6
13	10	0	0	<i>Y – Z</i>	5	3	0	0	0	0
15	0	32	28	<i>Y – I</i>	0	0	20	13	9,5	4,6
16	0	7	0	<i>Y – PQ</i>	0	0	3,5	2	0	0

Fonte: Do autor. Adaptado de (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

Devido à carga do nó 10, um regulador de tensão trifásico é implementado entre o ramal 3-10, conforme Tabela 8.

Tabela 8 – Dados dos reguladores de tensão.

Barra	Resistência (<i>pu</i>)	Reatância (<i>pu</i>)	a_r (<i>pu</i>)	Potência (<i>kVA</i>)
3R Fase 1	0,4 %	1%	1:1,03125	6666,66
Fase 2	0,4 %	1%	1:1,05625	6666,66
Fase 3	0,4 %	1%	1:1,04375	6666,66

Fonte: Do autor. Adaptado de (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

Dois bancos de capacitores são encontrados no sistema: um próximo ao final do alimentador principal; e outro no maior ponto de carga, conforme Tabela 9.

Tabela 9 – Dados dos capacitores.

Nó	Fase A (<i>kvar</i>)	Fase B (<i>kvar</i>)	Fase C (<i>kvar</i>)
5	42	42	42
10	98	98	98

Fonte: Do autor. Adaptado de (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

A Tabela 10 apresenta os dados referentes ao modelo de transmissão equivalente.

Tabela 10 – Modelo de sistema de transmissão equivalente.

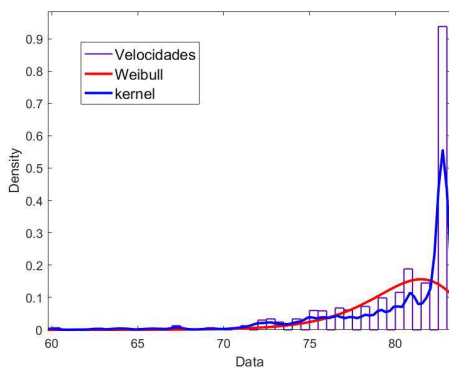
V_{fonte} (pu)	Z_+ (Ω)	Z_0 (Ω)
1,00	$0,7673 + j 4,7852$	$0,3474 + j 8,5180$

Fonte: Do autor. Adaptado de (BOLACELL; VENTURINI; DA ROSA, 2018).

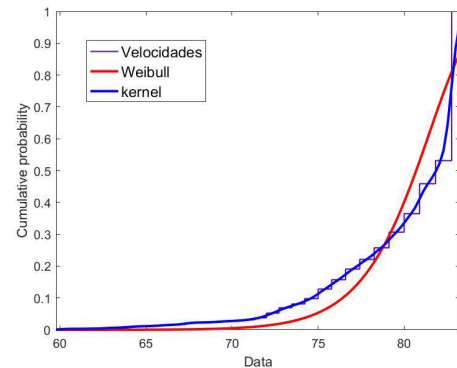
As taxas de falhas permanentes são de 1 *falha/km/ano* e as taxas de reparo são 4 *h/falha*, para todos os ramos do sistema, independente de pertencer ao tronco principal ou aos ramos laterais.

ANEXO B – FUNÇÕES DE DENSIDADE E DE PROBABILIDADE ACUMULADA

Apresenta-se a seguir os gráficos com as funções de densidade de probabilidade e as funções de probabilidade acumulada, gerados a partir dos dados de velocidade extraídos do SUMO. Os gráficos de 45 a 59 ilustram os dados coletados no cenário de tráfego leve, os gráficos de 60 a 74 mostram os dados do cenário médio e os gráficos de 75 a 89 apresentam os dados do cenário pesado.

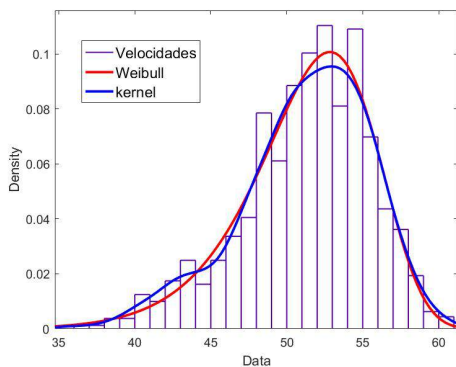


(a) Funções de densidade de probabilidade.

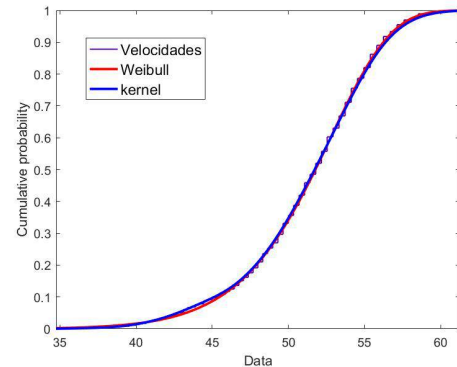


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 45 – Cenário 1 - Rua 1.

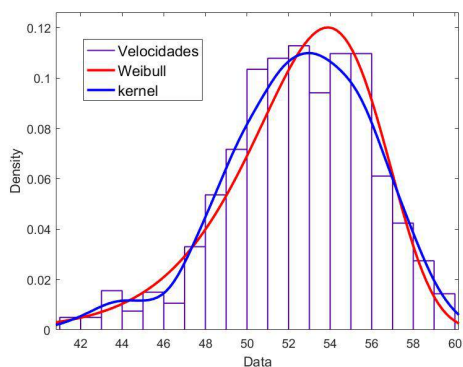


(a) Funções de densidade de probabilidade.

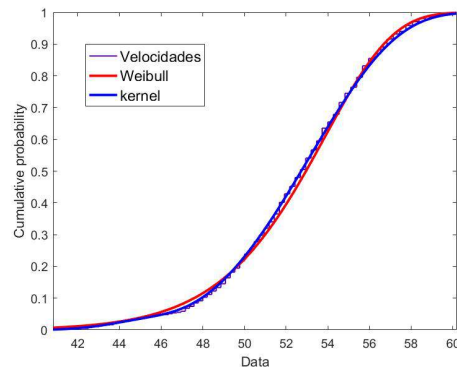


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 46 – Cenário 1 - Rua 2.

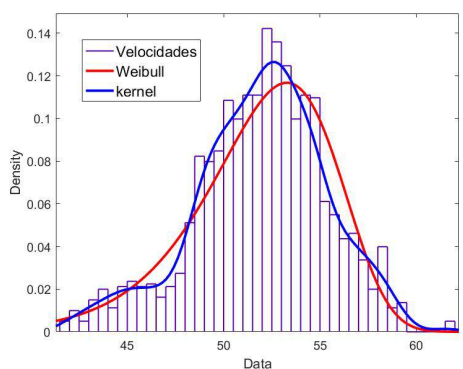


(a) Funções de densidade de probabilidade.

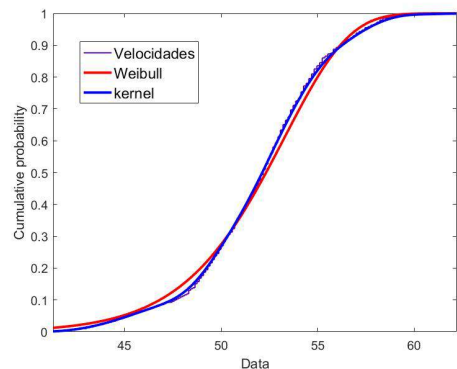


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 47 – Cenário 1 - Rua 3.

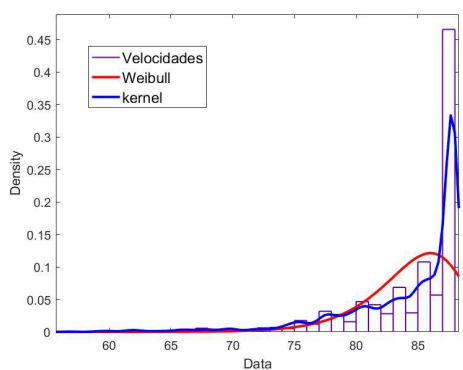


(a) Funções de densidade de probabilidade.

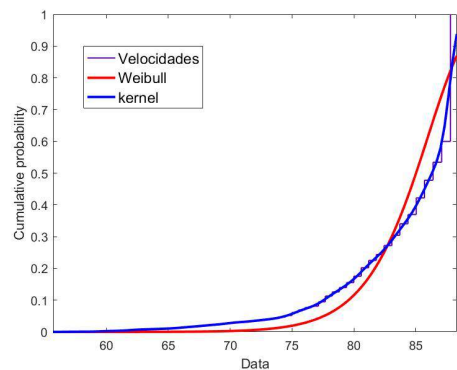


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 48 – Cenário 1 - Rua 4.

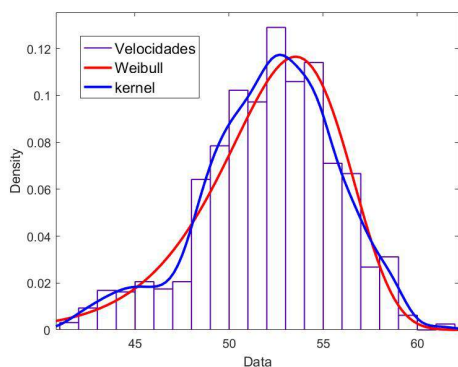


(a) Funções de densidade de probabilidade.

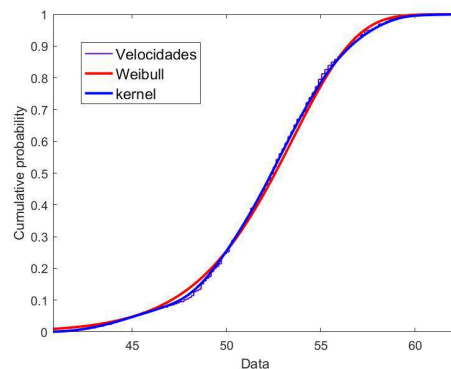


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 49 – Cenário 1 - Rua 5.

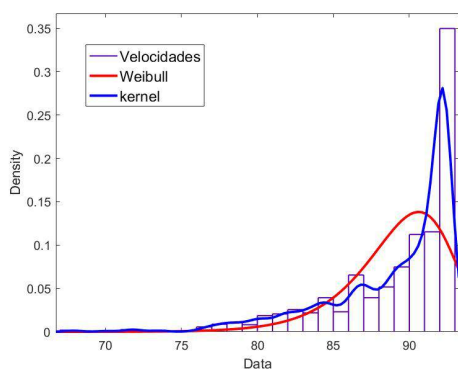


(a) Funções de densidade de probabilidade.

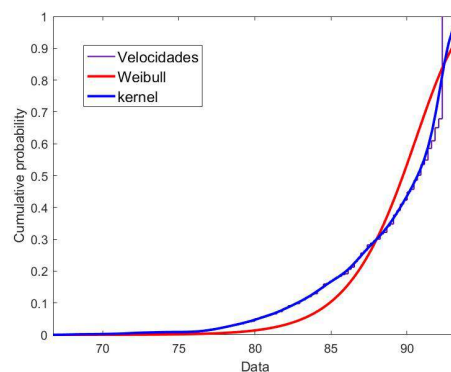


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 50 – Cenário 1 - Rua 6.

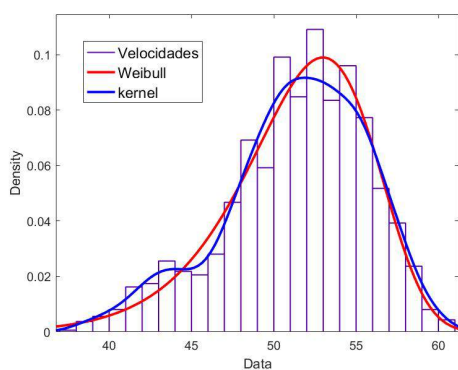


(a) Funções de densidade de probabilidade.

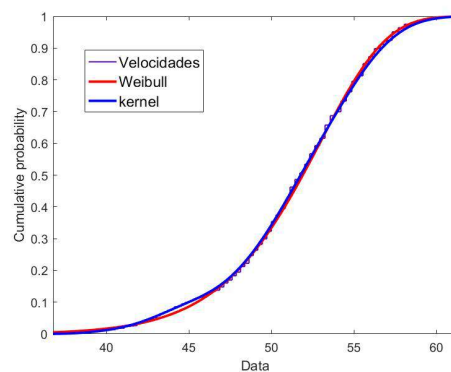


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 51 – Cenário 1 - Rua 7.

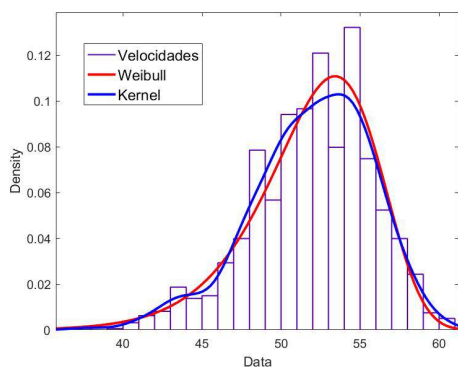


(a) Funções de densidade de probabilidade.

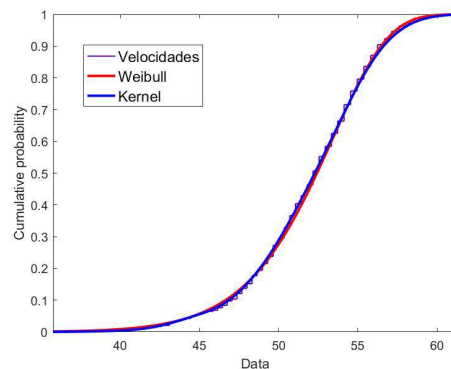


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 52 – Cenário 1 - Rua 8.

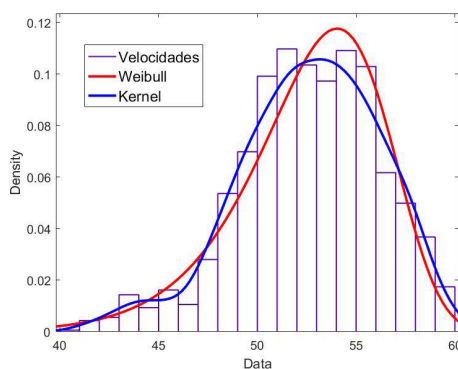


(a) Funções de densidade de probabilidade.

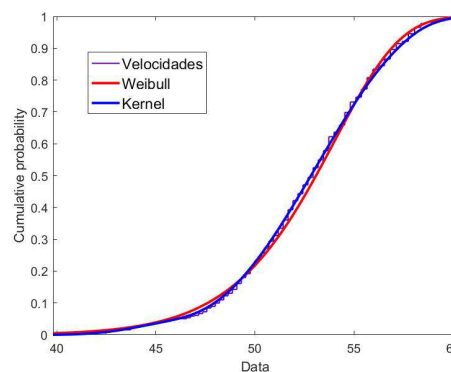


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 53 – Cenário 1 - Rua 9.

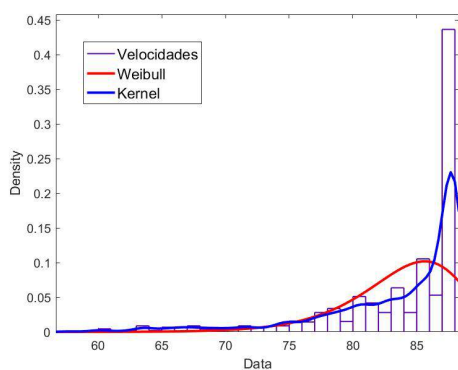


(a) Funções de densidade de probabilidade.

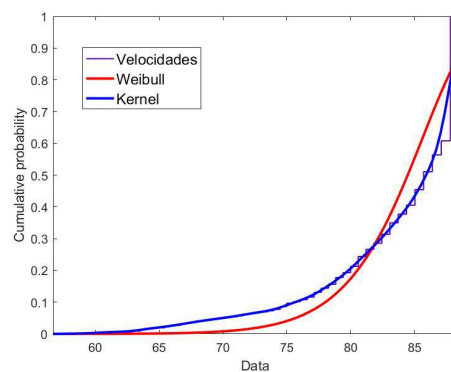


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 54 – Cenário 1 - Rua 10.

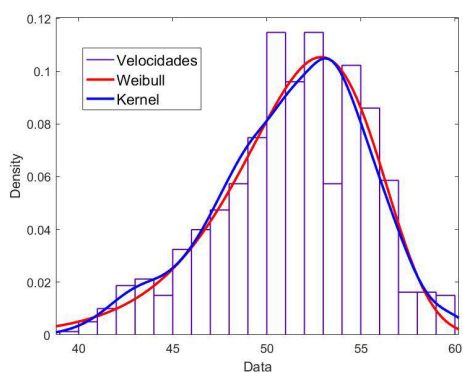


(a) Funções de densidade de probabilidade.

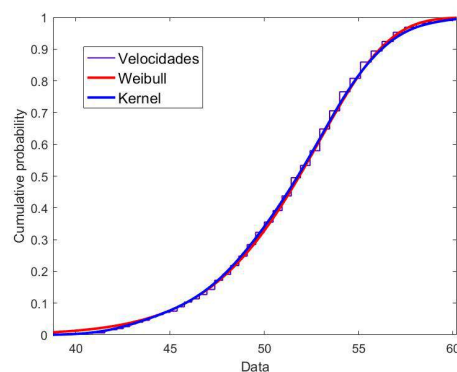


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 55 – Cenário 1 - Rua 11.

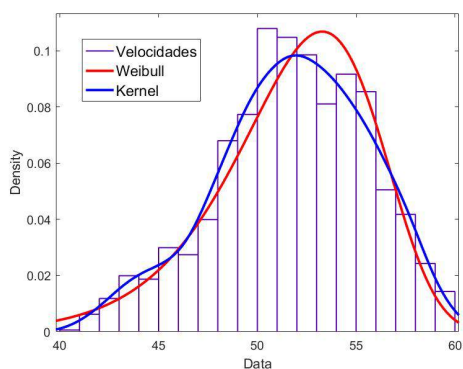


(a) Funções de densidade de probabilidade.

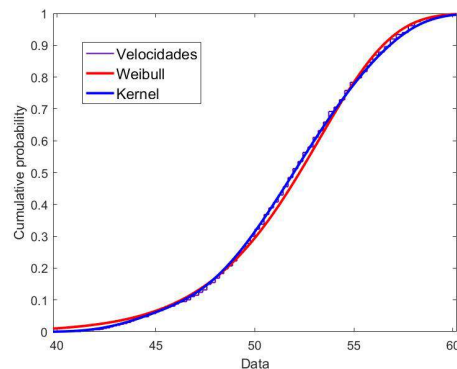


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 56 – Cenário 1 - Rua 12.

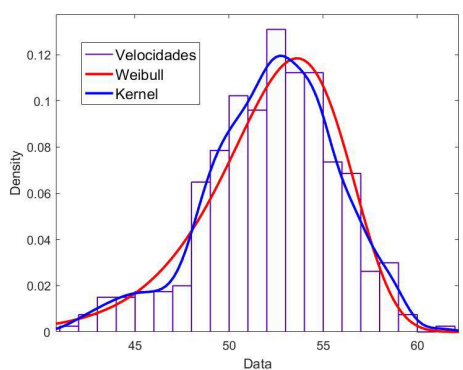


(a) Funções de densidade de probabilidade.

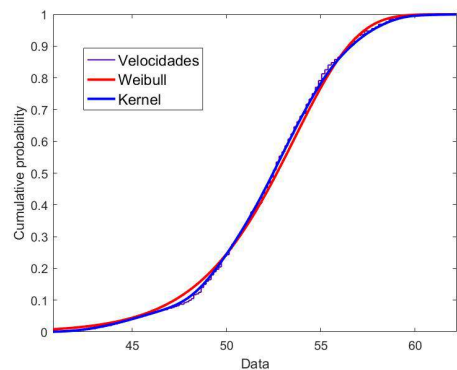


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 57 – Cenário 1 - Rua 13.

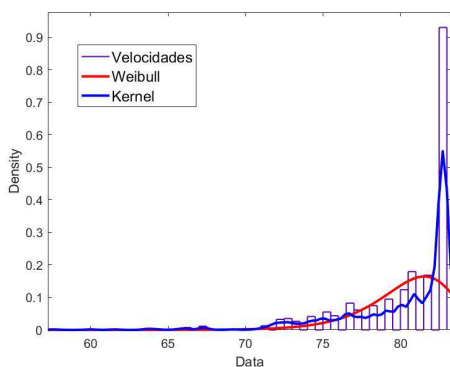


(a) Funções de densidade de probabilidade.

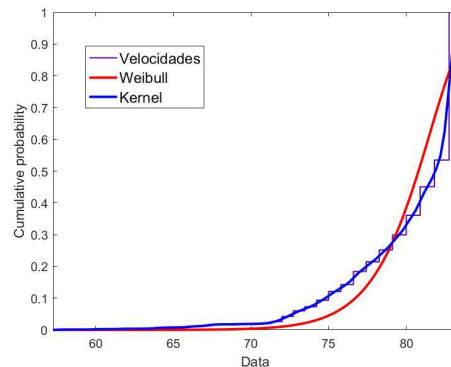


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 58 – Cenário 1 - Rua 14.

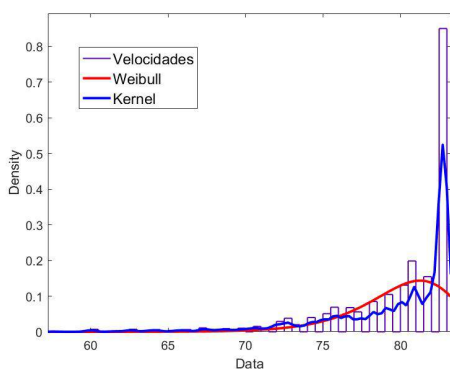


(a) Funções de densidade de probabilidade.

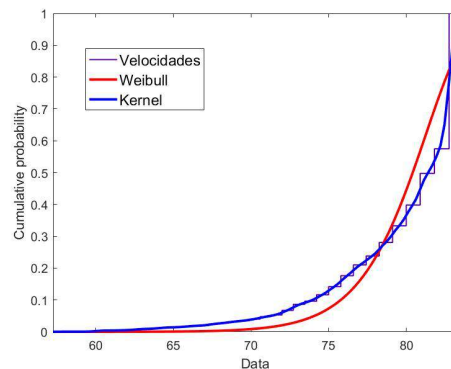


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 59 – Cenário 1 - Rua 15.

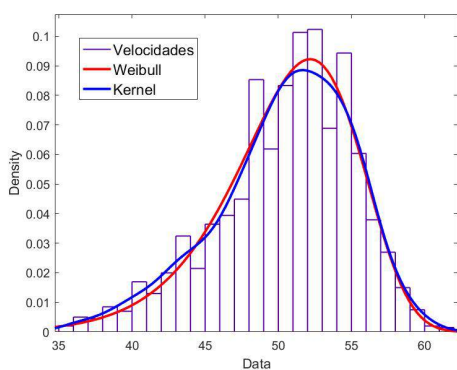


(a) Funções de densidade de probabilidade.

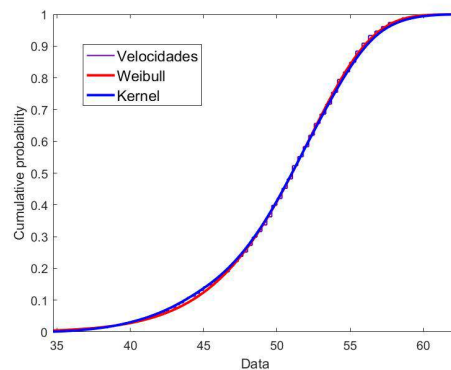


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 60 – Cenário 2 - Rua 1.

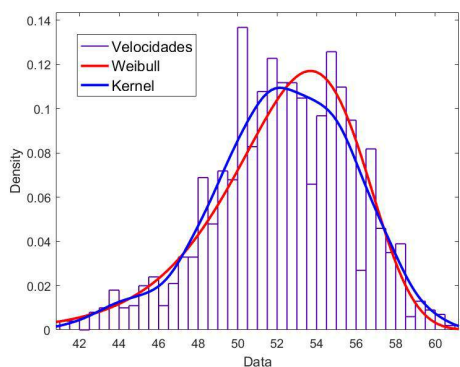


(a) Funções de densidade de probabilidade.

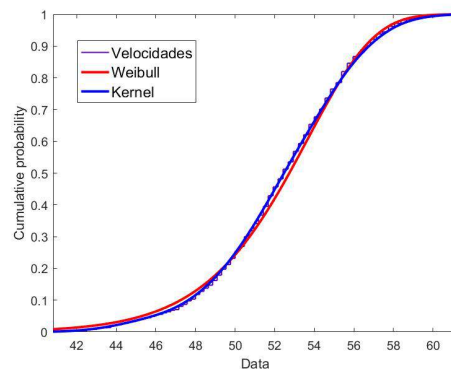


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 61 – Cenário 2 - Rua 2.

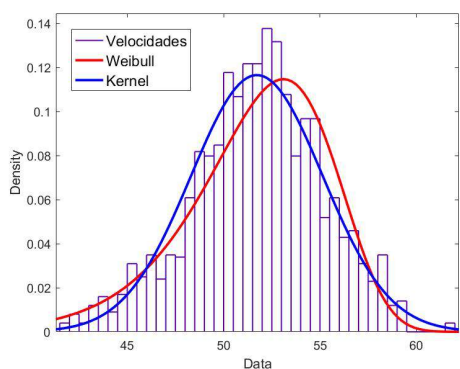


(a) Funções de densidade de probabilidade.

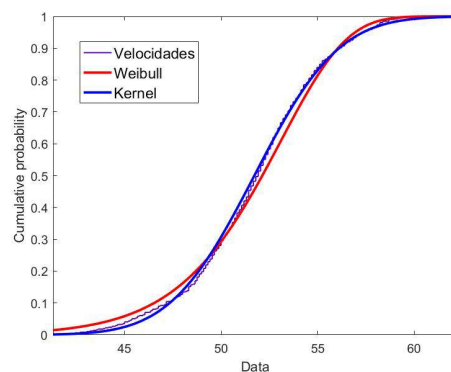


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 62 – Cenário 2 - Rua 3.

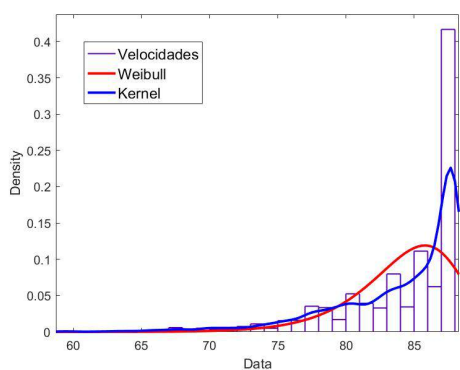


(a) Funções de densidade de probabilidade.

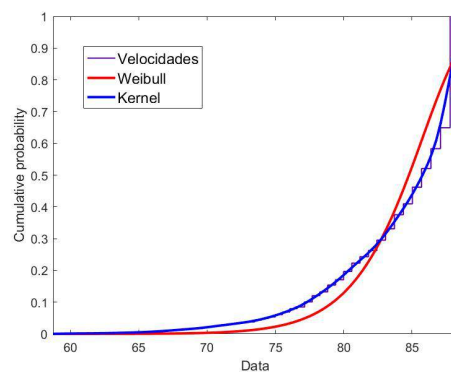


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 63 – Cenário 2 - Rua 4.

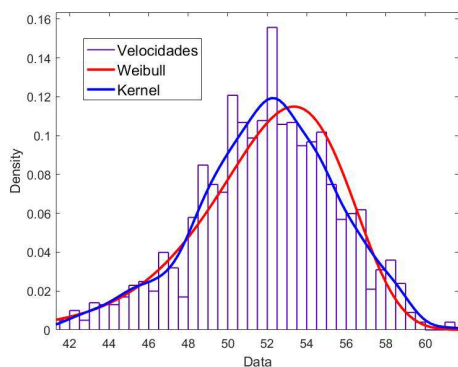


(a) Funções de densidade de probabilidade.

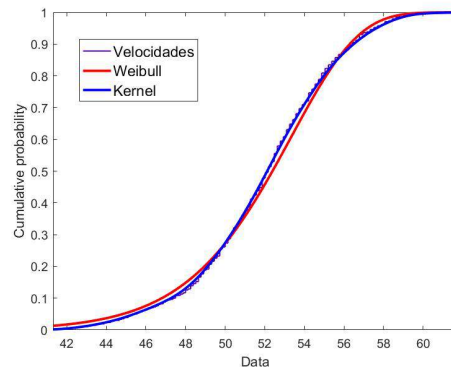


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 64 – Cenário 2 - Rua 5.

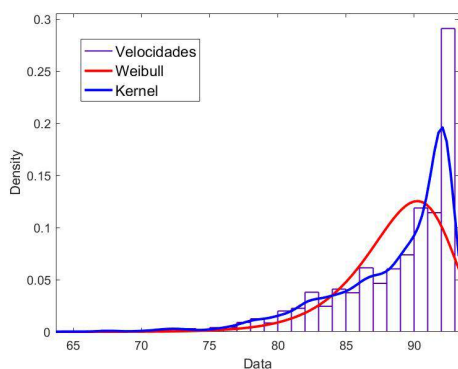


(a) Funções de densidade de probabilidade.

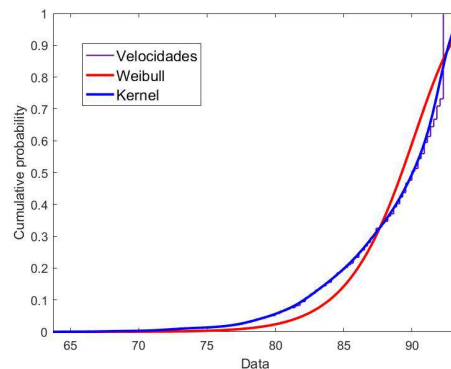


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 65 – Cenário 2 - Rua 6.

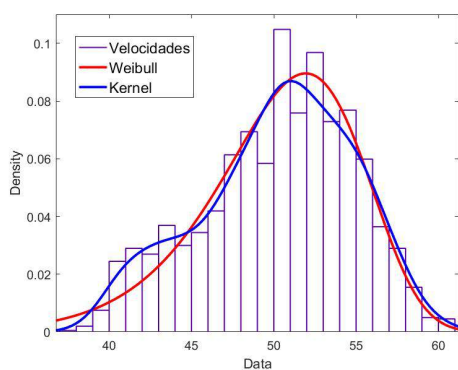


(a) Funções de densidade de probabilidade.

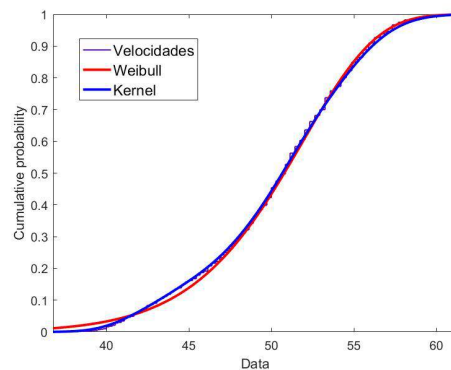


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 66 – Cenário 2 - Rua 7.

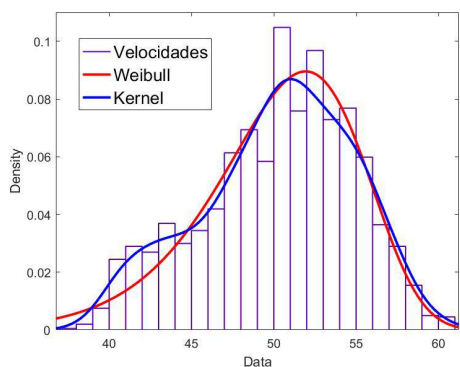


(a) Funções de densidade de probabilidade.

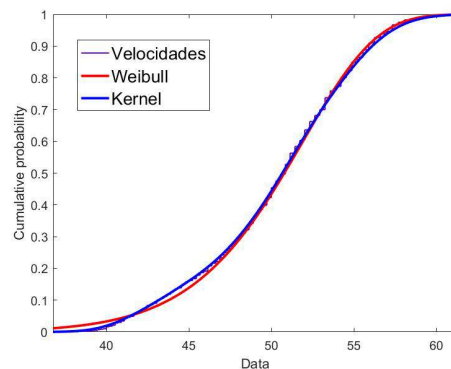


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 67 – Cenário 2 - Rua 8.

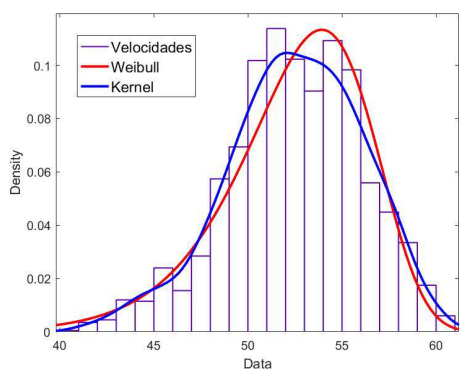


(a) Funções de densidade de probabilidade.

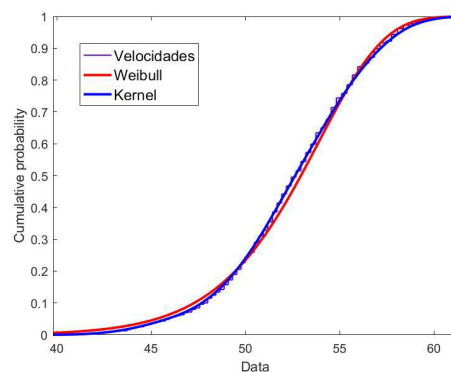


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 68 – Cenário 2 - Rua 9.

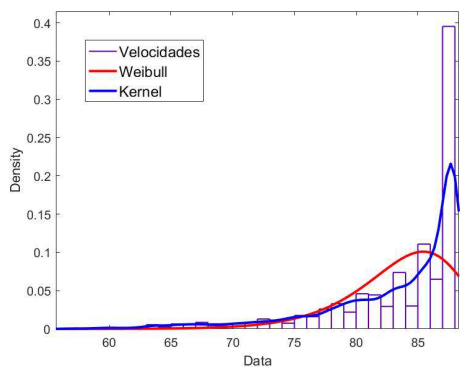


(a) Funções de densidade de probabilidade.

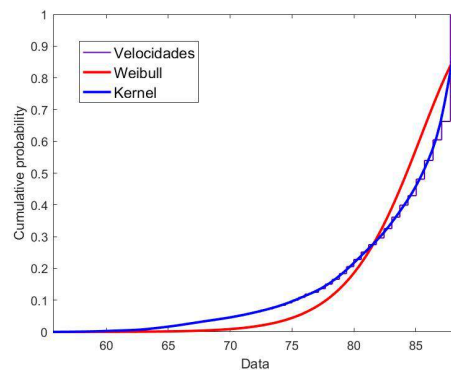


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 69 – Cenário 2 - Rua 10.

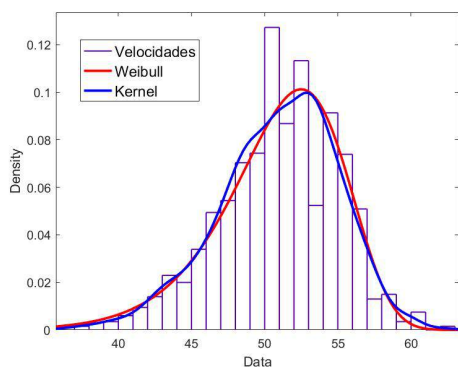


(a) Funções de densidade de probabilidade.

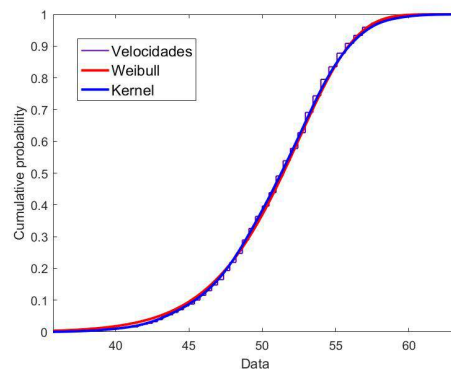


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 70 – Cenário 2 - Rua 11.

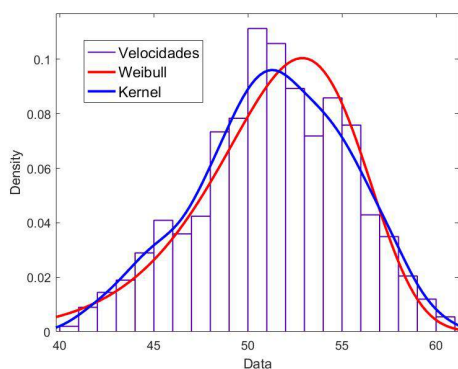


(a) Funções de densidade de probabilidade.

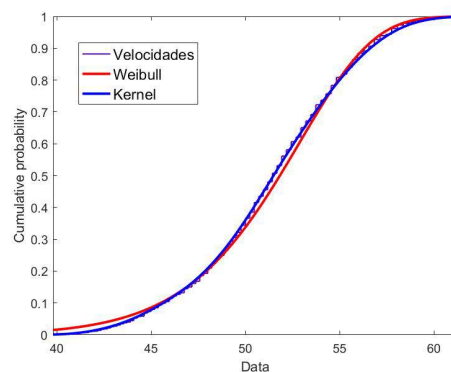


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 71 – Cenário 2 - Rua 12.

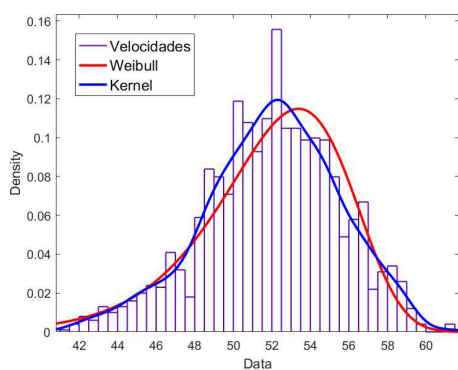


(a) Funções de densidade de probabilidade.

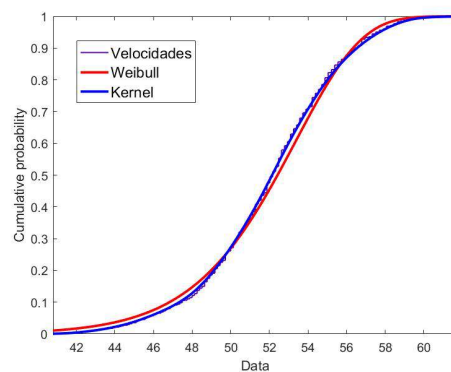


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 72 – Cenário 2 - Rua 13.

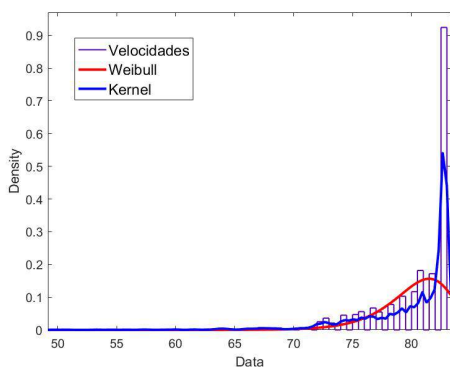


(a) Funções de densidade de probabilidade.

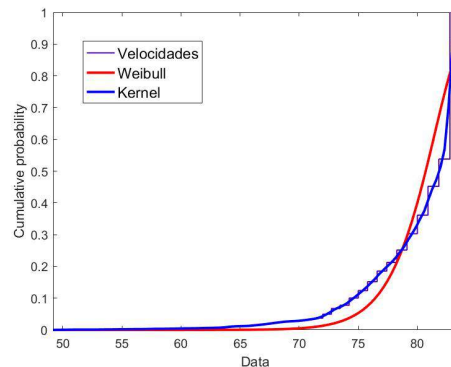


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 73 – Cenário 2 - Rua 14.

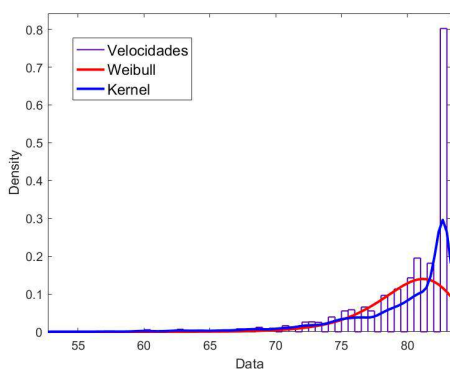


(a) Funções de densidade de probabilidade.

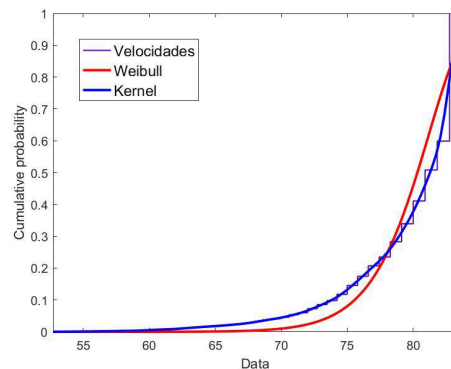


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 74 – Cenário 2 - Rua 15.

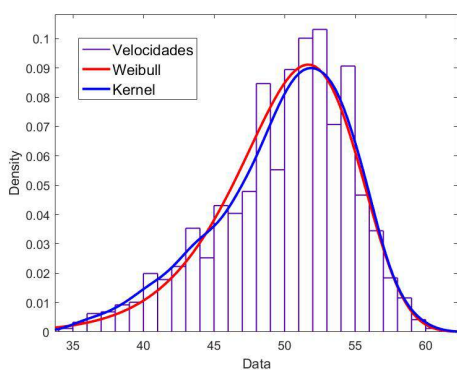


(a) Funções de densidade de probabilidade.

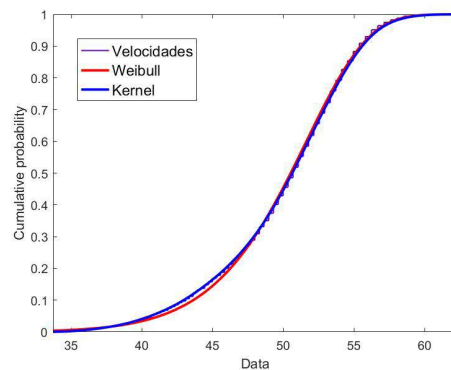


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 75 – Cenário 3 - Rua 1.

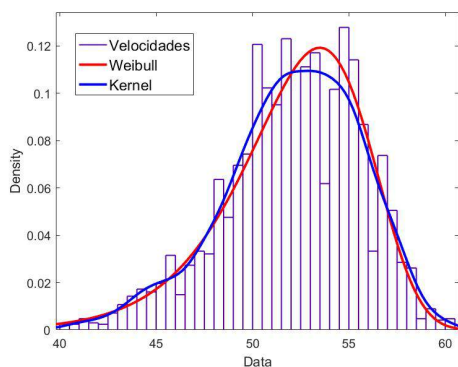


(a) Funções de densidade de probabilidade.

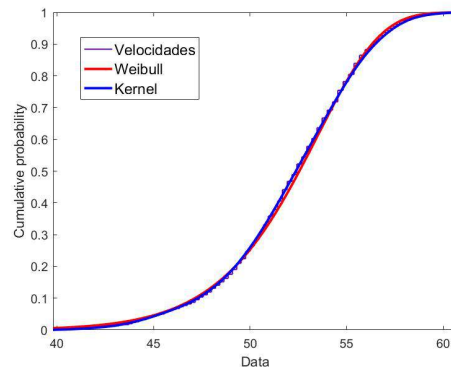


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 76 – Cenário 3 - Rua 2.

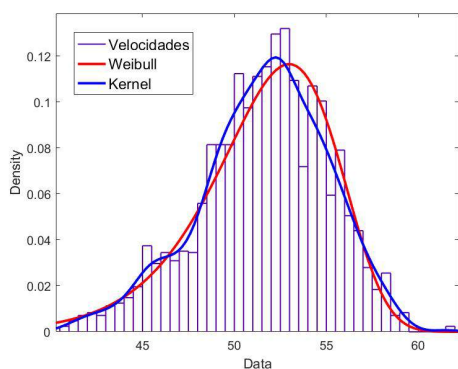


(a) Funções de densidade de probabilidade.

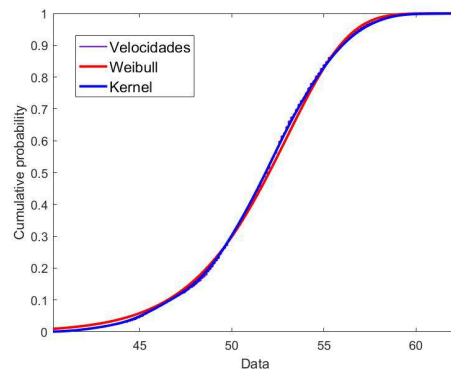


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 77 – Cenário 3 - Rua 3.

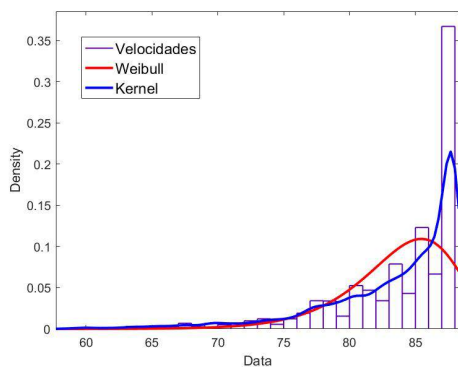


(a) Funções de densidade de probabilidade.

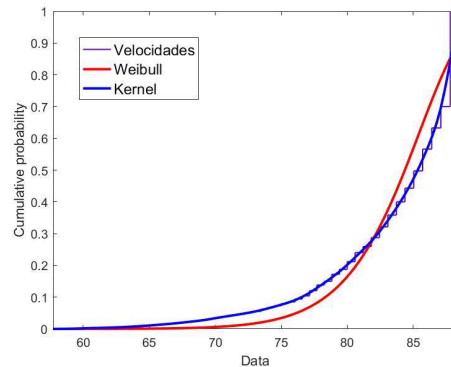


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 78 – Cenário 3 - Rua 4.

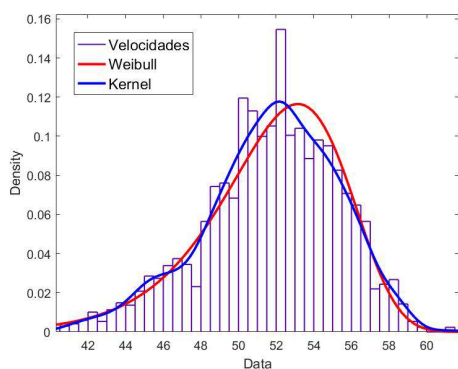


(a) Funções de densidade de probabilidade.

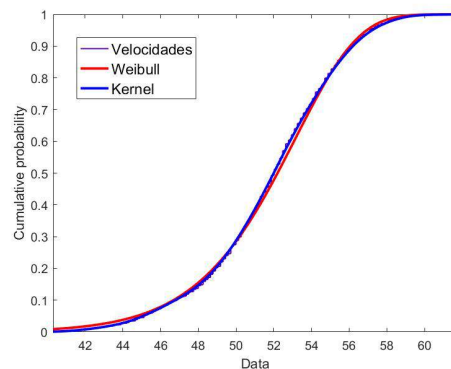


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 79 – Cenário 3 - Rua 5.

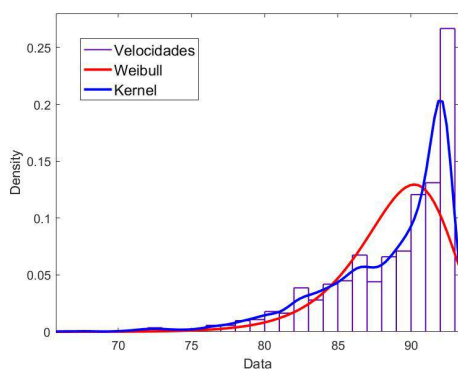


(a) Funções de densidade de probabilidade.

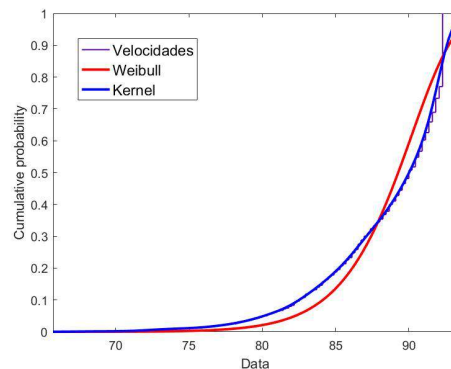


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 80 – Cenário 3 - Rua 6.

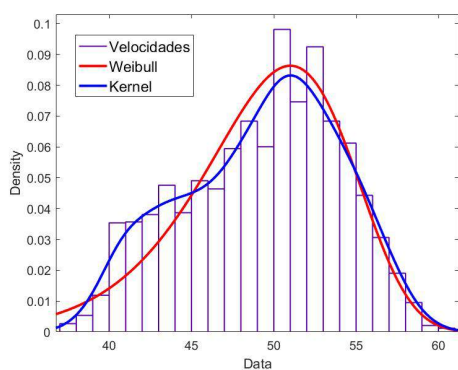


(a) Funções de densidade de probabilidade.

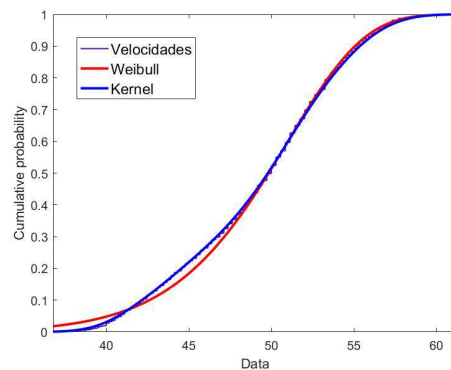


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 81 – Cenário 3 - Rua 7.

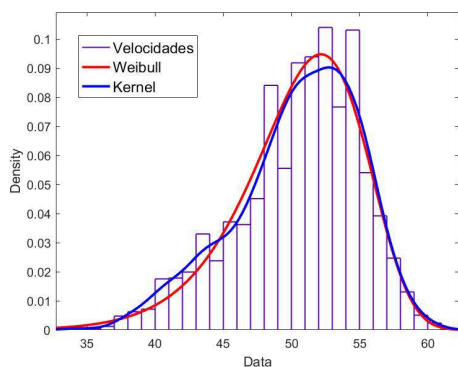


(a) Funções de densidade de probabilidade.

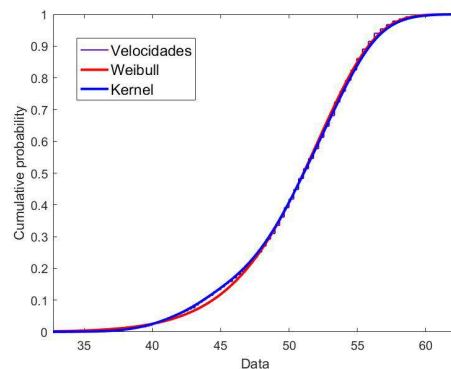


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 82 – Cenário 3 - Rua 8.

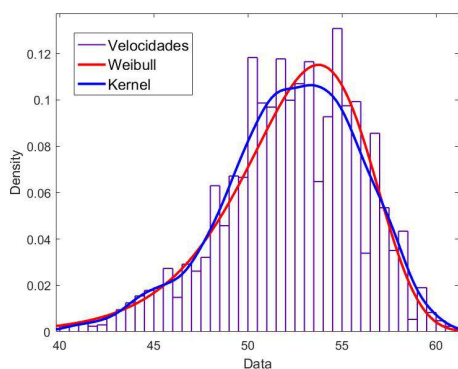


(a) Funções de densidade de probabilidade.

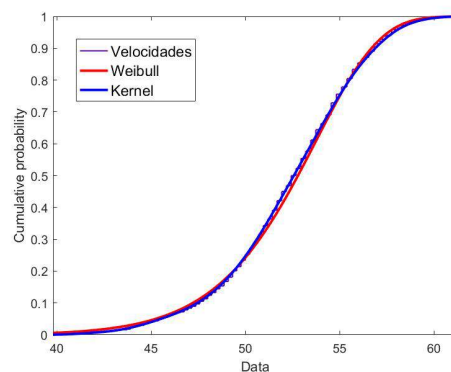


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 83 – Cenário 3 - Rua 9.

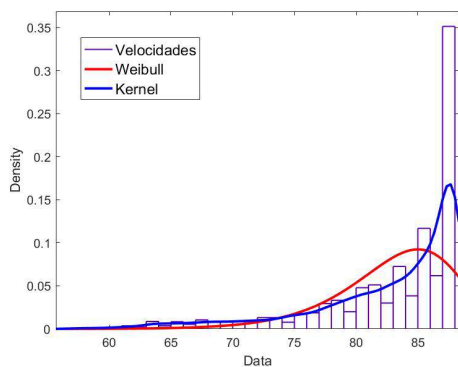


(a) Funções de densidade de probabilidade.

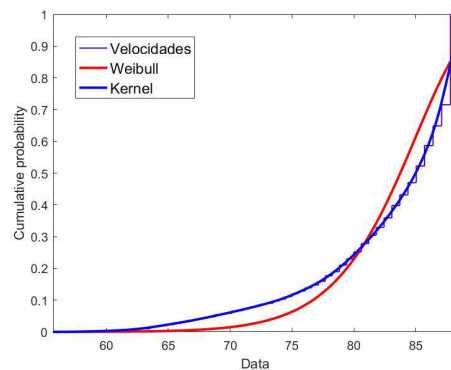


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 84 – Cenário 3 - Rua 10.

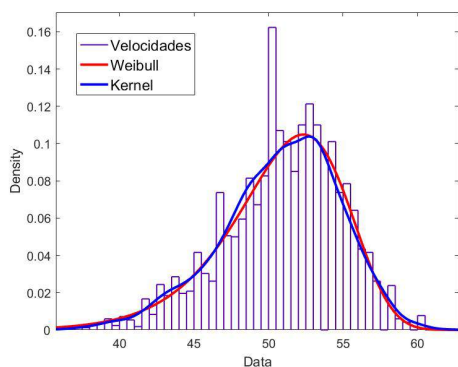


(a) Funções de densidade de probabilidade.

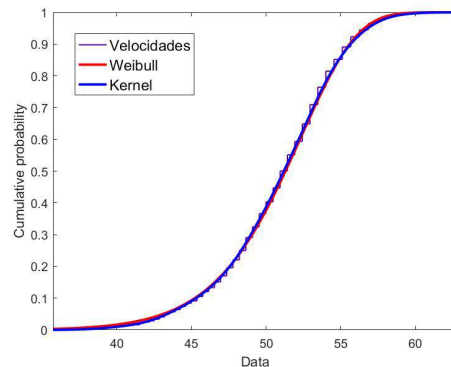


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 85 – Cenário 3 - Rua 11.

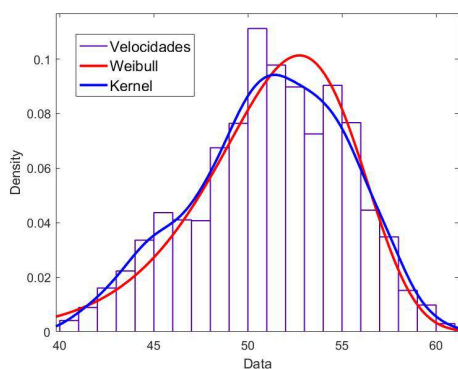


(a) Funções de densidade de probabilidade.

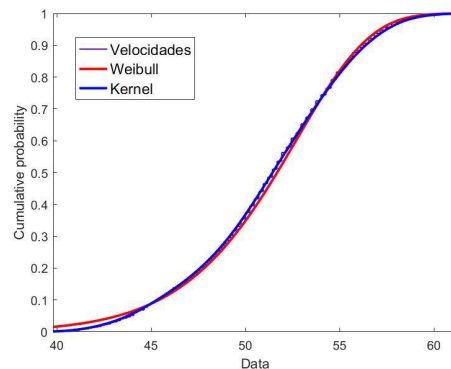


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 86 – Cenário 3 - Rua 12.

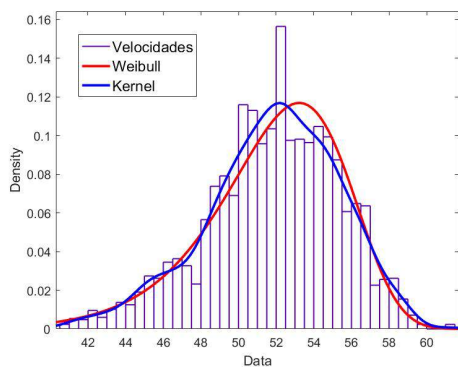


(a) Funções de densidade de probabilidade.

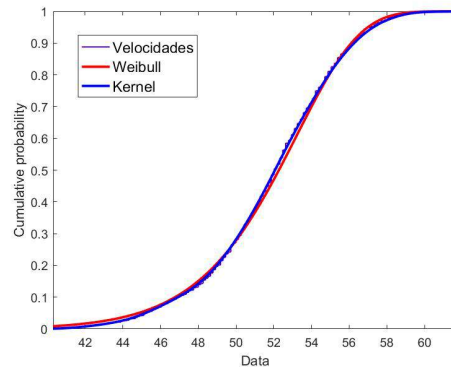


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 87 – Cenário 3 - Rua 13.

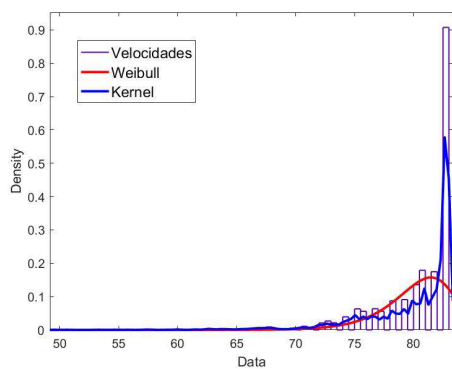


(a) Funções de densidade de probabilidade.

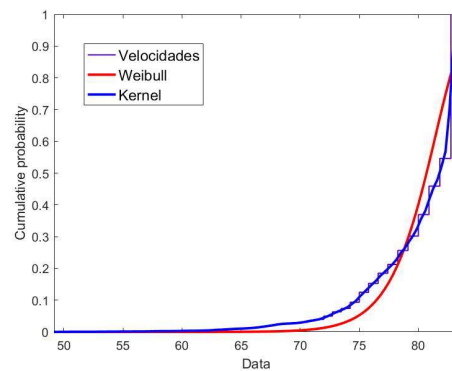


(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 88 – Cenário 3 - Rua 14.



(a) Funções de densidade de probabilidade.



(b) Funções de probabilidade acumulada.

Figura 89 – Cenário 3 - Rua 15.