

Vênus Líria Silva Mendes

# Otimização de Estoques de Transformadores e Subestações Móveis em Sistemas de Potência via Simulação Monte Carlo e Algoritmo Genético

Tese de Doutorado

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutora pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Armando Martins Leite da Silva

Coorientador: Prof. João Guilherme de Carvalho Costa

Rio de Janeiro Abril 2024



Vênus Líria Silva Mendes

# Otimização de Estoques de Transformadores e Subestações Móveis em Sistemas de Potência via Simulação Monte Carlo e Algoritmo Genético

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutora pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo.

> **Prof. Armando Martins Leite da Silva** Orientador Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

> > **Prof. João Guilherme de Carvalho Costa** Coorientador Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI

**Prof. Mauro Augusto da Rosa** Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC

**Prof. Fernando Aparecido de Assis** Universidade Federal de São João del-Rei – UFSJ

**Prof. José Filho da Costa Castro** Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

**Prof. André Milhorance de Castro** Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 25 de abril de 2024

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, da autora e do orientador.

## Vênus Líria Silva Mendes

Técnica em Automação Industrial pela Escola Técnica de Eletrônica Francisco Moreira da Costa. Engenheira Eletricista pela Universidade Federal Fluminense, onde realizou estudo de campos eletromagnéticos de Linhas de Transmissão como trabalho de conclusão de curso. Mestre em Sistemas de Potência na área de confiabilidade pela PUC-Rio.

Ficha Catalográfica

Mendes, Vênus Líria Silva

Otimização de estoques de transformadores e subestações móveis em sistemas de potência via simulação Monte Carlo e algoritmo genético / Vênus Líria Silva Mendes ; orientador: Armando Martins Leite da Silva ; coorientador: João Guilherme de Carvalho Costa. – 2024.

207 f. : il. color. ; 30 cm

Tese (doutorado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2024. Inclui bibliografia

1. Engenharia Elétrica – Teses. 2. Algoritmo genético. 3. Dimensionamento de estoque. 4. Transformador Reserva. 5. Subestações Móveis. 6. Simulação Monte Carlo. I. Silva, Armando M. Leite da (Armando Martins Leite). II. Costa, João Guilherme de Carvalho. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. IV. Título.

CDD: 621.3

### Agradecimentos

A Deus por me guiar e permitir mais essa conquista.

Gostaria de expressar minha profunda gratidão à minha família, em especial ao meu pai, João Batista Mendes, meu grande mentor na jornada acadêmica, minha fonte de inspiração e exemplo. A ele devo toda minha trajetória acadêmica, por seu constante incentivo e apoio incansável ao longo dos anos.

Ao meu orientador, Armando Martins Leite da Silva, expresso minha profunda gratidão pela orientação excepcional, apoio incansável, paciência, dedicação e pelos conhecimentos transmitidos ao longo desta jornada acadêmica. Sua contribuição foi fundamental para o meu crescimento acadêmico, profissional e pessoal. Sou imensamente grata pelo seu comprometimento e orientação ao longo deste processo.

Ao meu coorientador João Guilherme Carvalho Costa, por sua valiosa coorientação, suporte, paciência, dedicação, disponibilidade, conhecimentos transmitidos e apoio ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus colegas da PUC-Rio.

Aos demais professores e funcionários da PUC-Rio.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) e à PUC-Rio pela oportunidade e suporte financeiro.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

#### Resumo

Mendes, Vênus Líria Silva; Leite da Silva, Armando Martins; Costa, João Guilherme de Carvalho. **Otimização de Estoques de Transformadores e Subestações Móveis em Sistemas de Potência via Simulação Monte Car-**lo e Algoritmo Genético. Rio de Janeiro, 2024. 207p. Tese de doutorado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Em geral, as subestações são projetadas com transformadores em paralelo, operando a meia carga, para assegurar continuidade no fornecimento de energia mesmo que um transformador do grupo falhe. Contudo, essa prática implica em custos elevados, especialmente no que diz respeito ao arranjo de subestações. Uma solução alternativa é a utilização de estoques compartilhados de transformadores reservas e unidades de subestações móveis, que devem atender a um grupo de subestações com as mesmas características elétricas. Neste contexto, esta tese propõe a utilização temporária de unidades de subestações móveis, que devem atuar para atender à demanda de energia enquanto o transformador reserva é instalado. Essa estratégia aumenta a confiabilidade do sistema e reduz os custos operacionais e de investimento para as concessionárias de energia. No entanto, o sucesso dessa abordagem está intrinsecamente ligado ao dimensionamento e localização adequada dos estoques. Para que bons resultados sejam alcançados, é preciso dimensionar os estoques de forma que não haja investimento desnecessário ou um número insuficiente de equipamentos, e considerar pontos estratégicos de armazenamento, de forma que o tempo de deslocamento dos equipamentos sobressalentes até o ponto de falha garanta a minimização dos custos associados. Posto isso, esta tese apresenta duas metodologias de otimização baseadas em simulação Monte Carlo e Algoritmo Genético: uma para dimensionar o número de transformadores reservas e unidades de subestações móveis por ano; e outra para posicionar de forma adequada tais equipamentos em subestações com capacidade de armazenamento. Ambos os métodos foram aplicados a um grupo de transformadores de duas concessionárias reais, visando demonstrar a capacidade da metodologia de encontrar um conjunto de soluções factíveis do ponto de vista técnico e econômico.

### **Palavras-chave**

Algoritmo genético; avaliação da confiabilidade, dimensionamento de estoque; simulação Monte Carlo; subestações de distribuição; subestações móveis; transformador reserva.

#### Abstract

Mendes, Vênus Líria Silva; Leite da Silva, Armando Martins (Advisor); Costa, João Guilherme de Carvalho (Co-advisor). **Optimization of Transformer and Mobile Substation Stocks in Power Systems via Monte Carlo Simulation and Genetic Algorithm**. Rio de Janeiro, 2024. 207p. Tese de Doutorado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

In general, substations are designed with transformers in parallel, operating at half load, to ensure continuity of power supply even if a transformer in the group fails. However, this practice involves high costs, especially with regard to the arrangement of substations. An alternative solution is the use of shared stocks of reserve transformers and mobile substation units, which must serve a group of substations with the same electrical characteristics. In this context, this thesis proposes the temporary use of mobile substation units, which must act to meet the energy demand while the reserve transformer is installed. This strategy increases system reliability and reduces operational and investment costs for electric utilities. However, the success of this approach is intrinsically linked to the proper sizing and location of stocks. For good results to be achieved, it is necessary to size stocks so that there is no unnecessary investment or an insufficient number of equipment, and consider strategic storage points, so that the time taken to move the spare equipment to the point of failure minimizes the associated costs. Thus, this thesis presents two optimization methodologies based on Monte Carlo simulation and Genetic Algorithm: one to size the number of spare transformers and mobile substation units per year; and another to properly locate such equipment in substations with storage capacity. Both methods were applied to a group of transformers from two real utilities, aiming at proving the method's ability to find a set of feasible solutions from a technical and economic point of view.

### Keywords

Distribution substations; genetic algorithm; mobile substations; Monte Carlo simulation; reliability assessment; spare transformer; stock sizing.

# Sumário

1	Introdução	17
1.1	Considerações Iniciais	17
1.2	Estado da Arte	21
1.2.	1 Estoques em Sistemas Elétricos	23
1.2.	2 Ferramentas de Otimização	29
1.2.	3 Objetivo Geral da Tese de Doutorado	35
1.3	Estrutura da Tese	36
2	Modelos Probabilísticos para Avaliação de Estoque	38
2.1	Introdução	38
2.2	Modelo de Markov	39
2.2.	1 Diagrama de Espaço de Estados do Modelo de Markov	40
2.2.	2 Montagem do Espaço de Estados	40
2.2.	3 Modelos para Falhas	42
2.2.	4 Cálculo das Probabilidades	43
2.2.	5 Limitações do Modelo de Markov	45
2.3	Simulação Monte Carlo	45
2.3.	1 Conceitos Básicos da Simulação Monte Carlo Cronológica	46
2.3.	2 Cálculo e Obtenção dos Índices de Confiabilidade e Custos	50
2.3.	3 Fluxograma	57
2.3.	4 Aspectos Complementares	59
2.3.	5 Processo de Simulação	65
2.3.	.6 Aplicação em Sistemas Reais	67
2.4	Conclusões	70
3	Modelos para Otimização de Estoques	73
3.1	Introdução	73

3.2 Otimização de Estoques		75
3.2.1	Função Aptidão	78
3.2.2	Solução via Algoritmo Genético	79
3.2.3	Algoritmo de Otimização	
3.2.4	Algoritmo Genético Aprimorado	
3.2.5	Índices Estatísticos de Desempenho	93
3.2.6	Fluxograma	95
3.3 Apli	icação em Sistemas Reais	97
3.3.1	Sistema Canadense - Hydro One	
3.3.2	Sistema Brasileiro - CEMIG	
3.4 Con	nclusões	
4 Aná	ilises de Sensibilidade	110
4.1 Intro	odução	110
4.2 Sist	ema Canadense - Hydro One	111
4.2.1	Análise de Cenários: Casos 1 a 5	112
4.2.2	Análise de Sensibilidade aos Parâmetros: Tempos e AGA	117
4.3 Sist	ema Brasileiro - CEMIG	
4.3.1	Análise de Cenários: Casos 1 e 2	
4.3.2	Análise de Sensibilidade aos Parâmetros: Custos e AGA	127
4.4 Test	tes Complementares	
4.4.1	Sistema Canadense	
4.5 Con	nclusões	144
5 Otir	nização da Localização de Estoques	146
5.1 Intro	odução	146
5.2 Otir	nização via Simulação Monte Carlo e Algoritmos Genéticos	147
5.2.1	Premissas Básicas	147
5.2.3	Índices de desempenho	

5.2.4 Solução via Algoritmo Genético Aprimorado de Localização	157
5.3 Aplicação em Sistemas Reais	168
5.4 Considerações Finais	184
6 Conclusões e Propostas Futuras	186
6.1 Conclusões	186
6.2 Proposta de Trabalhos Futuros	190
7 Referências	192
Apêndice A	199
Apêndice B	200
Apêndice C	201
Apêndice D	202
Apêndice E	203
Apêndice F	204
Apêndice G	205
Apêndice H.	206
Apêndice I	207

# Lista de Figuras

Figura 2.1 – Modelagem de espaço de estados para: (a) um equipamento; (b) dois
equipamentos e um diagrama simplificado [10]41
Figura 2.2 – Ilustração do histórico gerado pela SMC cronológica: Falha
Catastrófica [10]
Figura 2.3 – Disponibilidade gerada pela simulação Monte Carlo: $\beta = 5\%$ e 1%.51
Figura 2.4 – Cálculo do custo de investimento. Baseado em [54]
Figura 2.5 – Fluxograma genérico do funcionamento da simulação Monte Carlo
[10]
Figura 2.6 – Distribuição uniforme, exponencial e normal
Figura 2.7 – Estratégias de emergência pela simulação Monte Carlo para falhas
catastróficas
Figura 3.1 – Representação de um cromossomo para dimensionamento de estoque
de RST e MUS
Figura 3.2 – Representação de um cromossomo para um período de dez anos 81
Figura 3.3 – Exemplo de população inicial [20x13]
Figura 3.4 – Seleção por roleta
Figura 3.5 – Exemplo de cruzamento uniforme
Figura 3.6 – Exemplo de mutação
Figura 3.7 – Fluxograma genérico do algoritmo genético
Figura 3.8 – Evolução do melhor indivíduo ao longo das gerações, durante a
execução de um teste com três execuções evolutivas internas92
Figura 3.9 - Evolução do melhor indivíduo ao longo das gerações, durante a
execução de um teste com três execuções evolutivas internas
Figura 3.10 – Fluxograma genérico do funcionamento do algoritmo genético
aprimorado96
Figura 4.1 – Indisponibilidade por ano ao longo de T - Cenários Hydro One 115
Figura 4.2 – Estratificação das falhas - Cenários Hydro One
Figura 4.3 – Energia média não suprida para os casos 5 e 6 - Hydro One118
Figura 4.4 – Energia média não suprida para os casos 5 e 7 - Hydro One119
Figura 4.5 – Energia média não suprida para os casos 5 e 8 - Hydro One121
Figura 4.6 – Custo total das dez melhores soluções para os casos 5 e 10 - Hydro

One
Figura 4.7 – Energia média não suprida por ano para os casos 1 e 2 - Cenários
CEMIG
Figura 4.8 – Energia média não suprida por ano para os casos 2 e 3 - CEMIG. 128
Figura 4.9 – Custo total das dez melhores soluções para os casos 2, 3, 4 e 4.1 -
CEMIG
Figura 4.10 – Energia média não suprida por ano para os casos 2, 3, 4 e 4.1 -
CEMIG
Figura 4.11 – Energia média não suprida para os casos 2, 3 e 5 - CEMIG 133
Figura 4.12 – Energia média não suprida para os casos 2, 3 e 6 - CEMIG 135
Figura 4.13 – Limite de aquisições por ano - Hydro One
Figura 5.1 – Exemplo: Quantidade de vagas por ponto nos dados de entrada 147
Figura 5.2 – Fluxograma genérico das ações de emergência
Figura 5.3 – Disponibilidade gerada pela simulação Monte Carlo: $\beta = 5\%$ 155
Figura 5.4 – Representação do cromossomo
Figura 5.5 – Exemplo de população inicial160
Figura 5.6 – Exemplo de cruzamento uniforme
Figura 5.7 – Exemplo de codificação do cromossomo para mutação 164
Figura 5.8 – Exemplo de mutação e decodificação
Figura 5.9 – Exemplo de localização de estoques
Figura 5.10 – Exemplo de seleção do RST e MUS mais próximos
Figura 5.11 – Caso 1: Ilustração da localização das unidades RST e MUS 172
Figura 5.12 – Caso 2: Ilustração da localização das unidades RST e MUS 174
Figura 5.13 – Caso 3: Ilustração da localização das unidades RST e MUS 175
Figura 5.14 – Caso 4: Ilustração da localização de 6 RSTs e 1 MUS177
Figura 5.15 – Caso 4: Ilustração da localização de 6 RSTs e 2 MUS 178
Figura 5.16 – Caso 5: Ilustração da localização das unidades RST e MUS 181
Figura 5.17 – Caso 6: Evolução da melhor solução em cada teste

## Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Aquisições programadas – Hydro One	68
Tabela 2.2 – Índices de confiabilidade – Hydro One	68
Tabela 2.3 – Custos esperados (R\$) – Hydro One	68
Tabela 2.4 – Aquisições programadas - CEMIG	70
Tabela 2.5 – Índices de confiabilidade - CEMIG	70
Tabela 2.6 – Custos esperados (R\$) - CEMIG	70
Tabela 3.1 – Caraterísticas do modelo de AG desenvolvido	80
Tabela 3.2 – Melhores soluções de composições de estoque encontradas - H	ydro
One	99
Tabela 3.3 – Índices de Confiabilidade - Hydro One	100
Tabela 3.4 – Custos esperados (R\$) - Hydro One.	101
Tabela 3.5 – Melhores soluções de composições de estoque encontradas - H	ydro
One	102
Tabela 3.6 – Índices estatísticos de desempenho do AGA - Hydro One	102
Tabela 3.7 – Melhores soluções de composições de estoque encontradas -	
CEMIG	104
Tabela 3.8 – Índices de confiabilidade - CEMIG	105
Tabela 3.9 – Custos esperados (R\$) - CEMIG.	105
Tabela 3.10 – Índices estatísticos de desempenho do AGA - CEMIG	106
Tabela 4.1 – Casos para análise de sensibilidade - Cenários Hydro One	112
Tabela 4.2 – Melhores soluções de composições de estoque - Cenários Hydr	0
One	113
Tabela 4.3 – Custos Esperados (R\$) - Cenários Hydro One	113
Tabela 4.4 – Índices de confiabilidade - Cenários Hydro One	115
Tabela 4.5 – Indisponibilidade por ano ao longo de T - Cenários Hydro One	115
Tabela 4.6 – Custos esperados para os casos 5 e 7 - Hydro One	119
Tabela 4.7 – Melhores soluções de composições para os casos 5 e 9 - Hydro	One.
	122
Tabela 4.8 – Índices de confiabilidade - Caso 9 Hydro One	122
Tabela 4.9 – Casos para análise de sensibilidade - Cenários CEMIG	125
Tabela 4.10 – Melhores soluções de composições para os casos 1 e 2 - Cená	rios

CEMIG
Tabela 4.11 – Custos esperados para os casos 1 e 2 - Cenários CEMIG 125
Tabela 4.12 – Índices de confiabilidade para os casos 1 e 2 - Cenários CEMIG.
Tabela 4.13 – Melhores soluções de composições para os casos 2 e 3 - CEMIG.
Tabela 4.14 – Melhores soluções de composições para o Caso 4 - CEMIG 130
Tabela 4.15 – Melhores soluções de composições para o Caso 5 - CEMIG 132
Tabela 4.16 – Índices de confiabilidade para o Caso 5 - CEMIG 132
Tabela 4.17 – Custos esperados para o Caso 5 (R\$) - CEMIG
Tabela 4.18 – Melhores soluções de composições para o Caso 6 - CEMIG 134
Tabela 4.19 – Índices de desempenho para o Caso 6 - CEMIG134
Tabela 4.20 – Custos esperados para o Caso 6 (R\$) - CEMIG
Tabela 4.21 – Teste 1: Limite de aquisições por ano - Hydro One
Tabela 4.22 – Teste 2: Limite de aquisições por ano - Hydro One
Tabela 4.23 – Teste 3: Dimensionamento para sistema com região envelhecida -
Hydro One
Tabela 4.24 – Teste 4: Dimensionamento para sistema com várias taxas de falha -
Hydro One
Tabela 4.25 – Teste 1: Sistema base com novos limites de aquisições - Cemig. 142
Tabela 4.26 – Teste 2: Sistema expandido com novos limites de aquisições -
Cemig
Tabela 5.1 – Matriz de distâncias em quilômetros – Sistema ilustrativo
Tabela 5.2 – Matriz do tempo de deslocamento mínimo do RST (dias) – Sistema
ilustrativo165
Tabela 5.3 – Matriz do tempo de deslocamento máximo do RST (dias) – Sistema
ilustrativo166
Tabela 5.4 – Matriz do tempo de deslocamento mínimo da MUS (dias) – Sistema
ilustrativo166
Tabela 5.5 – Matriz do tempo de deslocamento máximo da MUS (dias) – Sistema
ilustrativo166
Tabela 5.6 – Caso 1: Melhores soluções encontradas - Hydro One
Tabela 5.7 – Caso 1: Distância média em quilômetros entre os possíveis pontos de
armazenamento170

Tabela 5.8 – Caso 1: Distância em quilômetros dos pontos mais próximo de ca	ıda
estoque	. 170
Tabela 5.9 – Caso 1: Índices de desempenho	. 172
Tabela 5.10 – Caso 1: Custo esperado (R\$).	. 173
Tabela 5.11 – Caso 3: Melhores soluções encontradas – Hydro One	. 175
Tabela 5.12 – Caso 3: Índices de confiabilidade	.176
Tabela 5.13 – Caso 3: Custo esperado (R\$).	. 176
Tabela 5.14 – Caso 4: Melhores soluções encontradas – Hydro One	. 179
Tabela 5.15 – Caso 4: Índices de confiabilidade	. 179
Tabela 5.16 – Caso 4: Custos esperado (R\$)	. 179
Tabela 5.17 – Caso 5: Melhores soluções encontradas – Hydro One	. 181
Tabela 5.18 – Caso 5: Índices de confiabilidade	. 181
Tabela 5.19 – Caso 5: Custos esperado (R\$)	. 182
Tabela 5.20 – Caso 6: Melhores soluções conhecidas - Gabarito	. 183
Tabela 5.21 – Índices estatísticos de desempenho do AGALOC – Hydro One	. 184

# Lista de Siglas e Abreviações

Algoritmo genético
Algoritmo genético aprimorado
Algoritmo genético aprimorado de localização
Agência Nacional de Energia Elétrica
Differential evolution
Execução evolutiva
Execução evolutiva externa
Execução evolutiva interna
Expected energy not supplied
Expected power not supplied
Evolution strategy
Mobile unit substation(s)
Mobile unit transformer(s)
Produto interno bruto
Regular spare transformer(s)
Subestação
Simulação Monte Carlo

"O que se aprende, morre consigo mesmo. Mas o que se ensina, perdura por toda eternidade." Vênus Líria Silva Mendes

## 1 Introdução

## 1.1 Considerações Iniciais

A energia elétrica é essencial para o desenvolvimento econômico e tecnológico, e quanto maior a sua oferta maiores são as condições para o crescimento socioeconômico de uma nação. Segundo [1], a oferta de energia está relacionada com o produto interno bruto (PIB) e faz parte da macroeconomia de um país. Assim, a interrupção do fornecimento gera um impacto negativo no seu PIB. Os custos gerados por esses cortes de energia estão associados às falhas que podem acometer o sistema, por isso, seu planejamento é fundamental.

O sistema elétrico está sujeito a falhas em toda a sua extensão e, como o sistema de distribuição é responsável por entregar a energia ao consumidor final, qualquer falha na subestação de distribuição pode gerar interrupção para inúmeros usuários e resultar em perdas financeiras para as concessionárias de energia elétrica e seus clientes. Portanto, devido à necessidade de garantir uma operação contínua no fornecimento de energia elétrica, os transformadores das subestações de distribuição se destacam e ganham uma atenção significativa por parte dos planejadores devido ao seu alto custo de aquisição e ao seu longo tempo de fabricação, estimado entre 12 e 18 meses [2].

Os custos gerados pela perda de um transformador estão relacionados com os seus custos operacionais como, por exemplo, o não faturamento, multas e indenizações aos seus usuários. Portanto, um dos principais objetivos no planejamento de uma subestação é a minimização de possíveis falhas durante a sua operação. Nesse contexto, as concessionárias têm um interesse primordial em manter um alto nível de disponibilidade. Para alcançar esse objetivo, é essencial um planejamento meticuloso, que inclua entre suas metas a minimização do tempo de possíveis falhas durante a operação, ao mesmo tempo em que busca minimizar os investimentos necessários. As falhas que podem acometer os transformadores, e qualquer outro equipamento durante a vida útil, podem estar relacionadas a algum defeito no equipamento, falta de manutenção, curtos-circuitos, falha na proteção, envelhecimento e até mesmo eventos externos. Contudo, apesar dos esforços empreendidos para identificar problemas e estabelecer ações de manutenção preventiva [3]-[4] visando minimizar os riscos de falhas, estas ainda ocorrem de maneira imprevisível.

De acordo com o critério N-1, o fornecimento de energia deve ser contínuo, ainda que ocorra uma perturbação no sistema que possa vir a desligar parte dele, nesse caso, outra parte do sistema fica responsável por prover a continuidade do escoamento de energia. Posto isso, as subestações de distribuição devem ser projetadas para que as falhas dos seus componentes tenham o menor impacto possível em sua operação. Neste caso, a aplicação do critério N-1 requer a utilização de N transformadores em paralelo, isso significa que quando um transformador do grupo falha, o pico de carga continua sendo atendido. Apesar de ser uma solução segura, a aplicação desse critério acarreta custos elevados para sua implantação do ponto de vista do arranjo das subestações [5].

Uma alternativa que tem sido adotada por subestações que empregam o mesmo tipo de transformador é o compartilhamento de unidades reservas [6]. Neste caso, essa prática envolve um grupo de transformadores reservas (*Regular Spare Transformer(s)* - RST), frequentemente referido na literatura como reserva técnica ou estoque.

Quando a concessionária dispõe de um estoque de transformadores reservas e ocorre uma falha no campo, o transformador sobressalente é transportado e instalado, substituindo o transformador avariado no menor tempo possível para minimizar os danos causados pela perda de carga. Em seguida, o estoque deve ser reabastecido com a compra de novas unidades para suprir falhas futuras, mantendo o nível de confiabilidade do sistema.

Apesar dos benefícios proporcionados pelo estoque de transformadores reservas, também existem aspectos indesejáveis [7], como: custos de armazenamento, risco de deterioração do equipamento, custos administrativos e a possibilidade de o equipamento tornar-se obsoleto devido ao aparecimento de novas tecnologias [8]. Além do estoque de transformadores convencionais, outra prática comum entre as concessionárias tem sido a utilização de unidades de subestações móveis (*Mobile Unit Substation(s)* – MUS). As MUS possuem capacidade de restaurar rapidamente o fornecimento de energia e por isso podem ser utilizadas como uma medida de emergência para reduzir o impacto da interrupção de energia elétrica aos clientes quando a carga não pode ser transferida totalmente ou parcialmente para as subestações vizinhas. Neste caso, elas podem ser utilizadas para suprir a carga enquanto um transformador reserva é instalado no campo [9].

Além disso, a MUS tem outras finalidades como, por exemplo, manutenção planejada, aumento temporário da capacidade da subestação, reparo de interrupção forçada causada por eventos naturais etc. [10]. Portanto, a aquisição de uma MUS apresenta mais vantagens para a concessionária se comparada com a aquisição de um transformador móvel, já que apresenta grande flexibilidade em sua aplicação. Sua utilidade em diminuir os impactos gerados pela perda de um transformador convencional provém da possibilidade de ser instalada rapidamente, de 8 a 24 horas após a falha sofrida pelo transformador [11], [12].

Portanto, a concessionária pode dispor de unidades reservas de transformadores convencionais e de unidades de subestações móveis a fim de tornar o sistema mais robusto contra falhas. Os transformadores reservas são utilizados para uma única finalidade, substituir as unidades avariadas no campo. Por outro lado, as unidades de subestações móveis, devido à sua mobilidade e dinamismo, como citado anteriormente, no caso de falha de um transformador, pode ser utilizada para mitigar a perda de carga mediante as avarias que podem acometer os transformadores.

As falhas que acometem os transformadores podem ser classificadas em dois tipos: falhas catastróficas, denominada Classe 1, e falhas reparáveis, denominadas Classe 2. Falhas de Classe 1 são de natureza catastrófica e de longa duração. Elas deterioram o transformador tornando-o irreparável, sendo necessária sua substituição no campo. As falhas de Classe 2 são reparáveis, de curta duração e não causam perda do transformador, que pode ser reparado na própria subestação [11]-[13].

Ambos os tipos de falha causam interrupção no fornecimento de energia elé-

trica e, se mediante um corte de carga não programado provocado por uma avaria no transformador, uma medida de emergência não for tomada pela concessionária, os impactos nos custos operacionais podem ser altíssimos. Para esses dois tipos de falha, a unidade de subestação móvel pode ser utilizada para mitigar custos. No caso da falha catastrófica, o transformador avariado deve ser substituído por uma unidade sobressalente e, enquanto a unidade reserva é instalada, e não havendo possibilidade de transferência de carga, a unidade de subestação móvel pode ser conectada para atender a demanda da subestação.

Quando nenhuma medida de emergência pode ser realizada para mitigar a perda de carga, a concessionária pode deixar de fornecer energia por períodos prolongados, até que uma nova unidade transformadora esteja disponível. Nesses casos, a MUS não deve substituir definitivamente o transformador convencional no campo, já que o seu custo de aquisição é maior e sua flexibilidade permite que a concessionária a utilize para minimizar outras falhas e a atender outros tipos de ocorrências. Além disso, a manobra de transferência de carga também deve ser temporária para não causar sobrecargas por tempos prolongados nas subestações vizinhas.

No caso da falha reparável, o reparo pode levar horas ou dias, assim, se o tempo de restauração for menor que o tempo de instalação da unidade de subestação móvel, a mesma não deve ser utilizada, pois, o reparo dar-se-á antes do término da instalação da MUS. Caso contrário, a unidade de subestação móvel é instalada e permanece em operação até o final do reparo, quando o transformador estiver pronto para retornar à operação.

Nota-se, que as unidades de subestações móveis podem ajudar a mitigar o tempo de perda de carga para os dois tipos de falha apresentados, i.e., catastróficas e reparáveis. Isso porque a MUS é muito flexível em sua aplicação. E as unidades de transformadores regulares reservas são imprescindíveis para manter a disponibilidade do sistema, elevando seu nível de confiabilidade.

Portanto, o estoque de transformadores reservas e de unidades de subestações móveis torna-se importante para que as concessionárias sejam capazes de lidar com as ocorrências de falha que acometem seus transformadores, colaborando para que elas forneçam um serviço de qualidade aos seus clientes e, consequentemente, minimize seus custos durante a operação do sistema.

O dimensionamento do estoque é determinado pelo nível de confiabilidade desejado, pelo custo de investimento na aquisição dos equipamentos reservas, seu armazenamento e manutenção, e pelos custos associados à operação do sistema, como interrupção no fornecimento de energia, além de compensações financeiras e multas previstas no Módulo 8 do PRODIST – Procedimentos de distribuição [14].

Para dimensionar o estoque desses equipamentos, o planejador precisa definir quantas unidades devem ser adquiridas, e não obstante, deve definir quando isso deve ocorrer dentro de um período de análise preestabelecido, ou seja, dimensionar o estoque no tempo. Por isso, segundo [15], o dimensionamento do estoque de equipamentos reserva deve ser feito de forma cautelosa, pois um grande número de equipamentos reserva pode gerar custos desnecessários, enquanto um número insuficiente pode comprometer a confiabilidade do sistema, além de gerar altos custos de operação e compensações financeiras.

A concessionária que optar por essa estratégia de operação deve estar atenta ao planejamento, buscando encontrar um equilíbrio entre os custos relacionados, investimento e operação, e assegurar uma alta confiabilidade para o sistema. O trabalho de dimensionar o estoque de equipamentos regulares e de manutenção pode não ser uma tarefa fácil, dada a grande dimensão e prováveis dificuldades encontradas mediante complexas modelagens do sistema em análise. Além disso, existem limitações impostas por alguns métodos que não permitem uma modelagem próxima da realidade, o que por consequência, afasta os resultados dos ideais [10].

## 1.2 Estado da Arte

A prática de manter um estoque de transformadores reservas e unidades de subestações móveis ganhou espaço entre as concessionárias de distribuição de energia elétrica por competitividade, principalmente pela crescente necessidade da redução dos custos de operação e aumento na disponibilidade do sistema, permitindo que a concessionária alcance os níveis de qualidade exigidos pelo órgão regulador. Admitindo a importância de se manter um estoque de transformadores e/ou subestações móveis, a fim de assegurar uma alta confiabilidade ao sistema e reduzir custos operacionais por demanda não atendida, algumas empresas do setor elétrico passaram a adquirir um estoque anual igual ao percentual médio anual de falhas de cada equipamento. No entanto, essa prática não considera os diferentes tempos de reposição nem o aumento da taxa de falha para os equipamentos com característica de envelhecimento [10], [16]. Portanto, um correto dimensionamento do estoque é fundamental para que as empresas possam ser beneficiadas.

A confiabilidade é um assunto tratado há algumas décadas e tem tomado proporções cada vez maiores devido à crescente necessidade de um fornecimento de energia contínuo com consumidores mais participativos juntamente aos órgãos reguladores. Diante disso, diversos estudos foram realizados através da aplicação de métodos mais simples ou limitados até os mais complexos, que permitem uma modelagem mais próxima da realidade, considerando, por exemplo, tempos de instalação, transferência de carga e envelhecimento. O número de transformadores que devem compor o estoque é contemplado na literatura a partir de modelos probabilísticos, que avaliam a confiabilidade e os custos envolvidos. Os modelos analíticos mais utilizados são: o modelo binomial, Poisson e Markov.

Os modelos de Poisson e Markov permitem calcular a probabilidade de um evento ocorrer um determinado número de vezes em um período de tempo preestabelecido, utilizando taxa de falha constante. Na região de vida útil do equipamento, sua taxa de falha pode ser considerada constante, o que implica em tempos de funcionamentos exponenciais. Logo, esses modelos não são capazes de incorporar o processo de envelhecimento [17].

O modelo de Poisson é simples e utiliza apenas a taxa de falha para calcular a probabilidade de um evento acontecer em período de tempo especifico. Os modelos binomial e Poisson assumem automaticamente que as unidades de transformadores reservas são instaladas instantaneamente, já que seus tempos de instalação não podem ser representados em suas formulações. O modelo de Markov utiliza taxas de falha e reparo constantes para o cálculo das probabilidades dos possíveis estados do sistema, e alguns modelos incluem as taxas de instalação de transformadores reservas e subestações móveis, por exemplo [17], [18]. Uma alternativa mais robusta que vem sendo utilizada é a simulação Monte Carlo, uma ferramenta probabilística que permite estimar a confiabilidade de um sistema a partir de um grande número de amostras. Esta ferramenta é capaz de representar características individuais de cada transformador, além dos tempos de aquisição e instalação desses equipamentos, fatores não suportados pelos métodos anteriores.

A questão do dimensionamento ótimo de equipamentos reservas depende dos níveis de confiabilidade exigidos pelo órgão regulador e pelo equilíbrio entre os custos de investimento e operação. A concessionária deve fazer uma avaliação quanto ao retorno econômico das suas opções de equipamentos reserva, devendo escolher aquela que atenda aos pré-requisitos ao menor custo possível. Neste sentido, o item a seguir faz uma revisão bibliográfica sobre o tema, destacando os principais trabalhos desenvolvidos, seus métodos e resultados alcançados.

## 1.2.1 Estoques em Sistemas Elétricos

Uma evolução para o problema de dimensionar o número de transformadores reservas se deu com a aplicação da distribuição de Poisson em [18], no dimensionamento ótimo de um estoque de manutenção, permitindo avaliar a probabilidade de falha de um sistema em um período específico. Essa distribuição de probabilidade também foi utilizada em [5] a partir de alguns modelos propostos para determinar o número ótimo de unidades sobressalentes, considerando os custos de investimento e energia não fornecida. Em [2], o modelo de Poisson é aplicado em um exemplo rápido para calcular a probabilidade de sucesso ou falha. Em [19], a distribuição de Poisson é utilizada para prever o número de falhas por ano para alguns grupos de subestações diferentes e determinar o número de transformadores reservas.

Alguns estudos na literatura utilizaram o método probabilístico baseado nos processos contínuos de Markov para determinar o estoque compartilhado de transformadores reservas, transformadores móveis e de subestações móveis.

Em [9], o foco é a análise do custo-benefício de unidades de subestações móveis para atender às falhas reparáveis e catastróficas. Os benefícios das MUS são avaliados em termos da redução do custo de interrupção planejada no fornecimento de energia aos clientes. Em [12], uma análise semelhante é realizada, porém, em uma subestação de transmissão de alta tensão, considerando a possível aquisição de unidades de transformadores móveis (*Mobile unit transformer(s)* – MUT). Em [20], também é feita uma análise em subestação de alta tensão, porém, para dimensionar o estoque de transformadores convencionais, cujo tempo de instalação é considerado.

Em [21], as metodologias de Poisson e Markov são utilizadas, e o número de transformadores reservas é analisado a partir da disponibilidade e custos obtidos. O número ótimo é determinado considerando a menor soma entre o custo de investimento e operação. Nos artigos [22] e [23], o método de Markov também é utilizado com o mesmo propósito, mas, além das taxas de falha e reparo, o modelo desenvolvido também inclui a taxa de instalação do equipamento reserva, sendo a análise feita a partir dos resultados dos níveis de confiabilidade obtidos.

O modelo de Markov permite representar a reposição do estoque ou reparo das unidades avariadas, os tempos de instalação dos transformadores reservas e das unidades de subestações móveis, considerar o estoque inicial, modelar falhas reparáveis e catastróficas, e analisar possíveis redundâncias no sistema. Referências como [11], [13], [24]-[29] fazem uso desses parâmetros e características do sistema para avaliar a confiabilidade e dimensionar o estoque de equipamentos reservas.

Em [11], a metodologia é utilizada para dimensionar estoques de transformadores reservas e subestações móveis para dois tipos de falhas, catastróficas e reparáveis, denominadas respectivamente como Classe 1 e Classe 2. Para a falha catastrófica, a MUS pode ser utilizada para mitigar a perda de carga enquanto a unidade reserva é instalada, neste caso, admite-se como premissa que a unidade de subestação móvel só pode ser instalada quando houver unidade reserva disponível. Na falha reparável, a MUS pode ser utilizada enquanto o transformador é reparado no campo.

Em [25], é utilizado um único modelo de Markov para representar as falhas do tipo Classe 1 e Classe 2 a fim de dimensionar o número de transformadores reservas, e um segundo modelo para representar as unidades de subestações móveis. Ao final, os modelos são combinados probabilisticamente para se obter o número necessário de unidades sobressalentes a partir da análise do nível de disponibilidade do grupo.

Na referência [29], o modelo de Markov implementa a possibilidade de transferência de carga entre as subestações. Este é o primeiro artigo neste tema e com esta metodologia a empregar essa medida, de emergência ou programada, para reduzir a perda de carga. Uma premissa utilizada pelo autor é que, tanto a transferência de carga como a subestação móvel só podem ser utilizadas quando houver transformador reserva para substituir o transformador avariado no campo.

Em [6], é proposto um método baseado em distribuições binomiais para determinar o melhor ano de entrada de um novo transformador no estoque. A referência [30] apresenta um novo modelo probabilístico para dimensionamento do estoque de transformadores reservas, baseado na distribuição binomial das probabilidades dos estados dos transformadores. Este modelo permite considerar qualquer distribuição de probabilidade de vida útil do equipamento, incluindo aquelas que permitem representar o aumento na taxa de falha devido ao seu desgaste e envelhecimento.

Em [31], os autores utilizam a distribuição de Weibull para modelar a duração das falhas, que foram divididas em dois grupos: aquelas que duram menos de 24 horas e são reparáveis, e aquelas que duram mais de 24 horas e não podem ser reparadas.

A referência [32] propõe um dimensionamento de estoque de transformadores reservas, baseado em análise probabilística de custo-benefício determinada pela técnica de enumeração de estados. Na estratégia adotada são considerados, a condição real de desgaste do equipamento com base em dados de monitoramento, e o processo de envelhecimento de cada transformador, que são modelados utilizando a distribuição de Weibull. Os custos estimados contemplam o investimento em novas unidades e custos por interrupção.

O tempo de interrupção no fornecimento de energia decorrente das avarias que acometem os transformadores no campo varia de acordo com a disponibilidade e celeridade nas ações das medidas de emergência para mitigar o impacto dessas falhas. Por isso, a proximidade da localização dos RTSs e MUS também deve ser avaliada. A eficácia desses estoques está diretamente ligada à sua localização estratégica. A proximidade em relação a regiões propensas a falhas frequentes contribui para mitigar perdas e assegurar respostas rápidas e eficientes.

Neste sentido, um estudo foi realizado utilizando a metodologia de Poisson para determinar o número de reservas, juntamente com um modelo de otimização para determinar a localização desses estoques [33]. Em [34], um novo método é proposto para determinar a quantidade e a localização dos transformadores reservas através da aplicação de uma ferramenta de otimização baseada em algoritmo genético. Esses modelos são discutidos com mais detalhes no item de ferramentas de otimização.

Em [35], foi desenvolvido um modelo baseado em processos de Markov para determinar o número e localização de transformadores reserva, com base em análises de custo-benefício e disponibilidade do sistema obtidas através de probabilidades de estado estacionário. Primeiro é determinado o número de transformadores e depois é realizado o esquema de localização através de um processo exaustivo, variando todas as combinações possíveis. Nas referências anteriores, os autores mostraram que é possível aumentar a confiabilidade do sistema alterando a localização dos RSTs.

Outra metodologia que vem sendo aplicada ao problema de dimensionamento de estoque de transformadores é a simulação Monte Carlo (SMC) cronológica. O método também permite modelar eventos como crescimento de carga, expansão do sistema, ampliação do estoque em um ano programado, e permite representar qualquer distribuição de probabilidade para as taxas de falha e tempos de reposição. Essa metodologia apresenta vantagens consideráveis em relação aos métodos analíticos devido à sua capacidade de representar o sistema, em suas características e ações, mais próximas da realidade.

Na referência [36], para mitigar os danos provocados por falhas catastróficas nas subestações de transmissão, duas estratégias foram empregadas: a substituição proativa dos transformadores mais antigos ou com maior probabilidade de falha, e o fornecimento de unidades reservas para substituição do transformador avariado no campo. Em alguns casos, os equipamentos substituídos podem ser mantidos como peças sobressalentes, mesmo sendo de conhecimento que esses transformadores terão uma taxa de falha mais alta. Sendo assim, as peças de reposição podem ser extraídas de um conjunto de peças intercambiáveis de unidades móveis ou de unidades novas. O modelo de confiabilidade utilizado neste estudo foi desenvolvido pela própria concessionária, onde todo seu sistema é representado em detalhes, e faz uso da SMC cronológica, que fornece índices de confiabilidade para os cenários simulados para as duas estratégias adotadas.

Em [21], o dimensionamento de estoque de transformadores reservas é determinado analisando o custo-benefício. São considerados custos de investimento em novas unidades e custos de operação, que contempla o custo por interrupção do fornecimento de energia e não faturamento. Além disso, índices de confiabilidade, como indisponibilidade e frequência média das falhas são calculados. Em todos os exemplos, as características de envelhecimento e os tempos de instalação não são considerados. Além disso, os autores fazem uma comparação entre as metodologias, Poisson, Markov e SMC.

Em [37] e [38], a simulação Monte Carlo utilizada para realizar o dimensionamento de transformadores reservas considera o envelhecimento do material isolante, estimado pela Teoria de Arrhenius, e a perda de vida causada por curtoscircuitos, raios e surtos de comutação (estatísticas de dados históricos), de cada transformador de forma individual. Além disso, modela eventos como a expansão do parque, crescimento de carga, ampliação e reposição automática do estoque ao longo do período analisado e outras condições não suportadas pelos métodos de Poisson e Markov.

Já em [39], além da possibilidade de representar expansão do sistema, aumento de carga, ampliação do estoque e reposição automática, foram incorporadas ao modelo duas medidas de ação de emergência importantes: a possibilidade de transferência de carga e a utilização temporária de unidade de subestação móvel. A inclusão desses recursos torna o método proposto mais próximo da realidade, já que o tempo é um fator importante quando há perda de carga no sistema. Todos esses recursos são explorados em um estudo de caso em vários testes de sensibilidade. Nas referências [40] e [41], esses recursos também são explorados em vários testes de sensibilidade.

Em [38] e [42], uma ferramenta de otimização baseado em uma metaheurística de estratégia de evolução utiliza a SMC como sua função objetivo com a finalidade de dimensionar o estoque de transformadores reservas, indicando quando e quantas unidades devem ser adquiridas dentro do período analisado. O modelo considera a possibilidade de expansão do sistema e aumento de carga, mas não considera a possibilidade de transferência de carga, utilização de unidades móveis e o tempo necessário para instalar a unidade reserva.

A maioria dos sistemas reais é de uma complexidade considerável, dificultando sua avaliação por meio de métodos analíticos. Portanto, é necessário recorrer a um método de simulação que permite avaliar o modelo numericamente, enquanto os dados são coletados para estimar as características reais desejadas, como mencionado na referência [43]. Uma simulação estocástica é capaz de alcançar resultados esperados satisfatórios e, quanto mais completo e próximo da realidade for o modelo desenvolvido, mais realísticas e confiáveis serão as soluções obtidas.

Segundo [44], os modelos de simulação são executados como uma ferramenta de avaliação, e não geradora de soluções. Assim, para um dado conjunto de parâmetros de entrada, o modelo é executado para se obter os resultados. Um processo que pode mudar as características de entrada de uma função resultando em um conjunto de possíveis soluções pode ser obtido através da otimização, que pode ser utilizada para maximizar ou minimizar uma função objetivo.

Quando o problema possui um intervalo de valores e parâmetros muito grande, devido ao alto número de combinações ou possibilidades, a simulação por si só não é capaz fornecer boas soluções ao usuário, a não ser por um processo exaustivo, o que poderia levar muito tempo para ser feito. Sendo assim, diversas técnicas de otimização vêm sendo empregadas juntamente com as simulações, a fim de encontrar soluções ótimas ou quase ótimas, diminuindo o esforço computacional e mecânico do planejador ou usuário do programa. Por isso, a fusão da otimização com simulações tem ganhado espaço [45], e muitos pacotes comerciais de *software* de simulação contêm um módulo de otimização [46].

A otimização levou à solução de problemas de tomada de decisão em larga escala no mundo real, enquanto a simulação permitiu que sistemas complexos pudessem ser modelados de forma realista a ponto de fornecer suporte útil à decisão operacional e gerencial. Isso só foi possível devido à evolução dos computadores, que estão sendo equipados com mais capacidade de memória e processadores cada vez mais rápidos e acessíveis. Dessa forma, a otimização complementa a simulação, proporcionando as possíveis variáveis de soluções para a simulação, que por sua vez, fornece as possíveis respostas para o problema proposto [47]. Essa rotina de otimização se repete até que o algoritmo encontre uma solução satisfatória, de acordo com os critérios estabelecidos para o problema.

Muitos *softwares* ou pacotes de otimização comercializados utilizam uma abordagem meta-heurística que, segundo [48], fornecem soluções subótimas, já que não podem garantir que o melhor resultado seja alcançado. Esses módulos utilizam técnicas de otimização como, algoritmos genéticos, evolução diferencial, pesquisa tabu etc. [47].

É notória a importância da utilização de um método de otimização em conjunto com a simulação, já que juntas permitem que boas soluções sejam alcançadas com um esforço computacional reduzido, proporcionando uma tomada de decisão mais assertiva aos planejadores. Para isso, é necessário definir a ferramenta de otimização mais adequada ao problema, que seja capaz de representar suas restrições e parâmetros, de forma a se obter um modelo completo.

## 1.2.2 Ferramentas de Otimização

As técnicas de otimização têm um papel importante na solução de problemas com uma dimensão muito grande de possíveis soluções, já que seria impossível encontrar boas soluções apenas através de um método analítico ou uma simulação, a não ser por um processo exaustivo que testasse todo o espaço de soluções. Uma vez definida a ferramenta de otimização, é necessário que haja um compromisso entre o detalhamento do modelo e a técnica de solução adotada. Neste sentido, as ferramentas de otimização vêm sendo empregadas em problemas de engenharia, a fim de obter um conjunto de soluções factíveis e, para o problema de dimensionamento de estoque de transformadores reservas não é diferente, dado o alto número de combinações de possíveis aquisições a serem feitas ao longo do período analisado. Assim, recorrer à aplicação de uma ferramenta de otimização é uma estratégia quase obrigatória.

Nos itens seguintes são apresentadas características gerais das ferramentas

de otimização aplicadas ao problema de dimensionamento de transformadores reservas para subestações de distribuição, encontradas na literatura.

### Otimização Clássica

Em [33], o foco é determinar a melhor localização para os transformadores sobressalentes através de um problema de programação linear inteira com o objetivo de minimizar a perda de carga e a probabilidade de falha do transformador. A melhor localização é obtida através da aplicação de um *solver* gratuito de programação linear inteira mista. O número ótimo de transformadores reservas é determinado pela função que minimiza o custo total, que inclui o custo de aquisição e manutenção de transformadores reservas, e o custo de operação de um número médio de unidades indisponíveis, devido ao fato de as unidades reservas terem sido esgotadas em falhas anteriores. Para isso, o autor utiliza a distribuição de Poisson para calcular a probabilidade de falha e o número médio de unidades in-

Para determinar o número de transformadores reservas, o autor realiza um processo de tentativas, calculando a confiabilidade e os respectivos custos para cada suposição. O número de unidades escolhido foi aquele que gerou o menor custo. Uma vez determinado o número de transformadores reserva, o autor determina a sua localização através de dois métodos. O primeiro consiste em minimizar o valor da carga perdida, enquanto maximiza a utilidade dos transformadores reservas com relação à sua localização. Para cada possível ponto de armazenamento, o autor pré-definiu quais outras subestações o transformador serviria como um reserva. A partir disso, construiu uma restrição de utilidade, a qual foi submetida juntamente com a função objetivo ao *solver*. O segundo método tem como objetivo minimizar a probabilidade de falha, considerando a modelagem do envelhecimento dos transformadores através da distribuição normal. Para cada subestação são calculadas a idade do transformador e a probabilidade de sobreviver ou falhar após um ano. Feito isso, a otimização prioriza a subestação onde a probabilidade de falha para o grupo de subestações adjacentes é maior.

Ambos os métodos chegaram ao mesmo resultado, porém, este modelo está longe de ser considerado o melhor, já que o autor determina separadamente o número de transformadores reservas e, não considera, por imposição da sua modelagem, tempos de instalação, reposição e medidas de emergência.

### Otimização Meta-heurística

As técnicas baseadas em meta-heurísticas têm sido muito aplicadas na engenharia para resolver problemas complexos, com características dinâmicas ou estáticas, cujo objetivo é obter um conjunto de soluções de qualidade, já que não se pode garantir que a solução global ótima seja alcançada. Para cada uma dessas técnicas, existem variações em seus modelos, procedimentos e parâmetros, já que cada programador possui sua forma de arquitetar o algoritmo e cada problema vai exigir condições diferentes de ajustes e avaliações.

As meta-heurísticas evolucionárias, ou algoritmos evolucionários, são um subconjunto da computação evolucionária que, segundo [49], são inspiradas no princípio Darwiniano da evolução das espécies. Esses algoritmos utilizam vários mecanismos baseados no processo de evolução natural, sendo assim, as soluções são modificadas a cada geração, a partir de processos de reprodução, que podem ser representados por processos de cruzamento e mutação, por exemplo.

As principais técnicas meta-heurísticas baseadas em algoritmos evolucionários utilizadas na aplicação do problema de dimensionamento de estoque encontrados na literatura são:

### Algoritmo Genético – AG

Os algoritmos genéticos são métodos probabilísticos que fornecem mecanismos de busca paralela e adaptativa baseado no princípio de sobrevivência dos mais aptos e na reprodução [50]. Isso significa que os indivíduos mais aptos têm maiores chances de sobreviver e se reproduzir, e ao mesmo tempo, os menos aptos tendem a desaparecer [49]. Para representar este processo natural de evolução, os AGs utilizam três princípios básicos de reprodução: seleção, cruzamento e mutação [51].

De forma geral, para realizar esses mecanismos é necessário, primeiro, criar aleatoriamente um conjunto de soluções, denominado população inicial. Em seguida, essa população e as demais, passam por um processo iterativo até que a evolução chegue ao fim. Este processo se inicia com a seleção dos melhores indivíduos, depois, a cada par de indivíduos selecionados, é formado um descendente, que carrega em seu DNA características de seus progenitores. Por último, passam por um processo de mutação, que permite uma alteração nos indivíduos obtidos através do cruzamento, garantindo diversidade na nova população, alterando aleatoriamente um gene do seu cromossomo (de 1 para 0 ou de 0 para 1).

Em [34], foi determinado o número ideal de transformadores sobressalentes de modo a garantir a presença de pelo menos um transformador reserva em estoque, visando assim mitigar interrupções prolongadas e reduzir os custos operacionais. Além disso, um modelo de otimização foi aplicado para determinar a localização dos transformadores reservas. Para isso, o autor utiliza um solver do Matlab. Seu objetivo é minimizar o custo total que é composto pela soma do custo de investimento em unidades de transformadores reservas e de transformadores móveis, mais os custos relacionados à energia não suprida, enquanto maximiza a utilidade dos transformadores reservas diminuindo o tempo de transporte e instalação. Além dos custos e outros parâmetros do sistema, o número de falhas e a perda de carga em cada nó ou subestação, é um dado determinístico de entrada e uma única subestação é definida como ponto de armazenamento. A metodologia proposta não é um método probabilístico, logo, não pode calcular a probabilidade de um evento ocorrer um determinado número de vezes em um intervalo de tempo definido, realizar simulações e/ou calcular índices de confiabilidade, fazer uma análise cronológica, ou modelar o envelhecimento dos equipamentos.

#### Estratégia de Evolução

A estratégia de evolução é semelhante ao algoritmo genético, que procura a melhor solução através da evolução das gerações, mas, para reproduzir o processo de evolução natural, apenas o recurso de mutação é utilizado. De acordo com [52], a cada geração os indivíduos sofrem mutações e são avaliadas pela função objetivo, e os melhores indivíduos são selecionados para serem os progenitores da próxima geração, com o objetivo de se obter soluções cada vez melhores. Esse processo de busca chega ao fim quando o número máximo de gerações é alcançado ou quando uma solução melhor não for encontrada por um determinado número de gerações seguidas.

Nas referências [37], [38], [53] e [54] o programa de otimização via simulação Monte Carlo cronológica utiliza a estratégia de evolução para dimensionar estoque de transformadores reservas através da minimização da função objetivo que analisa os custos envolvidos para cada solução encontrada. Os indivíduos são representados por um vetor de dimensão igual ao período analisado em que cada elemento representa o número de equipamentos reservas a serem adquiridos naquele respectivo ano.

Este modelo considera: o tempo de reposição do transformador reserva, expansão do parque de transformadores, aumento de carga, reposição automática do estoque, e estima os índices de confiabilidade, como disponibilidade e energia média não suprida. Os custos envolvidos na função objetivo são: investimento em novas unidades de transformadores reservas e custos de operação, que incluem, interrupção e o preço médio de energia elétrica que não foi suprida.

As referências [37] e [38] utilizam o mesmo modelo de otimização, no entanto, apresentam um modelo mais aprimorado, no que se refere à modelagem do tempo de vida dos transformadores, incorporando o envelhecimento através da aplicação do modelo de Arrhenius e o efeito de curtos-circuitos e outras ocorrências capazes de influenciar a durabilidade dos equipamentos.

### Evolução Diferencial

A evolução diferencial também é um algoritmo evolutivo baseado nos mecanismos de seleção natural, através da utilização de operadores de mutação, cruzamento e seleção, com o objetivo de gerar indivíduos mais aptos. Para produzir uma perturbação, esta técnica utiliza uma estratégia diferente, que se baseia em diferenças ponderadas de indivíduos selecionados aleatoriamente [55].

Basicamente, o algoritmo se inicia com a geração aleatória da população inicial através de uma função de distribuição uniforme. Em seguida, são escolhidos aleatoriamente indivíduos para sofrerem mutação e cruzamento e produzir novos indivíduos. Feito isso, o operador de seleção compara o indivíduo gerado com o ascendente, e o que apresentar o melhor desempenho, segundo a avaliação da função objetivo, é selecionado como descendente para compor a próxima geração. A mutação envolve inúmeras regras de combinação entre os indivíduos selecionados. Isso significa que quanto maior o número de indivíduos selecionados aleatoriamente, maior será a diversidade proporcionada à busca, e, consequentemente, menores as chances de acontecer um aprisionamento em ótimos locais. Em [54], a técnica de otimização evolução diferencial foi aplicada ao problema de dimensionamento de estoque de transformadores em um sistema real, para um período de dez anos, para um parque composto por 177 transformadores. A SMC é utilizada para obter os índices de confiabilidade e os custos considerados, neste caso, investimento em novas unidades de transformadores reservas, e custo operacional, que inclui não faturamento e interrupção. Neste trabalho, o tempo de instalação da unidade reserva, a utilização de MUS, e a possibilidade de executar uma manobra de transferência de carga não foram considerados.

Neste mesmo trabalho é feita uma comparação entre as técnicas, estratégia de evolução e evolução diferencial e, ressalta-se que, como a técnica DS sempre seleciona os melhores indivíduos para a próxima geração, não elimina sequências semelhantes, obtendo uma população final idêntica. Assim, o algoritmo pode convergir mais rapidamente, resultando em ótimos locais, já que a diversidade diminui com o avanço das gerações. Para evitar uma convergência prematura, é necessário aumentar a dimensão populacional, contudo, apesar de ampliar o espaço de busca do algoritmo, dando a ele maiores chances de não se aprisionar em ótimos locais, o esforço computacional é maior, o que muitas vezes pode ser uma desvantagem.

Por fim, conclui-se que, apesar de ter alcançado bons resultados a partir das duas ferramentas de otimização, a estratégia de evolução seleciona os melhores indivíduos distintos para compor a próxima geração e que, por isso, e devido às suas características, ela é mais adequada para a solução do problema.

A referência [40] é uma evolução das demais referências que abordaram a metodologia de simulação Monte Carlo, pois ela apresenta um modelo mais completo, incluindo mais duas estratégias de emergência para minimizar a perda de um transformador além das unidades de transformadores reservas: possibilidade de transferência de carga em quaisquer pontos que o planejador queira simular, e utilização de unidades de subestações móveis. Ademais, modela o tempo de instalação dos transformadores reservas e unidades de subestações móveis, o tempo de manobra de transferência de carga e o tempo de reposição do transformador no estoque.

Seu modelo também inclui expansão do parque de transformadores, aumen-

to de carga em todos os pontos ou em pontos determinados a serem escolhidos pelo usuário do programa, envelhecimento dos transformadores através da aplicação do modelo de Arrhenius e o efeito de curtos-circuitos e outras ocorrências capazes de influenciar a durabilidade dos equipamentos. Contudo, este modelo mais completo não inclui nenhum algoritmo de otimização.

Para que uma evolução na solução do problema de dimensionamento de transformadores reservas seja continuada, é necessário que o modelo mais completo da simulação Monte Carlo seja aplicado a uma técnica de otimização a fim de obter soluções factíveis. Sendo assim, esta tese tem como objetivo realizar o dimensionamento de estoques de transformadores reservas e de unidades de subestações móveis para um período predeterminado através de um pacote de ferramentas que inclui a simulação Monte Carlo [10] e um algoritmo de otimização baseado em meta-heurística.

## 1.2.3 Objetivo Geral da Tese de Doutorado

O principal objetivo é desenvolver ferramentas que auxiliem empresas na tomada de decisão quanto ao dimensionamento e localização de estoque de transformadores reservas e unidades de subestações móveis, de modo a minimizar os custos e elevar a confiabilidade do sistema. O desenvolvimento dessas ferramentas pode ser dividido de acordo com as seguintes etapas:

- i) Desenvolvimento de uma ferramenta baseada em processos contínuos de Markov, para ambos os tipos de falha, Classe 1 e Classe 2, considerando os seguintes parâmetros:
  - a) Número de equipamentos no campo e no estoque, taxa de falha e taxa de reparo;
  - b) Tempo médio de instalação dos equipamentos.
- ii) Desenvolvimento de um modelo baseado em simulação Monte Carlo (SMC) cronológica para avaliação da confiabilidade e cálculo de custos, considerando os seguintes parâmetros como dados de entrada:
  - a) Número de equipamentos no campo e no estoque, taxa de falha;
  - b) Tempo médio de aquisição, reposição e instalação dos equipamentos;

- c) Possibilidade de representar expansão do sistema;
- d) Possibilidade de realizar transferência de carga em todos os pontos que o planejador desejar simular.
- iii) Desenvolvimento de um modelo de otimização baseado em algoritmos genéticos (AG) para o dimensionamento de estoques de RST e MUS, cuja função objetivo é construída a partir dos resultados do modelo descrito em (ii). As características dos parâmetros da função objetivo são mantidas, porém, ao invés das unidades reservas programadas serem dimensionadas aleatoriamente pelo planejador, são otimizadas pelo AG;
- iv) Desenvolvimento de um modelo de otimização baseado em algoritmo genético para determinar a localização dos estoques de RSTs e MUS, cuja função objetivo é construída a partir dos resultados do modelo descrito em (ii). As características dos parâmetros da função objetivo são mantidas e o estoque a ser otimizado no espaço geográfico é aquele obtido através da aplicação da ferramenta descrita em (iii).

## 1.3 Estrutura da Tese

Essa tese de tese de doutorado é composta por seis capítulos resumidamente descritos a seguir.

O presente capítulo descreve a relevância do tema de dimensionamento de estoque de transformadores e de subestações móveis, em termos de avaliação e otimização do estoque, referenciando os trabalhos mais importantes publicados na literatura sobre este tema.

O Capítulo 2 apresenta dois modelos probabilísticos para o dimensionamento de estoque para falhas de Classe 1, catastróficas, e Classe 2, reparáveis. Os modelos discutidos são: Markov e simulação Monte Carlo cronológica.

O Capítulo 3 apresenta um pacote de otimização estocástica baseado em algoritmos genéticos cuja função objetivo é minimizar o custo total de investimento e operação do sistema, calculado através da simulação Monte Carlo. Essa metodologia é aplicada com o objetivo de dimensionar o estoque de transformadores reservas e de subestações móveis mediante falhas catastróficas.
No Capítulo 4, são realizadas aplicações numéricas com as ferramentas desenvolvidas em diversas análises de sensibilidade onde os parâmetros do sistema são variados a fim de mostrar o comportamento e a flexibilidade da ferramenta, através da análise dos custos e dos índices de confiabilidade. A ferramenta de otimização também é testada e avaliada através dos índices de desempenho.

No Capítulo 5, os estoques de RSTs e MUS determinados no Capítulo 4 são alocados ao longo do sistema via SMC e AG. A ferramenta de otimização também é aplicada a um sistema de grande extensão territorial, o qual é avaliado através de diversos índices de confiabilidade, desempenho e custos esperados.

Por último, o Capítulo 6 apresenta as principais conclusões, contribuições e propostas de continuidade.

## 2 Modelos Probabilísticos para Avaliação de Estoque

### 2.1 Introdução

Conforme discutido no capítulo anterior, os principais modelos probabilísticos, Poisson, Markov e simulação Monte Carlo (SMC), vêm sendo utilizados para realizar o dimensionamento de estoque de transformadores reservas (*Regular Spare Transformer(s)* - RST) e de unidades subestações móveis (*Mobile Unit Substation(s)* – MUS) para atender a um grupo de subestações de distribuição, a fim de elevar seu nível de confiabilidade ao menor custo possível.

Para aplicar essas metodologias, é necessário fazer algumas considerações com relação à vida dos equipamentos. Segundo [17], [56], [57], o ciclo de vida de um equipamento pode ser dividido em três fases: mortalidade infantil, onde a taxa de falha é decrescente; período de vida útil, cujas falhas podem ser consideradas constantes; e, por fim, a fase de desgaste, que apresenta uma taxa de falha crescente, devido ao envelhecimento do equipamento.

Considerando que o equipamento passou pelo período de mortalidade infantil e encontra-se na região de vida útil, onde a taxa de falha considerada constante implica em tempos de funcionamento exponencialmente distribuídos [17], é possível aplicar os modelos de Poisson e Markov. Nesses casos, torna-se obrigatório considerar que todos os equipamentos são iguais, já que não é possível representar as características individuais de cada um, devido às limitações desses modelos.

O modelo baseado na distribuição de Poisson permite calcular a probabilidade de um evento ocorrer um número determinado de vezes a partir da taxa de falha dos equipamentos, e não permite a reposição do estoque durante o período de análise. O modelo baseado em processos de Markov permite calcular a probabilidade de um sistema se encontrar em diversos estados futuros de operação, a partir dos quais é possível calcular a probabilidade de sucesso e falha. Ao contrário de Poisson, este modelo permite considerar tempo médio de reparo ou aquisição. Sendo assim, pode-se considerar que o modelo de Poisson é um caso particular de Markov, quando neste último não se admite a possibilidade de reposição do estoque durante o período analisado, em outras palavras, quando o tempo de aquisição ou reparo é igual a zero.

Já a SMC sequencial ou cronológica não se limita a utilizar apenas distribuições exponenciais, válidas no período de vida útil, ela permite também modelar qualquer distribuição de probabilidade. Para isso, basta utilizar equações correspondentes para o sorteio dos tempos. Sendo assim, se utilizada uma distribuição exponencial para a taxa de falha e tempos de reparo, a simulação Monte Carlo fica equivalente ao modelo Markoviano. Consequentemente, a simulação Monte Carlo pode facilmente se adequar ao modelo Markoviano.

Este capítulo faz uma breve abordagem sobre processos contínuos de Markov, cujo objetivo é permitir o entendimento de suas características básicas, destacando suas premissas, restrições, principais vantagens e desvantagens. Em seguida, é apresentada a principal ferramenta de avaliação neste trabalho, a simulação Monte Carlo. Ela permite modelar eventos e ações a partir de qualquer distribuição de probabilidade e representar os equipamentos e suas características individuais. A SMC cronológica foi aplicada a dois sistemas reais como exemplos ilustrativos de avaliação do desempenho da metodologia.

# 2.2 Modelo de Markov

Este item descreve uma metodologia para dimensionamento de estoques de transformadores reservas e de subestações móveis, baseando-se em processos estocásticos Markovianos. Para que seja possível aplicar tal modelo, é necessário que o sistema seja estacionário, onde a probabilidade condicional de falha ou reparo, durante qualquer intervalo fixo de tempo, é constante [10]. Essas técnicas podem ser usadas em uma gama de problemas de confiabilidade, incluindo sistemas que são ou não reparáveis, com unidades em paralelo ou reservas.

Uma taxa de falha constante implica em uma função de densidade exponencial negativa e logo, uma função de confiabilidade também exponencial. Uma das principais razões da grande importância deste tipo de distribuição consiste no fato de que uma variável aleatória com este tipo de densidade de probabilidade possui a propriedade de independer do passado, o processo não deve ter memória. Assim, a probabilidade de o sistema estar em determinado estado futuro depende apenas do estado atual do sistema, sendo que os estados devem ser identificáveis [10].

# 2.2.1 Diagrama de Espaço de Estados do Modelo de Markov

O modelo de Markov representa os possíveis estados do espaço em que o sistema pode residir a qualquer momento, por um determinado período de tempo. De acordo com o critério de falha adotado, eles podem ser classificados como estado de sucesso ou de falha. As probabilidades associadas aos vários estados do sistema, para um período preestabelecido, são obtidas resolvendo um conjunto de equações lineares. Sendo assim, uma vez feita a modelagem do diagrama via processo de Markov, é possível calcular a probabilidade de o sistema residir em qualquer estado identificado pelo planejador em um tempo futuro. As probabilidades de sucesso e falha do sistema podem ser determinadas a partir da soma das várias probabilidades de estado obtidas [11].

As probabilidades vinculadas a cada possível estado do sistema dependem de diversos fatores como: natureza da falha, dimensão do sistema, taxas de falha, tempo de reposição ou reparo, tempo de instalação de unidades sobressalentes e de subestações móveis, custos de compra, armazenamento e manutenção de peças sobressalentes e também do nível predeterminado de disponibilidade desejado para o conjunto do sistema em análise [10], [11], [58].

# 2.2.2 Montagem do Espaço de Estados

A montagem do espaço de estados para um único componente caracterizado pelas taxas de falha e reparo constantes é simples, já que o único equipamento pode assumir apenas dois estados, operando plenamente ou em falha/reparo. No entanto, para um grande sistema o diagrama torna-se bem mais complexo devido ao número de combinações dos estados individuais dos transformadores. Sendo  $n_c$ e  $n_r$  os números de transformadores no campo e no estoque, respectivamente; o número de estados,  $n_e$ , é determinado por  $2^{(n_c+n_r)}$ , para um sistema que considera apenas as taxas de falha e reparo.

Para um sistema de grande porte é possível elaborar um diagrama simplificado, no qual os estados com operações equivalentes são agrupados em um único estado.



Figura 2.1 – Modelagem de espaço de estados para: (a) um equipamento; (b) dois equipamentos e um diagrama simplificado [10].

A Figura 2.1 ilustra dois diagramas de espaço de estado onde w indica o número de transformadores regulares que operam normalmente no campo, r o número de reservas disponíveis, f o número de transformadores com falha, e as taxas de falha e reparo são representadas por  $\lambda e \mu$ , respectivamente.

O primeiro diagrama representa os estados de um único equipamento, cujo estado (1) representa um estado de sucesso, e o estado (2) um estado de falha ou reparo. O segundo diagrama representa um sistema composto por apenas dois equipamentos e uma unidade reserva. Nota-se, porém, que ao invés de oito estados o diagrama representa apenas quatro, isso foi possível porque os estados equivalentes foram agrupados. Em consequência, as taxas de transição devem ser recalculadas para que o sistema simplificado seja equivalente ao original. Neste caso, os estados de sucesso são os estados em amarelo (1) e (2), já que agora é considerado que uma unidade reserva é instalada no campo instantaneamente, substituindo a unidade avariada.

As taxas de falha têm relação com o tempo. Sendo assim, a taxa de falha,  $\lambda$ , pode ser descrita como sendo a recíproca do tempo médio para falha, MTTF, com os tempos de falha contados a partir do momento em que o componente começa a operar até o momento em que falha. Da mesma forma, a taxa de reparo,  $\mu$ , é a recíproca do tempo médio de reparo, MTTR. O tempo é contado a partir do momen-

to em que o componente falha até o momento em que retorna ao estado de operação normal [10], [17].

# 2.2.3 Modelos para Falhas

Para um sistema com poucas unidades, o diagrama é simples e seu tamanho pode ser considerado pequeno e pouco trabalhoso de ser elaborado. No entanto, para um sistema composto por dezenas de unidades de transformadores, mesmo utilizando o recurso de um diagrama simplificado, o diagrama pode tomar uma proporção muito grande, tornando o processo de elaboração demorado e exaustivo. Diante disso, em [11] é proposto um truncamento no diagrama de espaço de estados. Esse truncamento não altera significativamente os resultados, já que a probabilidade de ocorrência dos estados de níveis mais baixos, que são aqueles que representam a falha de mais de três transformadores simultaneamente, é praticamente nula. Portanto, a montagem do diagrama se torna mais simples considerando um modelo simplificado e truncado.

Em [10], [41], [59], foram desenvolvidos dois modelos de espaço de estados, para as falhas de classes 1 e 2 para dimensionamento de estoque de equipamentos reserva. Esses modelos são capazes de representar as características do sistema e suas ações de acordo com a natureza das falhas modeladas em cada um deles. A partir deles, a matriz de transição pode ser elaborada e a probabilidade de cada estado pode ser obtida através da resolução de equações lineares.

Para falhas da Classe 2, o dimensionamento da unidade de subestação móvel foi feito a partir da análise da disponibilidade obtida com o número de MUS variando de 0 a 2, e, como esperado, o uso de uma unidade de subestação móvel gera um impacto positivo no sistema, aumentando os espaços de estado de sucesso e, consequentemente, a confiabilidade do sistema.

Para as falhas de Classe 1, foram feitas avaliações variando simultaneamente o número de subestações móveis e de unidades de transformadores reservas. Novamente, a análise foi feita a partir da disponibilidade obtida para cada combinação testada pelo planejador. A partir desses dados, concluiu-se que a utilização de unidades de subestações móveis e transformadores reservas concomitantemente elevam a disponibilidade do sistema em mais de 90%, demonstrando matematicamente a vantagem de o sistema adquirir reservas desses equipamentos. Outros detalhes do desenvolvimento e análises de sensibilidade realizadas podem ser consultados em [10], [41] e [59].

## 2.2.4 Cálculo das Probabilidades

As probabilidades dos estados em cada instante de tempo *t* podem ser calculadas pela solução do sistema de equações diferenciais a partir da Equação 2.1 [10], [17], [18], [21].

$$\dot{P} = P(t) \times \Lambda \tag{2.1}$$

onde o número de equações é igual ao número de estados, P(t) é um vetor  $(1 \times n_e)$ dos estados de probabilidade, e  $\Lambda$  é a matriz  $(n_e \times n_e)$  das taxas de transição entre os estados, obtida conforme as Equações 2.2 e 2.3.

$$\Lambda_{ij} = \lambda_{ij} \tag{2.2}$$

$$\Lambda_{ii} = -\sum_{j=1, i \neq j}^{n_e} \lambda_{ij}$$
(2.3)

onde  $\lambda_{ij}$  é a taxa de transição entre os estados *i* e *j*.

As probabilidades transitórias podem ser calculadas em tempo discreto com  $\Delta t$  suficientemente pequeno, a partir de um instante de tempo *t*=0, através do processo recursivo, perante aplicação da Equação 2.4.

$$P(t + \Delta t) = P(t) \times P \tag{2.4}$$

Neste caso, a matriz de probabilidades de transição é calculada em função da matriz taxas através da Equação 2.5, [21]:

$$P = \Delta t \times \Lambda + \mathbf{I} \tag{2.5}$$

onde I é a matriz identidade com a mesma dimensão de  $\Lambda$ .

Com o objetivo de calcular as probabilidades transitórias, aplica-se a Equação 2.4 de forma repetitiva, através de passos  $\Delta t$ , até alcançar o instante *t*. A dis-

$$A(t) = \sum_{k \in \Omega} P_k(t)$$
(2.6)

onde  $\Omega$  é o conjunto dos estados de sucesso.

Na região estacionária, i.e., para instantes de tempo suficientemente distantes de t=0, as probabilidades tornam-se constantes e independentes da condição inicial do sistema, de forma que na Equação 2.1, o vetor de derivadas torna-se nulo, dando origem a um sistema de equações algébricas, conforme Equação 2.7.

$$0 = P \times \Lambda \tag{2.7}$$

Contudo, a matriz de taxas,  $\Lambda$ , é singular por construção, o que torna o sistema indeterminado. Para determinar as probabilidades estacionárias, *PS*, é preciso substituir qualquer equação pela Equação 2.8.

$$PS_1 + PS_2 + \dots + PS_{ne} = 1 \tag{2.8}$$

Uma vez resolvido o sistema de equações lineares, é possível calcular a disponibilidade do sistema através da soma das probabilidades dos estados de sucesso, conforme Equação 2.9.

$$A = \sum_{k \in \Omega} PS_k \tag{2.9}$$

A indisponibilidade do sistema em análise pode ser obtida pela soma das probabilidades de falha do sistema, similar à disponibilidade, ou pode ser obtido conforme Equação 2.10.

$$\overline{A} = 1 - A \tag{2.10}$$

Usualmente, a indisponibilidade do sistema é representada em horas/ano, de acordo com a Equação 2.11.

$$U = \overline{A} \times 8760 \tag{2.11}$$

# 2.2.5 Limitações do Modelo de Markov

A partir dos processos contínuos de Markov, é possível obter a probabilidade de sucesso e falha do sistema, calcular índices de confiabilidade e custos de investimento e operação. No entanto, esta metodologia apresenta limitações, já que permite apenas tempos de funcionamento exponencialmente distribuídos, o que implica em admitir que os equipamentos tenham taxas de falha idênticas, o que não acontece nos sistemas reais.

Dadas as restrições inerentes aos modelos Markovianos, uma opção mais flexível é a simulação Monte Carlo cronológica. A SMC cronológica permite modelar tempos de reposição com quaisquer distribuições de probabilidade; modelar diferentes cenários do sistema como, expansão do parque de transformadores e aumento de carga; e representar ações de emergência para atenuar a perda de um transformador. Tais ações não suportadas pelo método de Markov.

Portanto, devido à sua flexibilidade, o modelo cronológico da SMC torna-se a principal ferramenta de aplicação neste trabalho.

## 2.3 Simulação Monte Carlo

A simulação Monte Carlo é uma ferramenta matemática baseada na seleção e análise de um grande número de amostras de tempos de operação de componentes do sistema, extraídas das variáveis aleatórias correspondentes [39], visando calcular as probabilidades de forma amostral [60]. O método é amplamente utilizado na solução de problemas de engenharia [17], a fim de se obter uma aproximação numérica da solução de problemas de alta complexidade [60].

A SMC é um processo amostral que pode estar ou não relacionado com o tempo. Normalmente, quando o processo não está relacionado com o tempo é denominado apenas aleatório ou não sequencial, caso contrário, é denominado sequencial ou cronológico [17].

A simulação Monte Carlo não sequencial é baseada na representação de estados, a qual utiliza o modelo de Markov para reproduzir as transições de estado dos equipamentos e das cargas [61]. Os sorteios do período de vida útil dos equipamentos são feitos de forma aleatória, sem contemplar nenhum critério cronológico. Esse tipo de simulação é preferível à sequencial quando a cronologia dos eventos não é relevante para o problema proposto, já que seu custo computacional é menor. Comparando com os métodos analíticos, é mais vantajosa quando se trata de sistemas maiores e mais complexos [17], que seriam muito simplificados e exaustivos de serem implementados.

A abordagem sequencial simula os eventos no tempo, sendo assim, consegue representar as sequências dos eventos cronológicos. O método é capaz de modelar eventos como crescimento de carga, expansão do parque de transformação e ampliação do estoque de reservas ao longo do período definido pelo planejador (e.g., dez ou vinte anos). Além disso, uma grande quantidade de parâmetros estatísticos pode ser estimada durante a simulação, como número médio de transformadores avariados no período, idade esperada do parque de transformação no final do período etc. [37]. Além disso, características adicionais relacionadas à memória operacional do equipamento, correlação temporal ou restrições físicas podem ser facilmente incorporadas à simulação [21], como o envelhecimento, por exemplo.

Como o problema de dimensionamento de estoque de transformadores reservas é dependente do tempo para representar seu comportamento operacional, características individuais dos equipamentos e ações inerentes ao sistema, o modelo cronológico é o mais adequado para o problema de dimensionamento de estoque proposto.

Sendo assim, esta ferramenta é utilizada para avaliar a confiabilidade de sistemas compostos por transformadores convencionais instalados no campo e transformadores reservas [4], [62], para os quais os índices de confiabilidade são calculados com base em um grande número de anos de operação, neste caso igual a 10 anos, simulados por um processo de amostragem cronológica [21].

# 2.3.1 Conceitos Básicos da Simulação Monte Carlo Cronológica

Como o dimensionamento de estoque de transformadores reservas é relevante apenas para as falhas catastróficas, neste item são apresentados apenas conceitos e premissas referentes a este tipo de falha para entendimento da metodologia e avaliação dos seus resultados.



Figura 2.2 - Ilustração do histórico gerado pela SMC cronológica: Falha Catastrófica [10].

Para ilustrar os aspectos cronológicos que envolvem o problema de dimensionamento de estoque de transformadores reservas, toma-se a Figura 2.2 como um exemplo hipotético para um sistema composto por uma unidade de subestação móvel e três transformadores iguais, designados por  $TR_a$ ,  $TR_b$  e  $TR_c$ . Cada transformador pode ser encontrado em um dos seguintes estados a qualquer momento: em operação (*up*), em processo de substituição por um novo transformador (*down*), em estoque (*spare*) e com a subestação móvel operando para suprir falhas (*mus*). Para que o sistema esteja em estado de sucesso, duas unidades devem estar em operação, ou seja, no estado *up* ou *mus* do gráfico.

Nota-se que o tempo de instalação da unidade de transformador reserva e da subestação móvel não é representado no gráfico. Esta simplificação se justifica pelo fato do tempo da instalação do transformador reserva ser muito menor que o tempo de uma falha, quando falha um transformador no campo e não há reserva disponível para substituir a unidade avariada [54]. Da mesma maneira, o tempo de instalação da subestação móvel também é ignorado, pois, sua instalação é muito mais rápida se comparada ao tempo de instalação de uma unidade reserva, sendo capaz de restaurar o sistema em até 24 horas [10].

Para fazer essa representação cronológica, algumas premissas foram adotadas, são elas:

- As unidades de subestações móveis podem ser instaladas no campo, se e somente se, houver reserva disponível;
- As MUS podem ser instaladas simultaneamente, se disponíveis para falhas simultâneas;
- As MUS podem ser utilizadas para atender a carga enquanto a unidade avariada está sendo substituída por uma reserva;
- A avaria de um transformador só inicia uma falha do sistema se nenhuma medida de emergência puder ser tomada para atender totalmente a carga que seria perdida.

O exemplo ilustrado na Figura 2.2 indica que no início tem-se os transformadores  $TR_a$  e  $TR_b$  operando normalmente no campo e o transformador  $TR_c$  disponível no estoque como unidade reserva até o instante t<sub>1</sub>, quando uma falha acomete o transformador  $TR_a$ . Neste instante, a MUS está disponível e existe uma unidade reserva disponível, então, como medida de emergência, a MUS é instalada e permanece em operação até que a unidade reserva esteja instalada e pronta para entrar em operação. O equipamento danificado é reparado ou substituído por uma nova unidade e volta a compor o estoque quando disponível. Em t<sub>2</sub> acontece o mesmo cenário, quando  $TR_b$  falha.

Em t<sub>3</sub> uma falha acomete o transformador  $TR_c$ , nesse instante, o transformador  $TR_a$  é um reserva e a unidade  $TR_b$  opera temporariamente com a MUS, enquanto a unidade avariada é substituída pela unidade reserva,  $TR_a$ . Como a única unidade de subestação móvel está sendo usada para cobrir falhas do transformador  $TR_b$  e a única reserva está comprometida a substituí-la, a unidade TRc ocupa o estado *down* do sistema. Neste cenário, o sistema possui déficit de um transformador no campo.

O processo cronológico continua na linha do tempo e representa diversos casos que podem acontecer em um cenário real. Nota-se que, com o decorrer do tempo os equipamentos reservas são repostos e passam a compor o estoque caso nenhuma outra falha ocorra até o momento da sua reposição, caso contrário, o equipamento reserva que comporia o estoque vai diretamente para o campo. Portanto, quando ocorre uma falha, o equipamento danificado é, se possível, reparado, ou substituído por uma nova unidade, e volta a compor o estoque assim que estiver disponível.

A análise temporal permite determinar, a qualquer momento, a disponibilidade da MUS, o número de reservas disponíveis no estoque, o déficit de equipamentos no campo e o número de unidades em operação, designados por  $n_{mus}(t)$ ,  $n_r(t)$ ,  $n_d(t) n_{op}(t)$ , respectivamente.

Para uma análise mais completa, os dois últimos gráficos representam o sistema sem unidade móvel. Da mesma forma, é possível determinar, a qualquer momento, o déficit de equipamentos no campo e o número de unidades em operação, designados por  $n_d^{s/mus}$  e  $n_{op}^{s/mus}$ , respectivamente. Esses últimos gráficos permitem visualizar a importância do uso da unidade de subestação móvel como ação de emergência para suprir a carga que seria perdida devido à falha de um transformador no campo. Como esperado, sem a utilização da MUS, o déficit de equipamentos é maior e o número de unidades operando no campo menor.

Caso seja utilizada uma distribuição exponencial, os tempos de funcionamento para cada transformador são sorteados conforme Equação 2.12 [17], [21].

$$t_f = -\frac{1}{\lambda} \times ln(U) \tag{2.12}$$

onde  $\lambda$  é a taxa de falha do transformador e U um número aleatório com distribuição uniforme entre 0 e 1. Uma expressão análoga pode ser obtida para os tempos de aquisição ou tempo de reparo, substituindo  $\lambda$  por  $\mu$ , conforme Equação 2.13.

$$t_r = -\frac{1}{\mu} \times \ln(U) \tag{2.13}$$

As Equações 2.12 e 2.13 utilizam distribuições exponenciais, válidas no período de vida útil do equipamento [17], frequentemente admitidas em processos de Markov. Contudo, o método baseado na SMC admite quaisquer distribuições estatísticas, como tempos de funcionamento exponenciais e tempos de reposição com distribuição normal [54], bastando, para isso, utilizar as equações correspondentes para o sorteio dos tempos [63].

# 2.3.2 Cálculo e Obtenção dos Índices de Confiabilidade e Custos

A obtenção dos índices de confiabilidade e dos custos relacionados com a perda de carga devido à falha de um transformador no campo está atrelada a um coeficiente de incerteza  $\beta$ , através do qual a simulação Monte Carlo converge. Segundo [10], o valor do coeficiente de incerteza, estimação dos índices de confiabilidade e custos, podem ser definidos da seguinte forma:

### Obtenção dos Índices de Confiabilidade

Cada índice pode ser estimado a partir da função teste  $G(Y_k)$  [53], [42], i.e.,

$$\tilde{E}[G] = \frac{1}{N_{sim}} \sum_{k=1}^{N_{sim}} G(Y_k)$$
(2.14)

onde  $N_{sim}$  é o número de simulações realizadas (e.g., 100 repetições de um período de 20 anos),  $Y_k$  é a sequência de estados do sistema, no período k (e.g., 20 anos). A incerteza da estimativa é dada pela variância amostral do estimador, i.e.,

$$V(\tilde{E}[G]) = \frac{V(G)}{N_{sim}} = \frac{G(Y_k^2) - G(Y_k)^2}{N_{sim}}$$
(2.15)

onde, V(G) é a variância da função teste.

A convergência da simulação Monte Carlo é testada utilizando um coeficiente de incerteza, denominado coeficiente de variação  $\beta$ , definido conforme Equação 2.16.

$$\beta = \frac{\sqrt{V(\tilde{E}[G])}}{\tilde{E}[G]}$$
(2.16)

O coeficiente de variação  $\beta$  é definido como o quociente entre o desvio padrão da média amostral do índice de interesse e o valor esperado amostral [42].

Neste caso, a convergência é determinada pelo número de simulações e pelo valor de  $\beta_{EENS}$ , calculado a partir da energia não suprida (*Expected Energy not Supplied* – EENS), que assume a função teste  $G(Y_k)$ . Portanto, a SMC pode ser interrompida quando o número de períodos simulados (i.e.,  $N_{sim}$ ) for grande o su-

ficiente para que o coeficiente de variação do índice de interesse seja menor que um limite aceitável (e.g., 1%). O limite para o número de simulações é estabelecido para que o processo seja interrompido mesmo se o coeficiente de variação não for atingido [10]. Esses dois critérios de parada estabelecidos para a SMC impedem que a simulação entre em um processo de *loop* infinito caso o sistema em análise seja muito complexo e exija um número muito alto de simulações para alcançar o valor desejado para o coeficiente  $\beta$ . O fluxograma da Subseção 2.3.3 ilustra, de forma mais detalhada, o processo de convergência da SMC.

Dado que a SMC é uma ferramenta estocástica capaz de estimar diversos parâmetros do sistema, pode-se afirmar que um pequeno número de amostras produz uma estimativa muito escassa da probabilidade, sendo necessário um grande número de amostras, nesse caso, um grande número de períodos simulados para garantir uma alta precisão nos resultados. Isso acontece porque o valor da probabilidade oscila durante o processo de amostragem, no entanto, à medida que o número de amostras aumenta, tende a convergir para o valor real.

Para ilustrar este conceito, foram realizadas duas simulações variando o valor de  $\beta$  para o mesmo sistema de [10], [11]. A simulação é feita para  $\beta$ =5% e  $\beta$ =1%, cujos resultados são mostrados na Figura 2.3. O gráfico mostra a convergência da disponibilidade desse sistema versus o número de simulações.



Figura 2.3 – Disponibilidade gerada pela simulação Monte Carlo:  $\beta = 5\%$  e 1%.

Observando os gráficos dessa figura, nota-se que para um valor de  $\beta$ =5% a disponibilidade tende para um valor de 0,852352 em apenas 200 simulações. Já para um valor de  $\beta$ =1%, à medida que o número de simulações aumenta o resultado da disponibilidade oscila menos, tendendo para o valor de 0,86433 em 5310 amostras, 5110 a mais que para um valor de  $\beta$  = 5%, o que torna os resultados mais precisos e confiáveis.

### Índices de Confiabilidade

A simulação Monte Carlo permite estimar diversos índices de confiabilidade [17], [21], [42], [54], [60].

Para o cálculo dos índices, foi admitido que as falhas devem ser contabilizadas apenas quando não existirem possibilidades de a unidade falhada ser suprida por uma unidade móvel ou substituída por uma unidade reserva e, quando não há possibilidade de transferência parcial ou total da carga. Ou seja, as falhas são contabilizadas apenas quando as ações de emergência não podem ser realizadas para suprir a carga mediante falha do transformador. Nas definições dos índices de confiabilidade, o período de análise, definido pelo planejador, é denominado por "*T*". E o número de simulações gerado pelo algoritmo durante o período de análise é determinado por  $N_{sim}$  [10].

#### Disponibilidade (A)

É a probabilidade de o sistema apresentar, em qualquer instante de tempo futuro, todos seus transformadores em plena operação. Ou seja, é a relação entre o tempo em que o sistema ocupa o estado de sucesso ao longo da simulação ( $t_{sucesso}$ ) e o período total simulado,  $T \times N_{sim}$ , i.e.,

$$A = \frac{t_{sucesso}}{T \times N_{sim}}$$
(2.17)

#### Indisponibilidade (U)

É o número esperado de horas no período durante o qual o sistema sofre déficit no número de transformadores, que pode ser obtido pela relação entre o tempo total de falha durante as simulações ( $t_{falha}$ ) pelo número de simulações realizadas, i.e.,

$$U = \frac{t_{falha}}{N_{sim}}$$
(2.18)

Frequência esperada de falhas (F)

Corresponde ao número médio de falhas por período, i.e.,

$$F = \frac{N \acute{u}mero \ de \ falhas}{N_{sim}} \tag{2.19}$$

### Duração esperada das falhas (D)

Corresponde ao tempo médio de interrupção a cada falha ocorrida, ou seja, é a relação entre o tempo total de falha e o número de falhas ocorridas no sistema ao longo da simulação, i.e.,

$$D = \frac{t_{falha}}{N \acute{u}mero \ de \ falhas}$$
(2.20)

• Energia esperada não suprida (EENS)

É o valor médio da energia não suprida no período analisado, i.e.,

$$EENS = \frac{Energia \ total \ não \ sup rida \ ao \ longo \ da \ simulação}{N_{sim}}$$
(2.21)

Potência esperada não suprida (EPNS)

É o valor médio da potência não suprida no período analisado, i.e.,

$$EPNS = \frac{Energia \ total \ não \ sup rida \ ao \ longo \ da \ simulação}{N_{sim} \times T}$$
(2.22)

Índices anualizados também podem ser calculados; por exemplo, as indisponibilidades associadas aos anos 1, 2, etc. Assim, é possível identificar anos críticos e tendências de deterioração do índice ao longo do período de análise, não apenas seus valores médios gerais [10].

### Aspectos Econômicos

O dimensionamento do estoque pode ser feito apenas através da avaliação de diversos índices de confiabilidade. Entretanto, para uma análise mais completa, é necessário envolver os aspectos econômicos relacionados aos impactos da perda de carga causada pela avaria de um transformador no campo. Os custos são fundamentais para a escolha da melhor estratégia de composição do estoque.

Ademais, a avaliação do estoque deve ser feita com o objetivo de minimizar os custos do sistema. Posto isso, a modelagem dos custos é dividida em duas partes: (i) cálculo dos custos de investimento; e (ii) cálculo dos custos de operação.

O dimensionamento ótimo de estoque visa minimizar a soma entre custos de investimento e operação, i.e., [10].

$$Min.\sum Custos = C_{operacão} + C_{investimento}$$
(2.23)

O custo total de investimento é dado pela soma dos custos de todas as unidades adquiridas ao longo do tempo de simulação, trazidos a valor presente. As unidades já existentes no estoque não são consideradas como um investimento, pois a determinação dos custos tem como objetivo identificar a melhor estratégia de evolução do estoque. Para isso, diversas estratégias devem ser testadas e comparadas. O período de amortização dos custos das novas aquisições pode ser definido como sendo o período em que as parcelas são pagas com juros. No problema de dimensionamento de transformadores, o período de amortização deve ser igual ao período de vida útil do transformador, o que faz sentido, já que apenas depois desse período ele é substituído por uma nova unidade.

Por simplicidade, os custos de operação modelados neste trabalho consideram os custos por interrupção e a perda de receita devido ao não faturamento provocado por falhas do sistema.

Segundo [54], os custos de investimento e operação podem ser obtidos da seguinte forma:

### Custo de Investimento

O cálculo do custo de investimento considera apenas as unidades que serão incluídas no estoque durante o período analisado. Além disso, são considerados

somente os pagamentos efetuados no período de análise, ou seja, custo de investimento capitalizado. O custo de investimento pode ser calculado através da Equação 2.24.

$$C_{inv} = \left(n_r \times C_r + n_{mus} \times C_{mus}\right) \tag{2.24}$$

onde  $n_r$  é o número de transformadores reservas,  $n_{mus}$  é o número de subestações móveis,  $C_r$  e  $C_{mus}$  são os custos de aquisição de um transformador e de uma subestação móvel, respectivamente,

O custo de investimento é amortizado ao longo do período de vida útil do transformador (RST e MUS), a partir do ano programado para sua compra, considerando uma taxa de juros anual, i.e.,

$$C_{amortização} = \sum_{np=1}^{P_{amortização}} \frac{1}{\left(1+j_a\right)^{np}}$$
(2.25)

em que  $P_{amortização}$  é o período de amortização em anos,  $j_a$  é a taxa de juros anual.

Sendo assim, a relação entre as Equações 2.24 e 2.25 fornece a prestação anual a ser paga ao longo da vida útil do transformador, i.e.,

$$V_A = \frac{C_{inv}}{C_{amortização}}$$
(2.26)

Porém, apenas as parcelas referentes ao período de análise devem ser contabilizadas, i.e.,

$$C_{periodo_T} = \sum_{np=1}^{T} \frac{1}{(1+j_a)^{np}}$$
(2.27)

em que T é o período predeterminado em anos.

Através das Equações 2.26 e 2.27, obtém-se o investimento capitalizado, ou seja, o custo total referente ao período analisado:

$$V_{capitalizado}^{investimento} = V_A \times C_{período_T}$$
(2.28)

Por fim, trazendo este valor para o presente, tem-se:

$$V_p = \frac{V_{capitalizado}^{investimento}}{\left(1+j_a\right)^{na}}$$
(2.29)

em que na é o número de anos a transladar da data da aquisição até o ano atual.

Portanto, para cada equipamento acrescentado ao estoque, transformador reserva e subestação móvel, deve ser calculado o valor presente, logo, a soma de todas as aquisições resulta no custo de investimento total, i.e.,

$$C_{investimento} = \sum V_p \tag{2.31}$$

A Figura 2.4 ilustra o cálculo do custo de investimento referente à inclusão de um transformador reserva ao estoque, para um período de análise igual a dez anos. Neste exemplo, são apresentadas quatro linhas do tempo. Na primeira linha do tempo um transformador reserva é adquirido no terceiro ano a um custo  $C_{inv}$ . Em seguida, esse custo é amortizado ao longo do período de vida útil do equipamento, neste caso, igual a 35 anos, sendo, portanto, convertido em 35 parcelas anuais de valor igual a  $V_A$ , de acordo com a taxa de desconto adotada pela empresa fornecedora. Na terceira linha do tempo, os valores a serem pagos neste período, custo capitalizado, correspondem a 8 parcelas, quando referenciadas ao ano de aquisição, e resultam no valor  $V_F$ . Por fim, na última linha do tempo, este valor é referenciado ao ano zero, resultando no valor presente  $V_P$ .

Custo de Operação

Os custos de operação são estimados a partir do índice da *EENS* para quantificar as perdas de receita da empresa pelo não faturamento, e o custo por interrupção dos consumidores pela energia não suprida, devido a falhas. O custo de operação pode ser obtido através da Equação 2.32 [39], [54]:

$$C_{operação} = (C_E + C_i) \times EENS(N_{RST}, N_{MUS})$$
(2.32)

onde  $C_E$  é o preço da energia em R\$/MWh e  $C_i$  é o valor médio utilizado como estimativa do custo unitário de interrupção a cada consumidor em R\$/MWh e o valor de *EENS* é fornecido pelo programa de simulação na análise de confiabilidade.



Figura 2.4 - Cálculo do custo de investimento. Baseado em [54].

### 2.3.3 Fluxograma

A Figura 2.5 ilustra um fluxograma genérico do programa computacional baseado na simulação Monte Carlo, desenvolvido para o problema de dimensionamento de estoques, para obtenção dos índices de confiabilidade e custos envolvidos para um determinado período de análise. O número de anos que compõe o período de análise (e.g., 10 anos), o número máximo de simulações (i.e.,  $N_{sim\_máx}$ ), e o valor máximo aceitável do parâmetro  $\beta$ , (i.e.,  $\beta_{máximo}$ ), devem ser informados pelo usuário nos dados de entrada do programa.



Figura 2.5 - Fluxograma genérico do funcionamento da simulação Monte Carlo [10].

O primeiro passo do programa é ler os dados de entrada, inicializar as variáveis de contagem, como o número de simulações ( $N_{sim} = 0$ ), por exemplo, e as funções testes (e.g.,  $G_{EENS} = 0$ ). Também são criadas e inicializadas variáveis auxiliares para o cálculo da variância, utilizadas para o cálculo do coeficiente de variação de interesse (i.e.,  $\beta_{EENS}$ ).

Em seguida, a SMC se inicia ao entrar em um processo de *loop* e só é interrompida quando algum critério de parada é alcançado, ou seja, quando o coeficiente de variação do índice de interesse, neste caso,  $\beta_{EENS}$ , for menor que o limite aceitável,  $\beta_{máximo}$  (e.g., 1%), ou quando o número de simulações  $N_{sim}$  alcançar seu limite máximo,  $N_{sim_máx}$ . Se a primeira condição for atendida, a simulação converge, os custos são calculados e os resultados impressos. Caso contrário, a simulação continua no loop até que uma dessas duas condições seja atendida.

Durante o processo de simulação, a energia não fornecida (perda de carga), o tempo de falha e o número de falhas ocorridas, dados os sorteios dos estados do sistema, são monitorados e acumulados em variáveis auxiliares criadas para posterior cálculo dos índices de confiabilidade e custos esperados.

Sendo assim, o processo de simulação Monte Carlo, pode ser resumido nos seguintes passos:

- i) Ler os dados de entrada;
- ii) Iniciar as variáveis auxiliares na simulação;
- iii) Incrementar o número de simulações;
- iv) Simular um período completo, amostrando os tempos de operação dos transformadores de reposição do estoque, transferência de carga, instalação de unidades móveis e reservas;
- v) Monitorar e acumular a energia não suprida, o número de falhas ocorridas e o tempo de falha para o cálculo dos índices de confiabilidade e custos gerados ao sistema;
- vi) Verificar a convergência da simulação através do coeficiente β [17], [39], [64]
   e número máximo de simulações;
- vii) Se convergir, calcular e imprimir os índices de confiabilidade e custos, senão, retornar ao passo iii).

## 2.3.4 Aspectos Complementares

#### Premissas e estratégias de operação

Conforme apresentado no Capítulo 1, algumas ações de emergências podem ser tomadas para atenuar a duração das falhas. Neste trabalho, algumas medidas de emergência são incorporadas ao modelo de simulação Monte Carlo, são elas: utilizar estoques de unidades de transformadores reservas e de subestações móveis e considerar a possibilidade de transferência de carga. Quando uma falha catastrófica acomete um transformador no campo, a unidade avariada deve ser substituída o mais rápido possível por uma unidade sobressalente para diminuir os impactos causados pela sua perda. No entanto, o transporte e instalação de um transformador reserva podem durar vários dias. Sendo assim, durante o tempo de instalação da unidade extra, ações de emergência, como utilização de unidades de subestações móveis e a possibilidade de transferência de carga para subestações vizinhas, podem ser utilizadas para minimizar o tempo da perda de carga e, consequentemente, reduzir os custos por operação causados por essa interrupção.

Diante deste cenário, algumas premissas foram adotadas neste trabalho como requisito para executar essas ações. As premissas são importantes do ponto de vista dos tempos de instalação dos equipamentos reservas e do tempo da transferência de carga. A importância dessas ações e seu papel no sistema de distribuição são apresentados e discutidos a seguir.

As unidades de subestações móveis possuem um papel importante nas subestações de distribuição, pois elas possuem um tempo de instalação de 1 a 3 dias, inferior ao tempo de instalação da unidade reserva, 11 a 13 dias, devido à necessidade de ajustes para a instalação de uma nova unidade. Sendo assim, elas podem ser utilizadas para suprir a carga enquanto a unidade sobressalente é transportada e instalada no campo.

As MUS, além de substituírem temporariamente um transformador avariado no campo, se deslocando de uma subestação para outra, podem atuar em ocasiões de emergência e manutenção [10]: no caso de manutenção preventiva e preditiva de unidades visando não interromper o fornecimento de energia [65], [66], no caso de uma subestação convencional não conseguir atender a demanda devido à necessidade de obras ou expansões que ainda não foram concluídas [65], ou para alimentar cargas em áreas isoladas ou com reservas, em áreas de conflitos e regiões atingidas por impactos naturais [60].

Nota-se, portanto, que as unidades de subestações móveis são equipamentos de grande flexibilidade operacional, podendo atender diversos tipos de ocorrências em lugares distintos e minimizando os efeitos da perda de carga. Neste trabalho, a utilização das unidades de subestação móvel se limita ao abastecimento da carga quando a unidade instalada no campo precisa ser substituída por uma unidade reserva.

O estoque de unidades de transformadores reservas também possui um papel importante no sistema de distribuição de energia elétrica, pois o custo e o tempo de aquisição são variáveis críticas para o sistema, uma vez que as concessionárias não possuem controle sobre elas. Isso porque o transformador de subestação de distribuição não é um equipamento a pronta entrega, sendo necessário encomendar uma nova unidade para repor o estoque ou substituir a unidade avariada no campo e o tempo de aquisição pode ser de até 18 meses [10].

Portanto, é extremamente importante que o processo de aquisição de um novo transformador reserva se inicie sempre que uma unidade for retirada do estoque para substituir uma unidade avariada no campo, caso contrário, na ocorrência de uma falha, a disponibilidade do sistema é diretamente afetada.

A manobra de transferência de carga para subestações vizinhas também pode ser utilizada como uma ação de emergência para mitigar as perdas de carga quando não houver unidade reserva ou subestação móvel para suprir a carga. Segundo [53], a transferência de carga deve ser uma manobra provisória para evitar problemas por sobrecarga. Neste trabalho, esta é uma medida de emergência que deve ser executada somente quando houver unidade reserva disponível.

As premissas utilizadas no emprego das estratégias de operação discutidas anteriormente podem ser resumidas nos seguintes tópicos:

- Se um transformador falhar no campo, inicia-se uma falha no sistema desde que o sistema esteja em estado de sucesso;
- Quando houver mais de uma subestação móvel, se necessário, elas podem ser instaladas simultaneamente;
- A transferência de carga só é iniciada ou a unidade móvel instalada, se houver unidade reserva disponível;
- A transferência de carga pode ser total ou parcial, os pontos em que o transformador se encontra avariado e que não podem realizar transferência de carga podem, como ação de emergência, fazer uso da unidade de subestação móvel;

• A transferência de carga pode ser iniciada sempre que solicitada se houver possibilidade de a carga ser atendia por subestações vizinhas.

### Modelo Cronológico

O programa de dimensionamento de estoques de transformadores reservas e subestações móveis utilizado neste trabalho para análise de confiabilidade e custos de investimento e operação, através da energia não suprida (i.e, EENS), ao longo de um período de T anos via Simulação Monte Carlo, tem as seguintes características [10]:

### Histograma de tempos de funcionamento dos transformadores

Os tempos de funcionamento dos transformadores devem ser modelados de forma discreta, em 20 classes, por uma distribuição qualquer, neste estudo foi utilizada a exponencial.

### Inclusão programada no estoque

Essas inclusões representam a formação do estoque ao longo dos anos do período de análise. O usuário deve definir o ano, o mês, e quantas unidades serão incluídas.

### Dados econômicos

Fornece os resultados do valor presente anual dos custos de investimentos esperados para uma determinada composição de estoque, de acordo como foi programada a inclusão de novos equipamentos de reposição ou manutenção. Também fornece os custos de operação por interrupção e não faturamento.

Para a realização desses cálculos, devem ser informados parâmetros econômicos como, o custo da energia e o custo da interrupção em R\$/MWh, para o cálculo dos custos de operação. E para o cálculo do custo de investimento em novas unidades reservas de transformadores e/ou custo de unidades de subestações móveis, o custo em R\$, e a taxa de juros mensal de amortização.

As unidades já existentes no estoque não são consideradas como um investimento, pois a determinação dos custos tem como objetivo identificar a melhor estratégia de evolução do estoque.

### Índices de confiabilidade

Fornece indicadores de confiabilidade por período analisado ou por ano, tais como: disponibilidade, indisponibilidade, frequência média da falha, duração média da falha e energia média não suprida (EENS).

Especificação de valores de carga por transformador
 Permite a especificação da carga a ser suprida por transformador.

### Aumento da população de transformadores no campo

Permite aumentar o número de transformadores do sistema analisado. Para isso, o planejador precisa informar o número de transformadores iniciais e finais, e ainda, indicar em que ano futuro o transformador entrará em operação.

### Reposição automática do estoque

Permite habilitar ou desabilitar reposição automática no estoque tanto para unidades de transformadores reservas como de unidades de subestações móveis.

Caso seja habilitada a função de reposição, a ocorrência de uma falha catastrófica no campo, Classe 1, inicia automaticamente a aquisição de um novo transformador reserva, visando à manutenção do número de equipamentos reserva especificados. Caso contrário, com a reposição automática desabilitada, o planejador tem autonomia de escolher quando adicionar novos equipamentos no sistema.

No caso da subestação móvel, ela é considerada perfeita, ou seja, não está sujeita a falhas.

### Transferência de carga individual

Permite a transferência de carga de um ou mais transformadores avariados para subestações vizinhas. Para simular uma transferência de carga, o planejador deve informar quais pontos podem ter suas cargas transferidas e o tempo para que a manobra de transferência seja concluída.

#### Tempos de instalação e transferência de carga

Os tempos de instalação das subestações móveis e transformadores reservas, assim como a transferência de carga, são especificados individualmente por ponto. O planejador é capaz de representar o sistema fidedignamente, habilitando ou desabilitando os pontos de transferência de carga de acordo com a possibilidade real do sistema, ou como queira testar, atribuindo a cada ponto um tempo de instalação ou de transferência diferentes.

### Dados gerais do sistema

Os dados gerais do sistema englobam o número de equipamentos no campo, no início e no fim do período de análise, o número inicial de transformadores reservas e de unidades de subestações móveis que devem compor o estoque, carga individual de cada transformador, período de análise, o valor desejado de  $\beta$ , etc.

Distribuições admitidas

O tempo de reposição dos transformadores do estoque pode ser modelado por uma função de distribuição contínua: normal, uniforme ou exponencial (Figura 2.6). A transferência de carga e a instalação das unidades reservas são modeladas pela distribuição uniforme. E, uma vez definido o tipo de distribuição, ela é assumida a mesma para todos os transformadores.



Figura 2.6 - Distribuição uniforme, exponencial e normal.

# 2.3.5 Processo de Simulação

A simulação Monte Carlo é uma ferramenta poderosa que pode ser aplicada em vários problemas de engenharia. Neste caso, ela é empregada em sistemas que envolvem diferentes números de transformadores em operação, estoques de transformadores reservas e subestações móveis. O objetivo é avaliar várias combinações de aquisições programadas, considerando estimativas de custos e índices de confiabilidade.

No entanto, para que uma avaliação de dimensionamento de estoques possa ser feita, é necessário realizar uma predefinição da composição do estoque de transformadores reservas e subestações móveis a serem adquiridos ao longo do período de análise. Dessa forma, o usuário do programa deve inserir no campo de aquisições programadas, a quantidade e o respectivo ano que aquele equipamento deve ser adquirido. A partir dessas definições a simulação pode ser executada e os índices de confiabilidade e custos estimados. A partir da análise dos resultados obtidos para cada combinação testada, o planejador deve escolher a opção que forneça o melhor custo-benefício, visando sempre o custo mínimo.

O processo de simulação é baseado principalmente nas estratégias operativas, denominadas medidas operativas ou ações de emergência. Essas estratégias são adotadas pelas concessionárias com o objetivo de atenuar a perda de carga devido à avaria de um transformador no campo. No modelo desenvolvido admitese: a possibilidade de se realizar transferência de carga em quaisquer pontos que o planejador definir para seu sistema; o uso de estoque de transformadores reservas, e o uso temporário de unidades de subestações móveis. Algumas premissas foram estabelecidas a fim de garantir a integridade do dimensionamento dos estoques.

O fluxograma da Figura 2.7 ilustra as principais estratégias operativas e suas premissas mediante a ocorrência de uma falha permanente. Neste caso, as premissas representam um critério ou uma ordem que deve ser respeitada para que uma medida de emergência possa ser realizada.

O fluxograma de estratégia de emergência se inicia com a detecção de uma falha. Como se trata de uma falha catastrófica, o primeiro passo é iniciar a aquisição de um transformador reserva para manter a composição do estoque. Em seguida, é necessário substituir a unidade avariada no campo, então, verifica-se a disponibilidade de um transformador reserva, caso não haja nenhuma reserva disponível, o sistema permanece desenergizado até que uma nova aquisição seja concluída. Trata-se de uma premissa adotada neste trabalho para não "mascarar" o dimensionamento do estoque, pois, qualquer outra medida de emergência, se executada neste cenário, desvaloriza o estoque de reservas, já que a carga estaria sendo atendida.



Figura 2.7 – Estratégias de emergência pela simulação Monte Carlo para falhas catastróficas.

Caso haja uma unidade reserva disponível, verifica-se a possibilidade de realizar uma ação de emergência para atenuar a perda do transformador no campo. Primeiro, verifica-se a possibilidade de transferir a carga para uma subestação vizinha, caso seja possível, a manobra de transferência de carga é iniciada, senão, verifica-se a possibilidade de utilizar uma subestação móvel. Se possível, a conexão da MUS é realizada e ela permanece em serviço até que a instalação da unidade reserva seja concluída, caso contrário, o ponto permanece desenergizado até que o reserva esteja instalado e pronto para entrar em operação.

## 2.3.6 Aplicação em Sistemas Reais

O programa de simulação Monte Carlo foi aplicado em dois sistemas de distribuição de energia elétrica como exemplo ilustrativo de avaliação da metodologia proposta: sistema da Hydro One, canadense, e o sistema da Cemig, brasileiro. O número de aquisições a serem realizadas ao longo do período analisado foi préestabelecido para ambos os sistemas apenas para exemplificação da SMC e dos seus resultados. Para ambos os sistemas foi admitido que não existem equipamentos reservas; todos os transformadores são iguais e possuem taxa de falha constante, i.e., encontram-se no período de vida útil. Os tempos de aquisição de um transformador reserva e instalação de uma subestação móvel são, respectivamente: 11 até 13 meses (distribuição uniforme) e 1 dia (valor determinístico). Para descaracterizar ligeiramente os sistemas simulados e os casos reais por questões éticas, o tempo de instalação do transformador reserva foi modificado. O custo de aquisição de um transformador reserva e de uma unidade de subestação móvel são, respectivamente, R\$ 2.500.000,00 e de R\$ 14.000.000,00, ambos amortizados ao longo de 35 anos com uma taxa de juros de 10% ao ano. A tarifa de energia elétrica e o custo unitário de interrupção são, respectivamente, 500,00 e 4.000,00 R\$/MWh.

O período de análise é de 10 anos (T = 10 anos), entre janeiro de 2022 e dezembro de 2031. A convergência da SMC cronológica é verificada através do coeficiente de variação  $\beta = 1\%$ . Os sistemas são avaliados através dos custos esperados e dos índices de confiabilidade: A - Disponibilidade; F - Frequência média de falha, dado em falhas por período (f/T); *EENS* - Energia média não suprida, dada em MWh por período; U - Indisponibilidade, dado em horas por período; D - Duração média das falhas, dado em dias.

#### Sistema Canadense - Hydro One

O sistema de distribuição da Hydro One possui 60 transformadores de distribuição de 115kV, 15MVA e taxa de falha para Classe 1, catastrófica, igual a 0,007 falhas/ano; dados extraídos de [11]. Foi assumido um tempo de instalação da unidade reserva, modelado por uma distribuição uniforme, de 12 a 16 dias.

Para este sistema, admite-se que o planejador deva adquirir, logo no primeiro ano, dois transformadores reservas e uma unidade de subestação móvel, e a aquisição de um terceiro transformador no terceiro ano, conforme mostrado na Tabela 2.1. Executando a simulação Monte Carlo para esse cenário, os índices de confiabilidade e custos esperados são apresentados nas Tabelas 2.2 e 2.3, respectivamente.

				A	Ano de l	Inclusão	)				
Tipo de Aquisição											Custo Total (R\$)
. ,	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	
RST	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	24.070.040.80
MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24.079.049,80

Tabela 2.1 - Aquisições programadas - Hydro One.

Tabela 2.2 – Índices de confiabilidade – Hydro One.

A	U	F	D	EENS
	(h/T)	(f/T)	(dia)	(MWh/T)
0,99656	301,33	4,192	3	2406,82

Tabela 2.3 – Custos es	perados (R\$) –	Hydro On	e.
------------------------	-----------------	----------	----

Investimento	Interrupção	Não-Faturamento	Total
13.248.366,20	9.627.274,31	1.203.409,29	24.079.049,80

Observando os dados de confiabilidade obtidos, nota-se que a aquisição de três transformadores reservas e uma unidade de subestação móvel apresenta uma disponibilidade do sistema de 0,99656. No entanto, os demais índices sugerem que a confiabilidade do sistema pode melhorar através de um planejamento diferente de aquisições programadas e medidas de emergência, de acordo com as restrições impostas pela simulação Monte Carlo proposta. Isso implicaria em um custo esperado menor, resultante de uma compensação de um custo de investimento maior e uma consequente redução nos custos de operação.

### Sistema Brasileiro - CEMIG

O sistema de distribuição da CEMIG é composto por um grupo de 177 transformadores de 138-13,8kV e 25MVA com taxa de falha igual a 0,0135 falhas por ano. Para este sistema, o tempo de instalação da unidade reserva foi modelado por uma distribuição uniforme entre 9 e 11 dias.

Como este é um sistema maior e, dado que foi assumido que não possui nenhuma unidade de transformador reserva ou subestação móvel, admite-se que o planejador deva adquirir três unidades de transformadores reservas e duas unidades de subestações móveis no primeiro ano, duas unidades no segundo ano, e uma sexta unidade no terceiro ano, conforme mostrado na Tabela 2.4. Executando a simulação Monte Carlo para esse cenário, os índices de desempenho e custos são mostrados nas Tabelas 2.5 e 2.6.

Analisando os índices de confiabilidade para este sistema, nota-se que estão mais degradados se comparados com o sistema anterior. Isso aconteceu porque esse é um sistema maior e a combinação de aquisições programadas sugerida pode não ter sido suficiente para elevar os índices de confiabilidade a um patamar de alto nível. Outro fator muito importante a ser destacado é que a taxa de falha para este sistema é maior que a do sistema anterior, o que pode provocar uma saturação nos índices de confiabilidade, esta questão é discutida com mais detalhes no Capí-tulo 3. Ademais, não foi considerada a possibilidade de transferência e carga (como também no caso da Hydro One). Essa degradação também pode ser observada analisando os custos esperados, nos quais, nota-se um custo de operação muito maior que o custo de investimento, não havendo um equilíbrio entre eles, ou seja, a solução sugerida não indica um bom custo-benefício.

Tipo de	Ano de Inclusão								Custo Total		
Aquisiçao	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(K\$)
RST	3	2	1	0	0	0	0	0	0	0	298 972 793 40
MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2,0.,12.1,53,10

Tabela 2.4 - Aquisições programadas - CEMIG.

Tabela 2.5 – Índices de confiabilidade - CEMIG.

A	U	F	D	EENS
	(h/T)	(f/T)	(dia)	(MWh/T)
0,960661	3446,13	22,9117	6,27	60735,47

Tabela 2.6 – Custos esperados (R\$) - CEMIG.

Investimento	Interrupção	Não-Faturamento	Total
25.663.189,98	242.941.869,70	30.367.733,71	298.972.793,40

Portanto, para ambos os sistemas é necessário realizar um planejamento de tomada de decisão que eleve a confiabilidade do sistema e reduza os custos esperados através de um equilíbrio entre os custos de investimento e operação. Para isso, é necessário testar algumas opções de possíveis combinações, no entanto, esse é um processo exaustivo com baixa probabilidade de acerto, sendo necessário o emprego de uma ferramenta de otimização para auxiliar na tomada de decisão quanto ao dimensionamento ótimo da quantidade de transformadores reservas e unidades de subestações móveis.

### 2.4 Conclusões

Neste capítulo foram apresentadas duas metodologias muito utilizadas na literatura para realizar a avaliação do dimensionamento de estoque de transformadores reservas para atender a um grupo subestações de distribuição de energia elétrica. Na metodologia baseada em processos contínuos de Markov, foi possível observar que, diante da complexidade de se representar grandes sistemas em diagramas de espaço de estados, um truncamento no diagrama não afeta os resultados, uma vez que a probabilidade de um evento em um nível maior ocorrer é muito pequena. Diante disso, dois modelos foram apresentados, um para falhas catastróficas, Classe 1, e outro para falhas reparáveis, Classe 2, os quais foram desenvolvidos e testados em um sistema real em [10]. As falhas catastróficas são o foco da presente tese por terem papel fundamental na definição dos estoques.

No entanto, devido à falta de memória do método de Markov, admite-se que o período de vida útil das unidades é exponencialmente distribuído, sendo assim, esta metodologia só pode ser utilizada para taxas de falhas constantes. Assim, essa metodologia não suporta modelar eventos como o envelhecimento, por exemplo. Além disso, apesar de alguns estudos citados no Capítulo 1 terem desenvolvido modelos capazes de representar o uso de subestações móveis e transferência de carga, representar todos esses eventos em um único modelo torna o processo quase impossível de ser realizado devido às limitações que esse método impõe.

A segunda ferramenta apresentada, simulação Monte Carlo, é uma ferramenta poderosa em estudos de processos estocásticos e caracteriza-se por sua flexibilidade. Em particular a SMC cronológica permite considerar qualquer função de distribuição de probabilidade, possibilitando, dessa forma, representar qualquer característica ou evento do sistema que dependa do tempo.

Por isso, no problema de dimensionamento de estoque de transformadores reservas, a escolha da SMC a um método analítico vem da necessidade de representar características e ações inerentes às falhas que acometem os transformadores, já que a presença dessas informações gera um grande impacto nos resultados, tornando-os mais realísticos e dando a eles maior credibilidade de aceitação pelas concessionárias.

Apesar de a simulação ser capaz de representar as características individuais de cada transformador, modelar os tempos e ações de emergência inerentes ao sistema, a simulação por si só não é capaz de realizar uma tomada de decisão ótima.

A tomada de decisão com relação ao planejamento de aquisições programadas não é uma tarefa fácil, dado o número de combinações de possíveis aquisições de equipamentos reservas que o planejador pode fazer ao longo do período de análise. As possíveis soluções compõem um espaço amostral imensurável e, testar cada uma delas é um processo exaustivo e a probabilidade de sucesso no emprego da tática de tentativa e erro é pequena, devendo-se, portanto, empregar uma ferramenta de otimização.

No próximo capítulo é proposta uma nova metodologia para o dimensionamento ótimo de estoque de transformadores reservas e unidades de subestações móveis através de uma ferramenta de otimização estocástica baseada em algoritmos genéticos e simulação Monte Carlo de modo a minimizar os custos de investimento e operação, encontrando um equilíbrio entre eles.
# **3** Modelos para Otimização de Estoques

## 3.1 Introdução

A simulação Monte Carlo (SMC) é uma poderosa ferramenta estocástica que permite modelar diversos cenários do sistema, como crescimento da carga e expansão do parque de transformadores. Permite representar qualquer distribuição de probabilidade para os tempos de vida útil dos transformadores, assim como incorporar características individuais de cada equipamento.

No problema de dimensionamento de transformadores reservas (*Regular Spare Transformer(s)* - RST) e subestações móveis (*Mobile Unit Substation(s)* – MUS), para um período de dez anos, assumindo que a concessionária pode adquirir até três transformadores reservas por ano durante todo o período analisado, e até duas unidades de subestações móveis por ano nos três primeiros anos, por exemplo, o planejador tem que decidir entre 28.311.552 possíveis combinações. Testar cada possível combinação é um processo exaustivo e, em alguns casos, em um período de análise maior, ou em um sistema mais complexo que exija um limite maior de possíveis aquisições por ano, seria impossível realizar essa busca. Portanto, dado que o planejador precisa tomar uma decisão estratégica e que a probabilidade de sucesso no emprego da tática de tentativa e erro é pequena, devido à dimensão do problema, deve-se empregar uma ferramenta de otimização que auxilie no planejamento de aquisições programadas de transformadores reservas e unidades de subestações móveis. A ferramenta de otimização escolhida para solucionar esse problema foi a meta-heurística baseada em algoritmo genético (AG).

Essa técnica é amplamente utilizada em problemas complexos de otimização com diversos parâmetros ou característica que precisam ser combinadas em busca da melhor solução, e problemas com grandes espaços de busca [50], onde uma solução ótima não é necessariamente o objetivo, mas sim um conjunto de soluções factíveis de excelente qualidade [54]. Por isso, essa meta-heurística foi escolhida para ser a principal ferramenta de otimização neste trabalho. Sendo assim, este capítulo tem como objetivo empregar um método de otimização baseado em algoritmos genéticos via simulação Monte Carlo, apresentado no Capítulo 2, para otimizar o dimensionamento de estoque de transformadores reservas e de subestações móveis para um período predeterminado. Este modelo deve definir o momento e a quantidade adequada em que cada um desses equipamentos deve ser adicionado ao estoque. Além disso, a SMC contempla todos os recursos apresentados no capítulo anterior.

No modelo de dimensionamento de estoque desenvolvido, a interação entre a simulação e a otimização é complementar, neste caso, a SMC é uma função dentro do algoritmo de otimização e ambas foram desenvolvidas em ambiente Matlab. Dessa forma, a otimização fornece as variáveis de entrada de possíveis soluções (i.e., os dados de entrada ou *inputs*) à simulação Monte Carlo, que por sua vez fornece as respostas do desempenho estocástico (i.e., os valores associados à confiabilidade ou *outputs*), para a combinação proposta pelo AG. Esses dados retornam ao programa principal, para realimentar o processo de otimização.

O AG é um modelo de otimização baseado em técnicas meta-heurísticas pertencente a um grupo classificado como algoritmo evolucionário, isto é, inspirado nos mecanismos de evolução natural e recombinação genética. Essa ferramenta fornece um mecanismo de busca baseado no princípio Darwiniano de reprodução e sobrevivência dos mais aptos.

Os princípios da natureza de Charles Darwin são simples: os indivíduos mais aptos têm mais chances de sobreviver e se reproduzir, gerando mais descendentes, de forma que seus genes estejam presentes em gerações futuras, e os menos aptos tendem a desaparecer. Em um algoritmo esses princípios são reproduzidos através da evolução de populações de possíveis soluções representadas por vetores, que descrevem "matematicamente" os cromossomos artificiais. Neste campo, uma solução de possível combinação de aquisição de equipamentos reservas corresponde a um indivíduo, e um conjunto de indivíduos é denominado população.

A evolução da população se dá através de três mecanismos básicos de reprodução: seleção, cruzamento e mutação [51]. Esses processos são necessários para que novos indivíduos sejam formados e novos espaços de busca explorados. Nos itens seguintes são apresentados com mais detalhes os conceitos básicos dessa ferramenta de otimização, ao mesmo tempo em que sua modelagem é descrita para o problema de dimensionamento de estoque de transformadores reservas, incluindo subestações móveis, através da simulação Monte Carlo cronológica.

### 3.2 Otimização de Estoques

A otimização de estoques não é uma tarefa simples, já que um grande número de equipamentos reservas pode aumentar desnecessariamente os custos de investimento para a concessionária, enquanto um número insuficiente pode comprometer a confiabilidade do sistema e gerar altos custos de operação e compensações financeiras.

Na solução do problema proposto, o principal objetivo é dimensionar o estoque de equipamentos reservas de forma a elevar a confiabilidade do sistema, atendendo aos níveis exigidos pelos órgãos reguladores onde o sistema está inserido, ao menor custo possível. Posto isso, o AG tem a função de fornecer um conjunto de soluções factíveis que impactem o sistema de forma positiva, ajudando a promover o fornecimento do seu produto de forma ininterrupta, elevando o nível de confiabilidade do sistema e reduzindo os custos por interrupção.

Assim, a função objetivo minimiza a soma do custo de investimento e custo de operação, i.e.,

Min. 
$$C_{TOTAL} = \sum (C_{investimento} + C_{operação})$$
 (3.1)

onde,  $C_{investimento}$  corresponde às aquisições de transformadores reservas e subestações móveis,  $C_{operação}$  aos custos relacionados à energia não suprida durante o período analisado. Portanto, a função objetivo pode ser reescrita conforme Equação 3.2, onde  $N_{res}$  e  $N_{mus}$  representam, respectivamente, os números de transformadores reserva e MUS, i.e.,

$$\text{Min. } C_{TOTAL} = \sum_{i=1}^{T} \left( N_{res_i} \times C_{res} + N_{mus_i} \times C_{mus} + \left( C_E + C_I \right) \times EENS_i \left( N_{RES_i}, N_{MUS_i} \right) \right)$$
(3.2)

Conforme discutido no Capítulo 2, o custo de investimento deve ser amortizado ao longo do período de vida útil do transformador, sendo que, somente as prestações referentes aos anos que estiverem dentro do período de análise devem ser contabilizadas e trazidas a valor presente ( $V_P$ ). Sendo assim, a função objetivo pode ser reescrita, conforme Equação 3.3.

$$\begin{aligned}
&\text{Min. } C_{TOTAL} = \\
&\sum_{i=1}^{T} \frac{\left(N_{res_i} \times C_{res} + N_{mus_i} \times C_{mus}\right)}{C_{amortização}} \times C_{período} \times V_P + \left(C_E + C_I\right) \times EENS_i\left(N_{RST_i}, N_{MUS_i}\right)
\end{aligned} \tag{3.3}$$

Os custos por si só não possuem nenhuma restrição, portanto, eles podem ser mínimos ou exorbitantes, dependendo do número de aquisições e da energia média não suprida, que por sua vez é definida pela robustez do sistema. Ou seja, a energia média não suprida depende da capacidade do sistema em lidar com as falhas no sentido de minimizar os seus impactos, já que perante uma falha catastrófica, o tempo de perda de carga depende das medidas de emergência disponíveis para suprir a demanda de energia (e.g., transformadores reservas, uso temporário de subestações móveis e transferência de carga) e da celeridade dessas ações.

Este contexto reafirma a necessidade de haver um equilíbrio entre custo de investimento, número de aquisições de RSTs e MUS, e operação, cuja saturação pode ser alcançada mesmo em um sistema com equipamentos reservas em excesso. Por isso, foram impostos limites com relação ao número de possíveis aquisições de equipamentos reservas a serem adquiridos a cada ano.

Portanto, considerando as restrições do problema e as definições relacionadas aos custos de investimento e operação descritos no Capítulo 2, se os termos da equação anterior forem discriminados, a função objetivo pode ser reescrita definitivamente, i.e., Min.  $C_{TOTAL} =$ 

$$\sum_{i=1}^{T} \left( \frac{N_{res_i} \times C_{res} + N_{mus_i} \times C_{mus}}{\sum_{k=1}^{P_{amortização}} (1+j_a)^{-k}} \times \frac{\sum_{k=i}^{T} (1+j_a)^{-k}}{(1+j_a)^{ano_i - ano_a}} + (C_E + C_I) \times EENS_i \left( N_{RST_i}, N_{MUS_i} \right) \right)$$

$$s. a.:$$

$$(3.4)$$

onde *i* define o ano ordinário associado a alguns parâmetros definidos abaixo.

 $N_{res_{máx}}$  - número máximo de transformadores reservas que podem ser adquiridos a cada ano;

 $N_{mus_{max}}$  - número máximo de unidades de subestações móveis que podem ser adquiridas a cada ano;

C<sub>res</sub> - custo de aquisição de um transformador reserva;

 $C_{MUS}$  - custo de aquisição de uma subestação móvel;

 $C_E$  - preço da energia em R\$/MWh;

 $C_I$  - valor médio utilizado como estimativa do custo unitário de interrupção de cada consumidor em R\$/MWh;

 $j_a$  - taxa de juros anual;

T - período analisado em anos;

 $P_{amortização}$  - período de amortização em anos ao longo do período de vida útil do transformador reserva e da subestação móvel;

 $(ano_i - ano_a) =$  número de anos a transladar da data da aquisição  $(ano_i)$  até o ano atual  $(ano_a)$ ;

EENS - energia média não suprida.

A energia média não suprida pode ser definida como:  $EENS = EPNS \times 8760$ . Sendo EPNS a potência média não suprida e 8760 horas correspondente ao número de horas no ano. Portanto, o algoritmo é responsável por sugerir um conjunto de soluções factíveis de possíveis aquisições de transformadores reservas e unidades de subestações móveis a serem adquiridas a cada ano do período analisado, respeitando os limites das aquisições, conforme Equação 3.4.

### 3.2.1 Função Aptidão

A função aptidão, também conhecida como função de avaliação ou *fitness*, do termo em inglês, tem como objetivo avaliar as soluções encontradas ao longo da evolução do algoritmo, sendo assim, pode ser definida como sendo o valor associado às soluções apresentadas, indicando a qualidade do indivíduo na população. O valor da função objetivo avaliada representa a sua própria aptidão. A partir dessa função, o processo de seleção é realizado para garantir que a probabilidade de reprodução dos mais aptos seja maior, e que os indivíduos infactíveis sejam eliminados. Dessa forma, o algoritmo é guiado para alcançar um conjunto de soluções factíveis.

A aptidão de cada indivíduo pode ser avaliada através da Equação 3.4, na qual a primeira parcela representa o custo de investimento em novos transformadores reservas e/ou subestações móveis a serem adquiridos ao longo do período de análise. A segunda parcela representa o custo de operação, que depende da quantidade de energia média não suprida durante o período preestabelecido, que por sua vez, depende dos recursos disponíveis no sistema para minimizar o tempo de perda de carga.

As soluções de aquisições programadas sugeridas pelo AG contribuem com a robustez do sistema contra falhas e, consequentemente, para que o nível de confiabilidade do sistema aumente ou diminua. Se o indivíduo representa uma boa solução, a energia média não suprida é baixa, agregando um baixo custo de operação no custo total da função objetivo, caso contrário, agrega um alto custo de operação e uma baixa probabilidade desse indivíduo se perpetuar por gerações subsequentes.

Mediante uma falha catastrófica, i.e., Classe 1, a energia média não suprida pode ser atenuada através de medidas de emergência, como, disponibilidade de transformadores reservas, utilização temporária de unidades de subestações móveis e transferência de carga para subestações vizinhas. Esses recursos são dados de entrada da SMC cronológica, que juntamente com os demais dados do sistema informados pelo usuário, são lidos e incorporados à simulação para determinar os índices de confiabilidade e custos.

No entanto, é função do algoritmo genético determinar o número de aquisições de transformadores reservas e de unidades de subestações móveis a serem adquiridos a cada ano durante o período analisado, o que torna esses parâmetros variáveis da ferramenta de otimização. Essas variáveis de decisão tornam-se dados de entrada sugeridos pelo AG à função objetivo, que estima a energia média não suprida de acordo com a capacidade que o sistema possui em atenuar as perdas de carga mediante falhas que o acometem. Portanto, somente depois que a energia média for estimada, para a combinação de aquisições daquele indivíduo, o custo de operação pode ser obtido.

Portanto, enquanto o custo de operação é estimando pela SMC cronológica, o custo de investimento pode ser facilmente calculado através de equações de matemática financeira.

# 3.2.2 Solução via Algoritmo Genético

A representação das possíveis soluções do espaço de busca de um problema define a estrutura do vetor a ser manipulado pelo algoritmo [50]. Portanto, para implementar o AG no problema proposto, é necessário definir as características que melhor representam o sistema para se obter o melhor desempenho na execução do algoritmo.

Segundo [50], o AG pode ser caracterizado através dos seguintes componentes: determinação do problema a ser otimizado, representação das soluções do problema, definição da população inicial, avaliação, seleção e operadores genéticos. A Tabela 3.1 mostra todas as características escolhidas para implementar o algoritmo genético para o problema proposto. Nos parágrafos seguintes algumas dessas características são apresentadas e modeladas.

Características do AG	Modelagem				
Problema a ser otimizado	Dimensionar estoque de transformadores reservas e subestações móveis				
Representação do problema	Números inteiros Z <sup>+</sup>				
Inicialização da população	Aleatório (sorteio discreto)				
Avaliação	Custo total via simulação Monte Carlo				
Seleção	Proporcional (ou Roleta)				
Operadores genéticos	Cruzamento uniforme, mutação e elitismo				

Tabela 3.1 - Caraterísticas do modelo de AG desenvolvido.

#### Representação

O dimensionamento de estoques deve definir a quantidade de equipamentos a serem adquiridos a cada ano. Isso significa que a representação deve ser numérica, ou seja, através de números inteiros e positivos.

No AG, o cromossomo é uma estrutura de dados que representa uma possível solução para o problema e pode ser representado matematicamente por um vetor. Neste caso, o cromossomo para o problema de dimensionamento de estoques foi modelado de acordo com a Figura 3.1. Observa-se que cada gene do cromossomo representa a quantidade de equipamentos a serem adquiridos no respectivo ano, equivalente à sua posição no vetor, e que o período de análise pode compreender até vinte anos. Nota-se também que, para cada ano existem duas posições no vetor, uma para aquisição de RSTs e uma para aquisição de MUS. Isso porque foi admitido, por simplicidade, que as unidades podem ser adquiridas apenas no primeiro mês de cada ano.

A primeira parte do cromossomo (em azul) representa a quantidade de transformadores reservas a serem adquiridos em cada ano do período de análise. A segunda parte (em verde) representa a quantidade de subestações móveis a serem adquiridas em cada ano desse mesmo período. No entanto, existe uma flexibilidade com relação aos períodos de aquisição da subestação móvel.

A dimensão do vetor com relação à aquisição de transformadores reservas varia de acordo com o período de análise informado pelo planejador ao programa. A segunda parte, que determina a quantidade de subestações móveis, não funciona dessa forma. Para as MUS, o planejador deve informar ao programa em quais anos ele deseja fazer aquisição desse equipamento, podendo ser o período completo, anos intercalados, ou até mesmo admitir que esse sistema não faz uso desse equipamento. Por exemplo, o planejador pode fazer uma análise para um período de dez anos, admitindo que apenas nos três primeiros anos seja possível realizar aquisições de unidades de subestações móveis. Assumindo que o período começa em 2022, e que é possível adquirir por ano entre  $\{0, 1, 2, 3\}$  RST e  $\{0, 1\}$  MUS, o cromossomo pode ser representado pela estrutura da Figura 3.2.

0 A 0 3 3 2° 3° 5° 1° 2° 1° 4° 6° 7° 8°  $20^{\circ}$ 20° Período pré-determinado - T Ano de possível aquisição da MUS Aquisição de RTSs Alelo: Quantidade de equipamentos Loco: Respectivo ano

Figura 3.1 - Representação de um cromossomo para dimensionamento de estoque de RST e MUS.

3	2	1	0	2	0	1	0	0	1	1	1	0
2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2022	2023	2024
•												

Figura 3.2 - Representação de um cromossomo para um período de dez anos.

#### Definição da população inicial

A inicialização da população determina o processo de criação dos indivíduos para o primeiro ciclo do algoritmo [50]. A população inicial é gerada aleatoriamente a partir de uma determinada semente que pode ser definida pelo usuário ou por *default* do programa. Os indivíduos gerados podem ser classificados como bons ou ruins. Uma população boa é aquela em que seus indivíduos possuem características genéticas que colaboram para uma evolução mais rápida do algoritmo. No entanto, só é possível conhecer uma semente que gere bons indivíduos a partir de vários testes, ou seja, um processo exaustivo de tentativa e erro. Uma técnica que pode ser eficiente é utilizar a população final de uma execução do algoritmo como a população inicial em uma nova execução.

Cromossomo ou vetor:

Neste caso, a população inicial é sorteada através de uma função uniforme discreta, *randi*, disponível no Matlab. Supondo um período de 10 anos com possível aquisição de até três transformadores reservas por ano, e até uma unidade móvel por ano nos três primeiros anos, a população inicial gerada a partir de uma semente aleatória, para uma população de 20 indivíduos, pode ser representada por uma matriz conforme ilustrado na Figura 3.3.



Figura 3.3 – Exemplo de população inicial [20x13].

#### Avaliação

A avaliação é o elo entre o algoritmo genético e a função objetivo e tem como objetivo fornecer uma medida de aptidão para cada indivíduo corrente, que irá dirigir o processo de busca [50].

A ferramenta avaliadora, cuja componente estocástica mais relevante é a SMC cronológica, tem por finalidade medir o desempenho de todos os indivíduos gerados durante o processo evolutivo, atribuindo a cada um deles um valor denominado aptidão, que é utilizado como parâmetro qualitativo no processo evolutivo, através da função custo, neste caso, refere-se à função do custo total. Esse processo permite que os indivíduos com baixa aptidão tenham maior probabilidade de serem eliminados, e que indivíduos com alta aptidão tenham maior probabilidade de serem mantidos. Dessa forma o processo de evolução natural faz com

que os indivíduos migrem para as regiões com maior aptidão, alcançando resultados satisfatórios e factíveis para ao problema proposto.

#### Seleção

Durante este processo, alguns indivíduos, denominados pais, são selecionados para realizar o processo de reprodução, ou seja, gerar novos indivíduos, denominados filhos. A cada execução do algoritmo, os progenitores são selecionados a fim de formar a nova geração. A seleção é feita de acordo com a aptidão dos indivíduos, de forma que os mais aptos ou aqueles que apresentam um valor da função aptidão menor, já que este é um problema de minimização, tenham mais chances de serem escolhidos e perpetuarem suas características genéticas. Apesar de os melhores indivíduos terem uma maior probabilidade de serem escolhidos, os indivíduos classificados com uma probabilidade baixa também são selecionados a fim de evitar a convergência em um máximo local.

Os principais mecanismos de seleção são: proporcional, por torneios, com truncamento, por normalização linear e por normalização exponencial [67]. Neste caso, o método de seleção utilizado é o proporcional, também chamado de roleta (*Roulette Wheel*), onde se atribui a cada cromossomo uma probabilidade de ser selecionado, proporcional ao seu índice de aptidão [68]. Na Figura 3.4, é possível observar um exemplo de seleção por roleta para uma população composta por cinco indivíduos, sendo que o primeiro foi melhor avaliado, possuindo a menor aptidão, logo, ocupa a maior parte da roleta, e por isso a sua probabilidade de reprodução é maior que a dos demais indivíduos.



Figura 3.4 - Seleção por roleta.

#### Cruzamento

Após selecionar os progenitores, os descendentes são gerados através de mecanismos de operação. O principal mecanismo de operação é o cruzamento, em que há troca de genes entre os pais selecionados. Existem várias formas de realizar o cruzamento, os mais comuns são: de um ou mais pontos, uniforme e aritmético. Neste caso, é utilizado o cruzamento uniforme.

Este tipo de cruzamento consiste em combinar dois indivíduos diferentes, para gerar dois novos. Para isso, a cada par de progenitores selecionados por meio de sorteio, uma máscara binária de mesma dimensão é gerada aleatoriamente. A partir dessa máscara, dois novos indivíduos são formados da seguinte forma: onde houver 1 na máscara, os genes vêm do primeiro progenitor, se for igual a zero, virá do segundo, o processo inverso é aplicado para gerar o segundo descendente. Para cada cruzamento uma nova máscara deve ser gerada para garantir a diversidade dos novos indivíduos. A Figura 3.5 exemplifica esse processo.



Figura 3.5 – Exemplo de cruzamento uniforme.

#### Mutação

Após realizar o cruzamento, dando origem a novos indivíduos, o próximo passo é realizar o mecanismo de mutação. Este processo consiste na alteração do alelo ou informação genética do indivíduo, a fim de garantir uma maior diversidade e, consequentemente, permitir que outras áreas do espaço de busca sejam exploradas, prevenindo que a busca fique presa em um ótimo local. Por isso, a mutação é conhecida por provocar uma perturbação no espaço de busca. Para cada elemento do indivíduo em processo de mutação é realizado um sorteio que define, de acordo com a probabilidade sorteada, se aquele gene deve ou não sofrer o processo de mutação. Dependendo do valor dessa taxa, mais ou menos genes são modificados neste processo. Neste caso, a mutação se dá através do sorteio de um número que seja diferente do atual alelo selecionado e que esteja dentro dos limites preestabelecidos pelo planejador, substituindo o valor atual do gene mutante. A Figura 3.6 ilustra um processo de mutação, no qual, três genes, indicados por uma seta, sofrem mutação. No gene da segunda posição por exemplo, seu alelo é igual a  $\{1\}$ , dentro dos limites preestabelecidos esse valor pode ser substituído por  $\{0, 2, 3\}$ , e após ser realizado um sorteio o alelo atual foi substituído aleatoriamente por  $\{3\}$ .



Figura 3.6 - Exemplo de mutação.

#### Elitismo

Depois que a nova população é gerada a partir dos mecanismos anteriores, o conceito do elitismo é aplicado. Neste caso, os melhores indivíduos da população anterior são adicionados à nova população, caso ela não encontre resultados melhores. Em outras palavras, pode-se escrever que a matriz com a população atual e a nova são concatenadas, de forma que os melhores indivíduos da geração anterior não sejam perdidos, mas, adicionados à nova população. Feito isso, a geração da nova população chega ao fim.

Os processos anteriores se repetem até que uma nova população de dimensão igual à população inicial seja formada. No entanto, essa não é uma regra, dado que podem se formar populações novas com dimensões diferentes. Essas novas populações criadas a cada geração são a base para uma execução subsequente. Esse processo evolutivo é denominado execução evolutiva (EE). Este processo se repete em busca de um conjunto de soluções factíveis e chega ao final quando um critério de parada é atingido. Neste caso, o processo de busca por soluções ótimas chega ao fim quando o número máximo de gerações é atingido ou quando nenhum melhor indivíduo é encontrado durante um número predeterminado de gerações consecutivas.

Para que o algoritmo tenha um bom desempenho, é necessário ajustar os seus parâmetros de acordo com o problema de aplicação. Nos itens seguintes são definidos alguns parâmetros importantes que influenciam no comportamento do AG e, consequentemente, podem ajudar a prover boas soluções.

#### Tamanho da população

A população é composta por inúmeros indivíduos, formando uma matriz, conforme exemplificado na Figura 3.3. O tamanho da população afeta o desempenho do algoritmo. Se a população for pequena, a exploração do espaço de busca fica reduzida e a possibilidade de cruzamento fica limitada. Se a população for muito grande, o algoritmo exige mais tempo para ser executado e, além disso, não garante melhora no desempenho dos resultados encontrados pelo AG.

Segundo [68], alguns autores sugerem que o tamanho da população deve variar com a dimensão do vetor, ou seja, a população para um cromossomo de dimensão igual a 20 deve ser maior que para um de dimensão igual a 10.

#### Taxa de cruzamento

A taxa de cruzamento define a frequência com que um novo indivíduo é gerado. Quanto maior a taxa, mais rápido novos indivíduos vão sendo gerados, caso contrário, o algoritmo pode ficar muito lento. Contudo, se a taxa for muito alta, o algoritmo pode perder os melhores indivíduos já que sua estrutura pode ser substituída, caso o elitismo não seja aplicado.

#### Taxa de mutação

A taxa de mutação é a frequência com que os genes dos cromossomos sofrem uma modificação. Posto isso, quanto maior a taxa, maior a quantidade de genes a receber uma nova característica. Se a taxa for nula, os indivíduos permanecem os mesmos provenientes do cruzamento. Se a taxa for muito alta, indivíduos com aptidões mais altas perdem suas características, prejudicando a busca pelo ótimo. O ideal é que a taxa de mutação seja baixa, de forma a provocar uma perturbação, evitando que o algoritmo fique preso em um ótimo local, explorando novas áreas.

#### Número de gerações

O número de gerações determina quantas execuções completas o AG deve executar até encontrar um conjunto de boas soluções. Em problemas complexos pode ser necessário utilizar um número de gerações mais alto. Uma prática comum é determinar um limite de tempo de processamento ou um critério de parada por repetição, impedindo que o algoritmo faça mais execuções que o necessário.

### 3.2.3 Algoritmo de Otimização

O funcionamento básico do algoritmo pode ser resumido nos seguintes passos, conforme ilustra a Figura 3.7.

- 1. Ler os dados de entrada;
- 2. Gerar aleatoriamente a população inicial composta por N<sub>pop</sub> indivíduos;
- Avaliar os indivíduos progenitores através da função objetivo, SMC cronológica;
- 4. Selecionar os indivíduos através da roleta;
- Executar as operações, cruzamento e mutação, que dão origem aos descendentes;
- 6. Formar e avaliar a nova população;
- Se nenhum critério de parada for atingido, voltar ao passo 3. Senão, o processo de busca é encerrado e as dez melhores soluções encontradas são selecionadas e apresentadas ao usuário do programa.

Ao final de cada geração do algoritmo, a população progenitora e a descendente são agrupadas, formando uma população de tamanho igual 2Npop indivíduos. Nesta etapa, os melhores indivíduos são selecionados para formar a próxima população de progenitores, caso o algoritmo ainda não tenha convergido e uma nova geração deva ser avaliada.



Figura 3.7 – Fluxograma genérico do algoritmo genético.

### 3.2.4 Algoritmo Genético Aprimorado

Conforme mencionado anteriormente o AG convencional é uma ferramenta que emprega um mecanismo probabilístico de pesquisa baseado no processo de seleção natural de Darwin [69]. Apesar da sua natureza estocástica, o AG é capaz de explorar o espaço de busca com eficiência e encontrar um conjunto de boas soluções [49]. Essa característica estocástica pode ser observada nos resultados alcançados.

Essa natureza probabilística pode ser facilmente exemplificada pela geração da população inicial, e.g., para cada semente escolhida, uma população diferente é

gerada, se for uma boa semente, o algoritmo chega ao final mais rapidamente, alcançando um conjunto de boas soluções, senão, pode ser necessário um número maior de gerações, no entanto, essa ação não garante a qualidade dos resultados alcançados. Ademais, os sorteios envolvidos no processo de seleção da roleta e na verificação das taxas de cruzamento e mutação do processo evolutivo também justificam a natureza aleatória do AG.

Neste caso, tanto a função objetivo como a ferramenta de otimização possuem natureza estocástica. Para tornar o processo mais simples e para garantir que o AG não faça busca sobre um espaço amostral de resultados flutuantes, foi definido que a semente da função objetivo deve ser fixa. Isso significa que a cada execução da SMC, mantendo os mesmos dados de entrada para o sistema, os resultados encontrados são os mesmos. Ademais, é importante ressaltar que, conforme apresentado no Capítulo 2, a SMC possui um coeficiente de incerteza denominado  $\beta$ , que influencia diretamente na precisão dos resultados. Portanto, para que esta não seja mais uma variável dúbia no processo, o ideal é que um valor para  $\beta$  seja definido antes do processo de otimização, de forma a garantir resultados precisos e confiáveis.

Com a definição de uma semente fixa para a SMC, escolhida aleatoriamente, a ferramenta de otimização pode varrer um espaço de busca estável, sem variação nos valores da sua função *fitness*, o que poderia provocar um conjunto de soluções duplicadas, com avaliações diferentes para os mesmos indivíduos, limitando o espaço de busca.

Em seguida, é necessário definir uma semente para o algoritmo genético, a partir da qual são realizados os sorteios dos números pseudoaleatórios envolvidos no processo de evolução dos indivíduos, para verificar a aplicação dos operadores de cruzamento e mutação de acordo com as taxas definidas. A escolha da semente é um processo aleatório devido às inúmeras possibilidades disponíveis e, dependendo da semente inicial os resultados finais podem sofrer alterações no conjunto de soluções, para melhor ou para pior. No entanto, escolher uma semente que alcance um conjunto de boas soluções é um processo impraticável e a probabilidade de sucesso não é garantida. Para contornar este problema, uma solução pode ser ampliar a busca no espaço de soluções.

Para isso, pode-se optar pelo aumento do tamanho da população, gerando uma cobertura representativa do domínio do problema. No entanto, essa estratégia exige um tempo computacional maior para gerar a população inicial, avaliar e realizar os mecanismos de operação. Além disso, segundo [68], pesquisas mostram que uma população maior não resolve o problema mais rapidamente se comparado ao desempenho quando se utiliza um tamanho moderado de população.

Alternativamente, inspirado em [70]-[72], foi desenvolvido um modelo denominado Algoritmo Genético Aprimorado (AGA), que propõe ampliar a busca no espaço de soluções executando o algoritmo genético *n* vezes a partir de sementes diferentes, proporcionando uma maior diversidade nos resultados. Dessa forma, cada vez que o algoritmo genético é executado, são realizadas *n* execuções evolutivas, denominadas execuções evolutivas internas (EEI). A quantidade dessas execuções deve ser definida pelo planejador.

Por exemplo, se o usuário do programa definir que o algoritmo deve realizar duas execuções internas (i.e.,  $N_{EEI} = 2$ ), o AG é executado duas vezes a partir de duas sementes distintas, sendo que a cada execução evolutiva, a população da última geração é armazenada em uma matriz. Ao final das execuções internas, esses resultados armazenados nessa matriz são filtrados, eliminando as soluções repetidas e os dez melhores indivíduos são apresentados para o usuário do programa. Com a inclusão das execuções internas o algoritmo fica mais lento, já que a execução evolutiva passa a ser executada  $N_{EEI}$  vezes, além disso, o valor de  $\beta$  da função objetivo influencia diretamente no tempo de execução da avaliação dos indivíduos, já que é necessário definir um valor que garanta que soluções precisas sejam estimadas.

Diante disso, mais uma característica foi incorporada ao modelo de algoritmo genético aprimorado com o objetivo de reduzir seu tempo de execução. O novo modelo propõe a utilização de dois valores predeterminados para o coeficiente de incerteza:  $\beta_i \in \beta_f$ . O valor inicial,  $\beta_i$ , proporciona uma execução mais rápida da simulação Monte Carlo, já que fornece um resultado com uma precisão mais baixa. E  $\beta_f$ , por sua vez, menor que  $\beta_i$ , deve assegurar uma alta precisão nos resultados. Dessa forma, o algoritmo realiza  $N_{EEI}$ -1 execuções internas a partir de  $\beta_i$ . A população final de cada uma dessas execuções é armazenada em uma matriz M. Em seguida, é realizada a última execução interna, utilizando  $\beta_{f}$ , no entanto, desta vez a população inicial não é gerada aleatoriamente, mas sim, formada pelos melhores indivíduos armazenados na matriz M, denominada população selecionada (POP<sub>selecionada</sub>). Essa população é novamente avaliada, já que o valor de  $\beta$  mudou, o que significa que o valor da sua *fitness* não é o mesmo para as soluções propostas pelas execuções internas realizadas anteriormente a partir de  $\beta_i$ . Por fim, o AG é executado normalmente e os melhores resultados da última execução são apresentados para o usuário como a solução final.

O modelo também propõe a utilização de dois valores para o critério de parada por repetição, (i.e.,  $n_{rep}$ ). Nas  $N_{EEI}$ -1 execuções internas deve-se utilizar um critério de parada mais alto (e.g., 10 repetições), e na última execução, que já começa com uma população selecionada, o número de repetições pode ser menor (e.g., 5 repetições). A utilização de dois valores para o coeficiente  $\beta$  e para o número de repetições do critério de parada é opcional e deve ser definido pelo usuário do programa.

A Figura 3.8 ilustra a evolução do melhor indivíduo durante as execuções internas, em um exemplo composto por três EEI, onde duas são executadas a partir de uma população aleatória, com um  $\beta_i = 5\%$  e  $n_{rep}=10$ , e a última, a partir de uma população selecionada, com um  $\beta_f = 1\%$  e  $n_{rep}=5$ . Este exemplo foi aplicado ao sistema Hydro One, apresentado no Capítulo 2.

Observando a figura, nota-se que a primeira execução, em vermelho, realizou 50 gerações, e seu melhor indivíduo na primeira geração alcançou um valor igual a R $3,43 \times 10^7$ , e chegou a R $1,87 \times 10^7$  na última geração. Já a segunda execução interna, em verde, realizou 29 gerações, seu melhor indivíduo na primeira geração alcançou um valor de R $2,58 \times 10^7$ , e chegou a R $1,88 \times 10^7$  Reais na última geração. E por fim, a terceira e última execução, em azul, realizou apenas 5 gerações, alcançando R $1,94 \times 10^7$ . Observa-se também que, a primeira execução, que começou com indivíduos piores, precisou executar mais gerações para convergir no critério de parada por repetição, já a segunda execução realizou 21 gerações a menos, o que pode se justificar pela melhor qualidade da sua população inicial.



Figura 3.8 – Evolução do melhor indivíduo ao longo das gerações, durante a execução de um teste com três execuções evolutivas internas.

Além disso, nota-se que a aptidão do melhor indivíduo da última geração, das duas primeiras execuções internas, é diferente da aptidão do melhor indivíduo da última execução interna, pois, conforme explicado anteriormente, o coeficiente de incerteza muda a precisão dos resultados e também a solução proposta pelo AG, em termos de composição do estoque. Isso significa que as melhores soluções são diferentes para os diferentes valores de  $\beta$  utilizados. Por isso, a última execução interna deve ser realizada a partir de um coeficiente de incerteza menor ao invés de apenas avaliar as melhores soluções encontradas a partir de um coeficiente de incerteza maior.

Se o algoritmo genético fosse executado sem as heurísticas implementadas, sendo simplesmente AG, a partir de uma semente aleatória, para  $\beta=1\%$  e  $n_{rep}=10$ , para realizar 30 gerações, seriam necessárias aproximadamente duas horas para realizar essa execução evolutiva. Com aplicação do AGA, o algoritmo gastou em média apenas trinta minutos para ser executado e alcançar um conjunto de resultados factíveis de boa qualidade. Posto isso, conclui-se que a estratégia proposta pelo Algoritmo Genético Aprimorado foi importante para reduzir o tempo de processamento e obter soluções de forma mais rápida.

No caso anterior, a última execução evolutiva realizou apenas cinco gerações, coincidindo com o número do critério de parada por repetição. O número



Figura 3.9 - Evolução do melhor indivíduo ao longo das gerações, durante a execução de um teste com três execuções evolutivas internas.

limitado de gerações na última execução é atribuído ao fato de a população inicial ser composta pelas melhores soluções encontradas nas primeiras EEI. No entanto, é importante ressaltar que esse padrão não é uma regra fixa, e em outros casos pode ocorrer um número maior de execuções evolutivas na última geração, que não necessariamente coincidem com o número estabelecido para o critério de parada, conforme ilustrado na Figura 3.9, onde a última execução realiza oito gerações.

# 3.2.5 Índices Estatísticos de Desempenho

Como o algoritmo genético configura uma ferramenta de otimização estocástica, seu desempenho pode ser avaliado através de índices estatísticos [70]-[72]. Esses índices podem ser calculados após a realização de *n* execuções completas do algoritmo genético aprimorado, denominadas execuções evolutivas externas (EEE) ou simplesmente testes, utilizando sementes diferentes para o gerador de números pseudoaleatórios em cada uma delas.

Por exemplo, se são realizadas dez execuções evolutivas externas, tendo definido que cada execução completa do algoritmo deve ser composta por três execuções evolutivas internas, ao final, o algoritmo genético é executado trinta vezes, com trinta sementes diferentes. Lembrando que, as EEI de cada teste compõem o resultado final para cada teste do AG. O fluxograma da Subseção 3.2.6 ilustra esse processo de forma genérica. De acordo com [70]-[71], os índices propostos para análise estatística de desempenho são definidos como:

- R<sub>Best</sub>: Quantidade de execuções do algoritmo em que foram identificadas soluções melhores ou iguais à melhor solução conhecida para o problema;
- N<sub>Top10</sub>: Quantidade média de soluções identificadas que pertencem ao conjunto das 10 melhores soluções conhecidas para o problema ou que possuem melhor investimento;
- T<sub>M</sub>: Tempo médio demandado por cada execução do algoritmo;
- D<sub>Best</sub>: Desvio percentual médio apresentado entre o melhor investimento encontrado em cada teste e o melhor investimento conhecido;
- D<sub>10Best</sub>: Desvio percentual médio apresentado pelos investimentos das 10 melhores soluções identificadas em cada teste e o melhor investimento conhecido.

Observando as definições dos índices de desempenho calculados neste trabalho, nota-se que é necessário conhecer as dez melhores soluções conhecidas para o problema. Essas informações podem ser extraídas de outros trabalhos publicados na literatura, quando se analisa o mesmo sistema com as mesmas características e cenários. Se não for possível, uma alternativa é obter essas informações através de algumas execuções do algoritmo, a partir de sementes diferentes para coletar as melhores soluções conhecidas.

O cálculo dos índices de desempenho é uma estratégia importante para avaliar a ferramenta estocástica de problemas de otimização. Segundo [70], os índices permitem quantificar o desempenho do AG, reduzindo as consequências impostas pela sua natureza estocástica.

Os índices permitem avaliar o desempenho do algoritmo com relação ao tempo computacional requerido para ser executado e com relação à qualidade da melhor solução encontrada assim como das dez melhores soluções encontradas a cada execução evolutiva externa. De acordo com [71], o planejador pode avaliar a qualidade média das dez melhores opções encontradas nas execuções do algoritmo, servindo como um quantitativo do desempenho da metodologia neste quesito.

### 3.2.6 Fluxograma

A Figura 3.10 ilustra um fluxograma genérico do algoritmo genético aprimorado desenvolvido. A execução do algoritmo se inicia com a leitura dos dados de entrada, como por exemplo: dados gerais do sistema, tamanho do parque de transformadores, número de equipamentos reservas existentes, carga individual de cada transformador; informações relacionadas aos custos, custo da energia, interrupção, custo de investimento em novas unidades e período de amortização; informações relacionadas à modelagem das ações de emergência, como tempo de aquisição e instalação de transformadores reservas e subestações móveis; assim como a vida restante dos transformadores atuais e novos. Além disso, também são dados de entrada os parâmetros do AGA, e.g., tamanho da população, número de gerações, número de repetição do critério de parada, taxa de mutação e cruzamento, número de execuções internas e externas, entre outros dados essenciais para a execução do algoritmo.

Depois que os dados de entrada são lidos, a execução do AGA se inicia. Primeiramente, inicializa-se a contagem do número de testes, que são realizados até que se atinja o número máximo predeterminado. O próximo passo é verificar se o número de testes já atingiu o seu limite máximo, caso não tenha atingido, incrementa-se a contagem de testes.

Em seguida, inicializa-se o contador de execuções internas, que deve ser zerado a cada teste e a matriz M é inicializada ou zerada para armazenar as soluções finais das execuções internas e, em seguida, dá-se início às execuções internas. Dentro do *loop* das execuções internas, o primeiro passo é incrementar o número dessas execuções e sortear uma semente para geração dos números pseudoaleatórios. Feito isso, é verificado se o número máximo de EEI foi atingido, se não, uma população inicial é gerada aleatoriamente e o AG é executado até que um critério de convergência seja atingido. Toda vez que uma execução interna chega ao final, a população final é armazenada na, já definida, matriz M. Em seguida, é verificado se essa execução é a penúltima, caso não seja, o algoritmo verifica se é a última, caso não seja, uma nova execução interna é realizada e esse processo se repete até que a penúltima execução interna seja alcançada.



Figura 3.10 - Fluxograma genérico do funcionamento do algoritmo genético aprimorado.

Quando a penúltima execução interna é alcançada, procede-se à filtragem da matriz M, que armazenou a população final de todas as execuções internas anteriores. Essa filtragem implica na ordenação da matriz, do melhor para o pior resultado, e na eliminação de indivíduos duplicados. Em seguida, um conjunto de soluções de mesma dimensão da população predefinida é selecionado para formar a população inicial da próxima EEI, denominada POP<sub>selecionada</sub>.

Posteriormente, o valor de  $\beta$  é atualizado para  $\beta_f$ , e a matriz M é zerada para armazenar as soluções finais da próxima e última execução interna. Por fim, a última execução interna é realizada a partir da população selecionada.

Quando a última execução interna atinge o critério de parada, a próxima verificação é negativa, seguida de uma verificação positiva, pois, trata-se da última execução. Em seguida, o pré-cálculo dos índices de desempenho é realizado e os dados provenientes da SMC para o respectivo teste são impressos. Esse processo se repete até que o número máximo de execuções evolutivas externas ou teste seja atingido. Quando isso acontece, o cálculo final dos índices de desempenho é realizado e os dados de saída são impressos.

Os dados de saída do programa são: índices de confiabilidade e custos esperados para cada teste realizado; melhores soluções capturadas ao longo de todas as EEE; e índices de desempenho do AGA.

### 3.3 Aplicação em Sistemas Reais

O programa de otimização AGA foi aplicado com exemplos ilustrativos para os mesmos sistemas estudados no capítulo anterior, a fim de demonstrar o seu desempenho em dimensionar o estoque de transformadores reservas e unidades de subestações móveis. Os dados de saída incluem as dez melhores soluções, seus respectivos custos de investimento e operação e índices de confiabilidade. Além disso, os índices de desempenho do algoritmo genético desenvolvido foram calculados a partir da realização de dez execuções evolutivas externas ou testes.

Por simplicidade, foi admitido que todos os transformadores são idênticos e operam em seu período de vida útil, onde a taxa de falha é considerada constante, e que cada transformador alimenta uma carga correspondente a 50% da capacidade da subestação, com fator de potência igual a 1. O período de análise é de dez anos (T=10), entre janeiro de 2022 e dezembro de 2031.

A taxa de juros, o período de amortização do investimento, o custo de energia e interrupção, e o custo de investimento em uma unidade de transformador reserva e uma unidade de subestação móvel são, respectivamente: 10% a.a., 420 meses, 500 R\$/MWh, 4000 R\$/MWh, R\$ 2.500.000,00 e R\$ 14.000.000,00. Todos os dimensionamentos através do AGA foram realizados a partir de três execuções internas, duas com  $\beta$ =5% e  $n_{rep}$ =10, a partir de uma população inicial gerada aleatoriamente, e a última, com  $\beta$ =1% e  $n_{rep}$ =5, realizada a partir de uma população selecionada.

O programa de otimização via simulação de Monte Carlo foi desenvolvido em ambiente MATLAB e executado em um computador com processador Intel ® Core(TM) i5 – 8265U/1,6GHz, com oito núcleos de processamento, sendo que todos eles foram ativados.

# 3.3.1 Sistema Canadense - Hydro One

Conforme mencionado no Capítulo 2, o primeiro sistema pertence a uma concessionária transmissora de energia elétrica canadense, a Hydro One. A parte do sistema analisada é composta por um grupo de 60 transformadores de 115kV, com potência de 15 MVA, cuja taxa de falha é igual a 0,007 falhas/ano, dados extraídos de [11]. Os tempos de instalação e aquisição de um transformador reserva, e instalação de uma subestação móvel, foram admitidos, respectivamente: entre 12 a 16 dias, 11 a 13 meses, e 1 dia. Todos modelados pela distribuição uniforme ou por um único valor determinístico.

Os parâmetros do AGA foram ajustados após a realização de vários testes e análises. Ficaram, portanto, definidos: número máximo de gerações igual a 100, população progenitora e descendente igual a 40 indivíduos, taxa de mutação igual a 0,1 e taxa de cruzamento igual a 0,7. Os limites de equipamentos reservas que podem ser adquiridos a cada ano pela concessionária foram definidos da seguinte forma: até 4 unidades de transformadores reservas por ano durante todo o período de análise e; até duas unidades de subestações móveis por ano apenas nos três primeiros anos. A aquisição simultânea das unidades de RSTs e MUS correspon-

	-	-			A	no de	inclus	ăo				Custo total
Opção	Tipo	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10 417 161 20	
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.417.101,39
2 RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	19 470 525 19	
2	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.470.323,19
3	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	19 484 151 47
5	5 MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.404.151,47
A RST	3	1	0	0	0	0	0	0	1	0	19 527 809 64	
+	4 MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.327.009,04
5 RST	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	1	19 531 130 85
5	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.551.150,85
6	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	19 548 300 86
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.540.500,00
7	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	2	19 578 255 01
/	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.570.255,01
8	RST	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	19 584 604 91
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.504.004,91
9	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	1	0	19 607 056 19
,	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.007.050,19
10	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	2	19 618 079 80
10	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.010.077,00

Tabela 3.2 - Melhores soluções de composições de estoque encontradas - Hydro One.

dem a um espaço de soluções igual a 263.671.875 ( $5^{10} \times 3^3$ ).

Os resultados das dez melhores soluções encontradas são mostrados na Tabela 3.2. Nota-se que nenhuma opção sugeriu mais de 3 aquisições de transformadores reservas no primeiro ano, e não mais que uma unidade de subestação móvel, adicionada sempre no primeiro ano. Sendo assim, os limites de aquisições foram alterados para, até 3 unidades de transformadores reservas por ano e até uma subestação móvel somente no primeiro ano, o que corresponde a um espaço de soluções de 2.097.152 ( $4^{10}\times2$ ) possíveis soluções, sendo 1.048.576 opções com MUS e outra metade sem MUS. Todas essas opções foram executadas pela SMC, uma a uma, gerando um "gabarito" para esse cenário de possíveis aquisições (Apêndice A).

Comparando as opções 1 e 2, nota-se que, apesar de ambas sugerirem a aquisição de quatro transformadores reservas no total, a Opção 1 é melhor que a Opção 2. Isso acontece porque a primeira opção sugere que a quarta unidade seja adquirida logo no segundo ano, e por isso, o seu custo de operação é menor quan-

do comparado com a segunda opção, que por sua vez, apresenta um custo de investimento menor, isso acontece porque a janela do período de análise passa a ser igual a nove anos, no entanto, esse investimento não é compensado pelo custo de operação.

Comparando as opções 1 e 3, nota-se que ambas sugerem a aquisição da quarta unidade no segundo ano, porém, a Opção 3 sugere também a aquisição da quinta unidade no último ano. O impacto dessa aquisição no custo de investimento é pequeno, já que as parcelas do período de análise se restringem a apenas um ano, essa aquisição gera um impacto positivo no custo de operação, mas que não é tão relevante. Diferente da Opção 3, a Opção 4 adquire a quinta unidade no penúltimo ano, o que significa que dois anos de parcelas do investimento constam dentro do período de análise; o impacto dessa aquisição no penúltimo ano colabora um pouco mais com a redução do custo de operação, mas essa redução não compensa o custo de investimento.

Observando os índices de confiabilidade, Tabela 3.3, nota-se que os índices obtidos para cada opção se diferem muito pouco, indicando que todas as opções possuem o mesmo nível de confiabilidade. A mesma conclusão pode ser feita ao considerar os custos da Tabela 3.4, já que a diferença de custo entre as opções é pequena se comparada com os valores dos ativos e dos custos de operação. Portanto, cabe aos gestores do sistema tomar a decisão sobre qual opção deve ser implantada.

Орção	A	U (h/T)	F (f/T)	D (dias)	EENS (MWh/T)
1	0,99854	128,03	4,1815	1,28	969,28
2	0,99846	135,22	4,1811	1,35	1028,74
3	0,99855	127,42	4,1851	1,27	961,95
4	0,99857	125,69	4,1820	1,25	947,22
5	0,99847	134,41	4,1835	1,34	1020,00
6	0,99837	143,22	4,1812	1,43	1089,31
7	0,99855	127,25	4,1879	1,27	960,66
8	0,99830	148,99	4,1775	1,49	1136,72
9	0,99848	133,47	4,1815	1,33	1012,44
10	0,99847	134,02	4,1844	1,33	1017,11

Tabela 3.3 – Índices de Confiabilidade - Hydro One.

Opção	Investimento	Interrupção	Não-Faturamento	Total
1	15.055.422,01	3.877.101,67	484.637,71	19.417.161,39
2	14.841.187,08	4.114.967,20	514.370,90	19.470.525,19
3	15.155.364,18	3.847.810,92	480.976,37	19.484.151,47
4	15.265.300,58	3.788.896,94	473.612,12	19.527.809,64
5	14.941.129,26	4.080.001,41	510.000,18	19.531.130,85
6	14.646.428,06	4.357.220,27	544.652,53	19.548.300,86
7	15.255.306,36	3.842.621,02	480.327,63	19.578.255,01
8	14.469.374,40	4.546.871,57	568.358,95	19.584.604,91
9	15.051.065,65	4.049.769,37	506.221,17	19.607.056,19
10	15.041.071,43	4.068.451,88	508.556,49	19.618.079,80

Tabela 3.4 – Custos esperados (R\$) - Hydro One.

Analisando os resultados obtidos a partir de uma única execução do algoritmo genético, nota-se que, as aquisições de transformadores reservas no primeiro ano não ultrapassaram 3 unidades, porém, ao executar o programa para este mesmo cenário a partir de sementes distintas, os resultados podem mudar ligeiramente. A partir dessa consideração, foi adotada uma estratégia para gerar um novo gabarito, denominado "gabarito estratégico" (Apêndice B), considerando a aquisição de até 4 unidades de transformadores reservas no primeiro ano e uma unidade de subestação móvel no também primeiro ano, o que corresponde a um espaço amostral de 19.683 possíveis soluções (3<sup>9</sup>).

Comparando os resultados obtidos Tabela 3.5, com o gabarito (Apêndice B) nota-se que uma solução diferente poderia ter sido capturada pelo AG, reduzindo o número de soluções encontradas no teste anterior, Tabela 3.2, para nove melho-res soluções encontradas que coincidiram com as dez melhores soluções do gaba-rito, na ordem em que aparecem.

A partir desse novo gabarito o desempenho do algoritmo foi avaliado para EEE=10, ou seja, o AGA foi executado dez vezes para gerar os índices estatísticos de desempenho que são apresentados na Tabela 3.5. A melhor solução conhecida não foi capturada em uma única EEE, pois foi verificado que a melhor solução alcançada nesse teste corresponde à segunda melhor solução conhecida do gabarito, resultando em um desvio da melhor solução conhecida em 0,03%. De forma

geral, verificou-se ainda que, dentre os testes realizados, 75% das dez melhores soluções encontradas pertencem ao gabarito, resultando em um desvio  $D_{10Best}$  de 0,71% da melhor solução conhecida. Outros 25% pertencem até a 22° posição do gabarito. Esses dados reforçam que as soluções encontradas pelo AGA formam um conjunto de soluções factíveis, ótimas ou subótimas.

Além disso, o algoritmo demandou em média, 27,15 minutos para a execução de cada teste para uma média de 28,10 gerações, o que já era esperado mediante os resultados anteriores.

	Ano de inclusão											- 
Opção	Тіро	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	Custo total (R\$)
1	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10/17/161/30
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.417.101,37
2	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	19 470 525 19
2	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.470.323,19
3	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	19 /8/ 151 /7
5	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.404.131,47
4	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	1	0	19 527 809 64
4	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.527.809,04
5	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	1	19.531.130,85
5	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	19 548 300 86
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.548.500,80
7	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	2	10 578 255 01
/	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.578.255,01
8	RST	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	10 584 604 01
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.364.004,91
0	RST	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10 506 729 70
,	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.370.720,70
10	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	1	0	10 607 056 10
10	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.007.030,19

Tabela 3.5 - Melhores soluções de composições de estoque encontradas - Hydro One.

Tabela 3.6 – Índices estatísticos de desempenho do AGA - Hydro One.

N° de testes	R <sub>best</sub>	N <sub>tot10</sub>	Ntot10 Dbest (%)		T <sub>m</sub> (minutos)
10	9	7,50	0,03	0,71	27,15

# 3.3.2 Sistema Brasileiro - CEMIG

Conforme já citado, o segundo sistema pertence a uma concessionária distribuidora de energia elétrica brasileira, CEMIG, e possui 177 transformadores no campo de 138-13,8kV e potência de 25 MVA, cuja taxa de falha é igual a 0,0135 falhas por ano, dados extraídos de [38]. Os tempos de aquisição e instalação de um transformador reserva, e instalação de uma subestação são, respectivamente: 11 a 13 meses, 9 a 11 dias e 1 dia. Todos modelados pela distribuição uniforme ou por um único valor determinístico.

Os parâmetros do AG foram ajustados após a realização de vários testes e análises. Ficaram, portanto, definidos: número de gerações igual a 100, população progenitora e descendente igual a 60 indivíduos, taxa de mutação igual a 0,1 e taxa de cruzamento igual a 0,7. Os limites das possíveis aquisições de equipamentos reservas que a concessionária pode adquirir foi definido da seguinte forma: até 5 unidades de transformadores reservas por ano ao longo de todo o período de análise, e até 2 unidades de subestações móveis por ano, somente nos três primeiros anos.

As dez melhores soluções encontradas são mostradas na Tabela 3.8. Nota-se que todas as opções sugeriram a aquisição de cinco transformadores reservas e uma subestação móvel no primeiro ano. No segundo ano, todas as opções sugeriram a aquisição de mais uma unidade de subestação móvel e mais três ou quatro unidades de transformadores reservas. Para esse caso, não foi gerado nenhum tipo de gabarito, pois os limites de aquisições admitidos geraram um total de 1.632.586.752 combinações, sendo um processo proibitivo de se realizar.

Comparando as Opções 1 e 2, nota-se que a primeira opção apresenta a melhor solução por adquirir a décima unidade um ano antes da Opção 2 fazê-la. Analisando os custos esperados, o custo de investimento é maior para a primeira opção, pois quatro anos estão dentro da janela de análise, enquanto na Opção 2 contam apenas três, já o custo de operação é menor na primeira opção, isso porque a aquisição da décima unidade permitiu que o sistema se tornasse um pouco mais robusto contra falhas, compensando o investimento. Nas opções 7 e 8, ambas adquirem até dez unidades de transformadores reservas até 2027, se diferindo apenas nas aquisições dos dois últimos anos. Analisando o custo de investimento, nota-se

	-				А	no de i	inclusã	0				Create total
Opção	Tipo	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
1	RST MUS	5 1	4 1	0 0	0 0	0 0	0 0	1 0	0 0	0 0	0 0	70.414.973,38
2	RST MUS	5 1	4	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 0	0 0	0 0	70.575.509,10
3	RST MUS	5 1	4 1	0 0	0 0	1 0	0 0	0 0	0 0	0 0	3 0	70.670.452,14
4	RST MUS	5 1	3 1	1 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 0	0 0	0 0	70.684.771,46
5	RST MUS	5 1	3 1	1 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 0	0 0	1 0	70.754.135,57
6	RST MUS	5 1	4 1	0 0	0 0	0 0	0 0	1 0	0 0	0 0	3 0	70.802.557,08
7	RST MUS	5 1	3 1	1 0	0 0	0 0	1 0	0 0	0 0	0 0	3 0	70.836.055,27
8	RST MUS	5 1	3 1	1 0	0 0	0 0	1 0	0 0	0 0	2 0	0 0	70.842.127,55
9	RST MUS	5 1	4 1	0 0	0 0	0 0	0 0	2 0	0 0	0 0	0 0	70.852.847,47
10	RST MUS	5 1	3 1	0 0	2 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	4 0	70.957.785,17

Tabela 3.7 - Melhores soluções de composições de estoque encontradas - CEMIG.

que apesar da Opção 8 ter adquirido uma unidade a menos, possui maior investimento, isso porque apenas os pagamentos efetuados no período de análise são considerados e nesse caso essa janela inclui dois anos, essa aquisição gerou uma pequena redução no custo operacional, por ter sido adquirida no penúltimo ano e não no último como na Opção 7, porém, essas aquisições não compensaram o custo de investimento.

Analisando os índices da Tabela 3.9, nota-se que os índices calculados para cada opção se diferem muito pouco, indicando que todas as opções possuem praticamente o mesmo nível de confiabilidade. A mesma conclusão pode ser feita ao considerar os custos da Tabela 3.10, já que a diferença de custo entre as opções é pequena. Portanto, cabe aos gestores tomar uma decisão sobre qual opção deve ser implantada.

Analisando os dados obtidos, nota-se que este sistema pode ser melhorado, em termos de índices de confiabilidade e custos, utilizando recursos como transferência de carga ou aumentando o limite de possíveis aquisições de transformadores reservas por ano, já que, para o limite máximo imposto de cinco unidades por ano, foram adquiridas cinco unidades logo no primeiro ano em todas as opções.

Opção	A	U (h/p)	F (f/p)	D (dias)	EENS (MWh/p)
1	0,99233	671,74	23,6537	1,18	8897,44
2	0,99229	675,44	23,6920	1,19	8962,68
3	0,99234	670,62	23,6406	1,18	8819,30
4	0,99221	682,47	23,6964	1,20	9034,56
5	0,99221	682,18	23,6973	1,20	9027,77
6	0,99232	673,13	23,6536	1,19	8916,94
7	0,99226	678,04	23,7235	1,19	8939,48
8	0,99228	676,46	23,6938	1,19	8914,17
9	0,99233	671,84	23,6434	1,18	8891,67
10	0,99228	676,62	23,6927	1,19	8912,48

Tabela 3.8 – Índices de confiabilidade - CEMIG.

Tabela 3.9 - Custos esperados (R\$) - CEMIG.

Орção	Investimento	Interrupção	Não-Faturamento	Total
1	30.376.492,53	35.589.760,75	4.448.720,09	70.414.973,38
2	30.243.469,50	35.850.701,87	4.481.337,73	70.575.509,10
3	30.983.602,27	35.277.199,89	4.409.649,99	70.670.452,14
4	30.029.234,57	36.138.255,01	4.517.281,88	70.684.771,46
5	30.129.176,75	36.111.074,51	4.513.884,31	70.754.135,57
6	30.676.319,06	35.667.767,13	4.458.470,89	70.802.557,08
7	30.608.409,47	35.757.907,37	4.469.738,42	70.836.055,27
8	30.728.340,08	35.656.699,98	4.457.087,50	70.842.127,55
9	30.840.324,17	35.566.687,38	4.445.835,92	70.852.847,47
10	30.851.604,15	35.649.938,68	4.456.242,34	70.957.785,17

Diante disso, foram realizados dois testes, o primeiro ampliou o limite máximo de aquisições de transformadores reservas por ano para sete unidades, ampliando também a população do AG para 80 indivíduos, já que o espaço de soluções é maior. Para fins comparativos, dentro do cenário considerado até o momento, em que as unidades de subestações móveis são perfeitas e os transformadores estão em seu período de vida útil e não envelhecem ou se deterioram no estoque, foi executado um segundo teste considerando que o sistema é altamente robusto contra falhas, e que possui 100 unidades de transformadores reservas e 100 unidades de subestações móveis.

Os resultados mostraram que na suposição de um sistema altamente robusto, a disponibilidade alcançada foi de 0,993464, com duração média das falhas igual a um dia e custo operacional de aproximadamente 32 milhões de reais. Enquanto a execução com a ampliação de unidades reservas, primeiro teste, alcançou uma disponibilidade igual a 0,992654, com uma duração média das falhas igual a 1,14 dias e custo operacional igual a aproximadamente 37 milhões de reais, e a melhor solução de aquisição para as dez melhores soluções encontradas pelo AGA, analisando apenas o primeiro e segundo ano foi de, respectivamente, seis RSTs e uma MUS, e três RSTs e uma MUS.

No caso de o sistema ser considerado muito robusto, nota-se que a disponibilidade do sistema não aumentou significativamente. Essa saturação pode ser explicada pela alta taxa de falha desse sistema. Se fosse incluída a possibilidade de transferência de carga, a disponibilidade desse sistema poderia aumentar; ou se o sistema possuísse uma taxa de falha menor, essa disponibilidade poderia aumentar com a aquisição de mais equipamentos reservas, conforme foi observado no sistema analisado anteriormente.

É importante destacar que o custo de investimento na suposição de um sistema robusto não foi considerado relevante, pois o objetivo é demonstrar a saturação dos índices de confiabilidades diante de um sistema altamente robusto contra falhas e seu impacto nos custos operacionais e, por fim, compará-los com os índices de desempenho e custo de operação alcançados pelas opções sugeridas pelo AGA, os quais se mostraram comparáveis com os resultados obtidos na suposição de um sistema robusto, e factíveis, sugerindo que as soluções propostas pelo AGA são ótimas ou subótimas.

Para análise de desempenho, foram realizados 10 testes através do AGA, cada uma realizando três EEI, conforme definido na Seção 3.3. Os resultados são mostrados na Tabela 3.11.

N° de testes	Rbest	Ntot10	D <sub>best</sub> (%)	D <sub>best10</sub> (%)	T <sub>m</sub> (minutos)
10	5	2,80	0,06	0,36	49,54

Tabela 3.10 - Índices estatísticos de desempenho do AGA - CEMIG.

De forma geral, verificou-se que dentre todas as execuções externas realizadas, das 100 melhores soluções encontradas, 28 pertenciam ou eram melhores que as dez melhores soluções conhecidas, resultando em um  $D_{10Best}=0,36\%$ .

Com relação à melhor solução conhecida, foi verificado que a melhor solução alcançada pelo AGA corresponde à segunda melhor solução conhecida do gabarito em três testes, à sétima em um teste e a décima não pertence ao conjunto das dez melhores soluções conhecidas. Esses dados geraram um desvio  $D_{Best} = 0,06\%$ .

Apesar de apenas cinco testes terem identificado a melhor solução conhecida, as demais soluções apresentam um custo total muito próximo dessa solução e, por isso, tem-se um desvio D<sub>Best</sub> pequeno.

Com relação às combinações de possíveis soluções sugeridas pelo AGA para ambos os sistemas, pode-se concluir que, como este é um estudo realizado periodicamente, em períodos menores que dez anos, as aquisições sugeridas pelo AGA nos últimos anos geram pouco impacto no sistema, portanto podem ser ignoradas pelos planejadores.

Os resultados obtidos através da avaliação do índice de desempenho nos dois sistemas indicaram uma boa convergência das soluções encontradas, apresentando um desvio pequeno, tanto para a melhor como para o grupo das dez melhores soluções encontradas. Isso acontece porque os valores das soluções alcançadas são muito próximos. Além disso, este é um problema de combinação cujos custos de aquisição são capitalizados, ou seja, apenas os valores que estão dentro da janela de análise são considerados, e essa premissa tem um impacto importante nos resultados, pois, dependendo do ano em que a unidade é adquirida, não aumenta significativamente o custo de investimento. Assim, dado um padrão de aquisição nos primeiros anos, as demais aquisições provocam poucas mudanças no custo total e nos índices de desempenho. Esse comportamento, por sua vez, também é provocado pelo fato de o sistema não ter sofrido nenhuma alteração impactante ao longo do período de análise, e.g., expansão do parque ou aumento de carga.

### 3.4 Conclusões

Este capítulo apresentou uma nova metodologia para dimensionamento ótimo de estoque de transformadores reservas e subestações móveis para um grupo de subestações de distribuição de energia elétrica, via meta-heurística baseada na teoria de algoritmo genético, cuja avaliação é realizada através da simulação Monte Carlo cronológica. A ferramenta desenvolvida foi denominada algoritmo genético aprimorado (AGA). Os dados de saída permitem à concessionária realizar planejamento e análise do sistema em termos de índices de confiabilidade e custos de investimento e operação.

A inclusão de algumas heurísticas, como a utilização de dois valores para o coeficiente de incerteza  $\beta$  e a utilização de uma população selecionada foram primordiais para que o tempo de processamento fosse reduzido e assim obter resultados de forma mais rápida. A definição de um critério de parada por repetição também permitiu que as soluções fossem obtidas em tempo menor, pois, depois que as soluções ótimas ou subótimas são atingidas, considera-se que o processo está convergido e deve terminar, sem executar mais gerações desnecessárias.

A simulação Monte Carlo é uma ferramenta estocástica que reproduz um grande número de períodos de operação do sistema, sendo interrompida quando o valor especificado para  $\beta$  é atingido. Quanto maior o número de períodos simulados, maior a precisão dos resultados, i.e., a convergência dos valores estimados é alcançada e, consequentemente, maior o custo computacional. Por isso, foram utilizados dois valores para o coeficiente de incerteza  $\beta$ .

Sem essas estratégias, considerando uma única execução do AG em que fossem necessárias em média 30 gerações para que o critério de repetição fosse atingido, seriam necessárias aproximadamente duas horas para o algoritmo ser executado para o sistema Hydro One. Com as heurísticas implementadas, gastouse em média 30 minutos, apenas um quarto do tempo necessário para realizar a otimização sem essas estratégias.

Além disso, a utilização de sementes distintas e aleatórias para a geração dos números pseudoaleatórios permitiu que um domínio maior do espaço de soluções pudesse ser explorado a partir da geração de populações diferentes, assim como dos sorteios das demais operações envolvidas no processo de otimização, o
que não poderia ser realizado apenas com uma semente em uma única execução.

Através da aplicação do AGA nos dois sistemas, foi possível demonstrar a capacidade da ferramenta em determinar um conjunto de soluções factíveis de excelente qualidade para ao problema de dimensionamento de estoque RSTs e MUS. Para verificar o desempenho do algoritmo proposto, foi feita uma avaliação de desempenho através de alguns índices de desempenho estatísticos. Pode-se concluir que o conjunto de soluções proposto pelo AGA pode ser considerado ótimo ou subótimo.

No próximo capítulo, é feita uma análise de sensibilidade sob a perspectiva de expansão do parque de transformadores e aumento de carga ao longo do período de planejamento. Também é feita uma avaliação do impacto das medidas de emergência disponíveis no sistema incluindo a possibilidade de transferência de carga. Os índices de confiabilidade, custos esperados e índices de desempenho do algoritmo também são avaliados para esses cenários.

# 4 Análises de Sensibilidade

## 4.1 Introdução

Este capítulo tem como objetivo realizar uma análise de sensibilidade do Algoritmo Genético Aprimorado (AGA) através da variação de cenários e parâmetros de entrada classificados como: parâmetros meta-heurística, econômicos e técnicos; que incluem, tamanho da população, amplitude da mutação e número de repetição do critério de parada (i.e., convergência do AG); custo da energia e interrupção; tempo de instalação de transformadores reservas e subestações móveis, e tempo de aquisição de novas unidades de transformadores reservas.

Os parâmetros da meta-heurística influenciam diretamente no desempenho do algoritmo. Conforme apresentado no Capítulo 3, esses parâmetros devem ser ajustados de acordo com o problema a ser solucionado para que o algoritmo, ao longo de sua execução, se dirija para regiões de soluções ótimas ou subótimas. Neste sentido, a avaliação fica restrita ao desempenho do AG na busca por um conjunto de boas soluções. Os parâmetros econômicos e técnicos influenciam diretamente nos custos do planejamento, alterando a aptidão de cada indivíduo e consequentemente as composições de transformadores reservas e subestações móveis sugeridos pelo AGA no período analisado.

As análises foram feitas variando um parâmetro de cada vez a partir de dois casos base. Dessa forma, foi possível verificar o impacto que um único parâmetro pode provocar nos resultados. Os parâmetros que geram o maior impacto no planejamento de aquisições programadas de transformadores reservas (RSTs) e unidades de subestações móveis (MUS) devem receber uma atenção especial do planejador, que por sua vez, deve manter soluções e estratégias operativas vigilantes no que diz respeito a esses parâmetros.

A análise de sensibilidade foi realizada para os mesmos sistemas apresentados nos capítulos anteriores para um período de dez anos (T=10). Como as soluções encontradas pelo AGA apresentam respostas muito próximas umas das outras, conforme discutido no Capítulo 3, algumas tabelas com os resultados do algoritmo mostram apenas a solução do melhor indivíduo obtido para cada caso. Todos os dimensionamentos através do AGA foram realizados a partir de três execuções internas, duas com  $\beta$ =5% e n<sub>rep</sub>=10, a partir de uma população inicial gerada aleatoriamente, e a última, com  $\beta$ =1% e n<sub>rep</sub>=5, realizada a partir de uma população selecionada.

### 4.2 Sistema Canadense - Hydro One

Esse sistema é composto por um grupo de 60 transformadores de 115 kV, com potência de 15 MVA, cuja taxa de falha  $\lambda$  é igual a 0,007 falhas/ano, dados extraídos de [11]. Os limites das possíveis aquisições de equipamentos reservas que podem ser adquiridos pela concessionária foram definidos da seguinte forma: {0, 1, 2, 3, 4} unidades de transformadores reservas por ano, durante todo o período de análise, e {0, 1, 2} unidades de subestações móveis por ano, apenas nos três primeiros anos. Foi admitido que o sistema não possuía nenhuma dessas unidades em estoque.

Os casos base, ou de referência, de cada análise foram executados com as mesmas características descritas no capítulo anterior, dessa forma os parâmetros técnicos foram definidos como: tempos de instalação e aquisição de um transformador reserva, instalação de uma subestação móvel e transferência de carga, foram admitidos, respectivamente: entre 12 a 16 dias, 11 a 13 meses, 1 dia e 1 a 4 horas. Todos modelados pela distribuição uniforme ou por um único valor determinístico. Os parâmetros meta-heurísticos foram definidos como: número de gerações igual a 100, população progenitora e descendente igual a 40 indivíduos, taxa de mutação igual a 0,1, taxa de cruzamento igual a 0,7.

Os parâmetros econômicos foram definidos como: taxa de juros, período de amortização do investimento, custo de energia e interrupção, e custo de investimento em uma unidade de transformador reserva e uma unidade de subestação móvel, respectivamente: 10% a.a., 420 meses, 500 R\$/MWh, 4000 R\$/MWh, R\$ 2.500.000,00 e R\$ 14.000.000,00.

## 4.2.1 Análise de Cenários: Casos 1 a 5

A Tabela 4.1 apresenta a descrição dos casos simulados para análise de cenários inerentes ao sistema. A melhor solução de composição do estoque para cada caso, índices de desempenho e custos esperados para esses casos são mostrados nas Tabelas 4.2, 4.3 e 4.4, respectivamente.

O Caso 1 representa o sistema composto por 60 transformadores no campo, sem expansão do parque ou acréscimo de carga, conforme descrito no início da Subseção 4.2, e serve de referência para comparação com os demais casos. Nesse caso o AGA é aplicado para dimensionar apenas transformadores reservas. No Caso 2, considera-se uma expansão do parque em 10 novos transformadores, sendo 5 em 2025 e 5 em 2027. Também é considerado um crescimento de carga de 2% ao ano em todas as subestações a partir de 2025, i.e., a carga total do sistema passa de 450 MW para 525 MW.

Comparando os resultados das melhores composições para os casos 1 e 2 mostrados na Tabela 4.2, nota-se que, com a expansão do sistema e o aumento de carga, a melhor solução de composição de RSTs sugerida pelo AGA para o Caso 2 é praticamente idêntica à do Caso 1, já que a aquisição no último ano pode ser considerada um resíduo, conforme discutido no Capítulo 3. Sendo assim, pode-se afirmar que as mudanças realizadas geraram um impacto muito pequeno no sistema. Neste cenário, observa-se uma degradação dos índices de confiabilidade e um custo operacional muito alto. Apesar disso, o AGA não sugeriu aquisições de mais reservas, fato que pode ser explicado pelo equilíbrio entre o custo-benefício quanto à aquisição de mais transformadores reservas, considerando também uma saturação quanto ao desempenho do sistema para os parâmetros e restrições admitidas neste trabalho.

Caso	Descrição
1	Condição inicial
2	Caso 1 + expansão do sistema e aumento de carga (2025 e 2027)
3	Caso 1 + transferência de carga em 10 pontos
4	Caso 1 + possível aquisição de MUS 2022, 2023 e 2024
5	Caso 2 + Caso 3 + Caso 4

Tabela 4.1 – Casos para análise de sensibilidade - Cenários Hydro One.

	Ano de inclusão										Custo total	
Caso T	Тіро	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	52 705 020 20
1	MUS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	53.785.020,28
	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
2	MUS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	61.451.707,37
2	RST	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16 222 202 02
3	MUS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46.332.393,03
	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.417.161,39
-	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	10 722 700 00
5	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.732.700,90

Tabela 4.2 - Melhores soluções de composições de estoque - Cenários Hydro One.

Tabela 4.3 – Custos Esperados (R\$) - Cenários Hydro One.

Casos	Investimento	Interrupção	Não- Faturamento	Custo Total de Operação	Total
1	6.235.567,27	42.266.180,46	5.283.272,56	47.549.453,02	53.785.020,28
2	6.135.625,09	49.169.850,91	6.146.231,36	55.316.082,28	61.451.707,37
3	6.371.283,51	35.520.986,23	4.440.123,28	39.961.109,51	46.332.393,03
4	15.055.422,01	3.877.101,67	484.637,71	4.361.739,38	19.417.161,39
5	14.646.428,06	4.521.131,42	565.141,43	5.086.272,85	19.732.700,90

Comparando os casos 1 e 3, com a possibilidade de transferência de carga em dez pontos, como esperado, houve uma melhora no custo total, isso, porque agora a carga que seria perdida pode ser atendida por subestações vizinhas. Neste caso, a aptidão das soluções não é mais a mesma. Sendo assim, com um custo operacional muito menor, mais de 7 milhões de reais de economia, a aquisição de quatro unidades de RSTs no primeiro ano, com custo amortecido ao longo do período de vida útil do transformador e capitalizado ao longo de dez anos, sugere uma diferença aproximadamente de 135 mil reais a mais no custo de investimento com relação ao Caso 1. Apesar da manobra de transferência de carga ter causado um impacto positivo no sistema, o custo operacional ainda é muito maior que o custo de investimento, indicando que o sistema é pouco robusto contra falhas. Essa característica pode ser observada na duração média das falhas, por exemplo, que nesse caso é superior a dez dias. Mesmo em um cenário ainda pouco robusto contra falhas, o AGA não sugeriu aquisição de mais unidades de RTS e a justificativa é a mesma do caso anterior, com relação ao equilíbrio entre o custo de investimento e operação e uma saturação imposta pelas premissas adotadas, e.g., tempo de instalação da unidade reserva. Sendo assim, o sistema precisa diversificar suas medidas de emergência, a fim de elevar sua confiabilidade e reduzir seus custos operacionais.

Comparando os casos 1 e 4, nota-se um impacto significativo no custo total, já que além das unidades de transformadores reservas, também foi possível fazer aquisição de unidades de subestações móveis. Essa solução já é conhecida dos testes realizados no Capítulo 3, em que se sabe que é a melhor solução conhecida a partir do gabarito gerado (Apêndice B).

O Caso 5 é uma junção de todos os anteriores. Para esse cenário o algoritmo pode realizar o dimensionamento de RTS e MUS, conforme descrito no início da Subseção 4.2. Através da aplicação do AGA, a melhor composição de estoque sugere que três unidades sejam adquiridas no primeiro ano e uma quarta unidade no quarto ano, e não no segundo como nos casos anteriores. Essa mudança no dimensionamento era esperada, pois, com mais ações de emergência disponíveis, o sistema tornou-se mais robusto contra falhas e só foi necessário incluir mais uma unidade reserva quando o sistema sofreu sua primeira expansão e aumento de carga. Para este cenário também foi gerado um gabarito, disponível no Apêndice C. Comparando os resultados sugeridos pelo AGA, nota-se que as duas melhores soluções encontradas pertencem ao conjunto das dez melhores soluções do gabarito. Portanto, pode-se afirmar que o conjunto de soluções encontradas é ótima ou subótima, estando entre as 33 melhores soluções para este cenário.

Analisando os índices de confiabilidade na Tabela 4.4, nota-se que, a MUS é muito importante para o sistema, pois sua aquisição permitiu elevar a confiabilidade do sistema de 0,98 para 0,99, nos casos 4 e 5, e reduzir a duração média das falhas para 1,28 dias, o que significa uma redução significativa da energia média não suprida e consequentemente dos custos operacionais.

Casos	A	U (h/T)	F (f/T)	D (dias)	EENS (MWh/T)
1	0,98404	1398,28	4,1337	14,09	10.566,55
2	0,98220	1559,71	4,5788	14,19	12.292,46
3	0,98657	1176,25	4,1549	11,80	8880,25
4	0,99854	128,03	4,1815	1,28	969,28
5	0,99837	142,94	4,6510	1,28	1130,28

Tabela 4.4 – Índices de confiabilidade - Cenários Hydro One.

Tabela 4.5 - Indisponibilidade por ano ao longo de T - Cenários Hydro One.

		Indisponibilidade (horas/ano)											
Casos	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031			
1	142,59	136,48	137,93	144,83	138,7	142,6	142,55	144,72	131,45	136,41			
2	139,47	138,42	150,57	163,14	164,91	166,98	164,47	164,54	152,18	155,03			
3	117,27	117,66	120	117,3	117,01	114,67	122,7	120,89	113,58	115,17			
4	13,37	12,8	12,71	12,52	12,97	12,66	12,92	12,29	12,99	12,79			
5	11,41	17,82	19,31	12,6	12,69	13,71	13,7	13,75	13,94	14,02			



Figura 4.1 – Indisponibilidade por ano ao longo de T - Cenários Hydro One.



Figura 4.2 – Estratificação das falhas - Cenários Hydro One.

A Figura 4.1 e a Tabela 4.5 mostram a indisponibilidade em horas por ano ao longo de todo o período analisado para cada caso descrito na Tabela 4.1. Graficamente, fica fácil perceber o impacto que cada mudança de cenário provoca no sistema. Por exemplo, considerando o Caso 1 como referência (curva violeta), nota-se uma degradação do sistema devido à sua expansão (curva em azul), uma melhora devido à possibilidade de transferência de carga (gráfico verde) e uma melhora ainda maior com a possibilidade de utilização de uma MUS (curva em amarelo). O Caso 5 representa todos os cenários juntos (curva em vermelho), onde é possível observar que apesar da expansão e aumento de carga, a utilização concomitante de RTS e MUS mais a possibilidade de transferência de carga são importantes para assegurar uma baixa indisponibilidade, e proporcionar uma alta confiabilidade para o sistema.

A Figura 4.2 mostra a estratificação das falhas dividida em quatro Grupos: Grupo 1 (menor que 4 horas), Grupo 2 (entre 4 horas e 1 dia), Grupo 3 (entre 1 e 16 dias) e Grupo 4 (maior que 16 dias). Os grupos são definidos de acordo com os tempos necessários para realizar transferência de carga, conexão da MUS e instalação do transformador sobressalente. Dessa forma, é possível observar o quanto o sistema é robusto contra falhas, de acordo com as premissas adotadas e tempos modelados.

Nos Casos 1 e 2, o único recurso disponível para mitigar a perda de carga de um transformador avariado no campo é a utilização de transformadores reservas. Por isso, nesses casos, aproximadamente 98% das falhas pertencem ao Grupo 3, já que o tempo médio de instalação é de 14 dias. No Caso 3, com a possibilidade de transferência de carga, a ocorrência no Grupo 3 diminui para 82,54% e 16,48% das falhas passam a ter duração de até quatro horas estando no Grupo 1. No Caso 4, além dos transformadores reservas, o sistema pode utilizar uma MUS, que pode ser instalada em até um dia. Com esse recurso, 98,31% das falhas passam a pertencer ao Grupo 2, podendo durar até um dia. Por fim, no Caso 5, o sistema conta com mais medidas para mitigar o tempo de perda de carga. Perante uma falha o sistema pode realizar transferência de carga em dez pontos ou conectar a MUS enquanto a unidade reserva é instalada. Com todos esses recursos disponíveis, 83,59% das falhas duram até 1 dia (Grupo 2) e 14,88% até 4 horas (Grupo 1). A estratificação das falhas mostra de forma mais clara a importância do dimensionamento de estoques de transformadores reservas e unidades de subestações móveis concomitantemente, assim como da possibilidade de transferência de carga, uma vez que, quanto mais robusto contra falhas menor o tempo de interrupção e as perdas econômicas para a concessionária e seus clientes.

## 4.2.2 Análise de Sensibilidade aos Parâmetros: Tempos e AGA

Para essa análise o Caso 5 foi tomado como referência (Caso base). Os parâmetros técnicos a serem analisados são: tempo de instalação do transformador reserva e da subestação móvel e tempo de aquisição do transformador reserva. Os parâmetros da meta-heurística a serem analisados são: tamanho da população e amplitude de mutação.

### Caso 6: Tempo de Instalação do Transformador Reserva

O tempo de instalação do transformador reserva é um parâmetro técnico importante para o sistema, pois, quanto maior o tempo de instalação maior a duração da falha. Nas premissas adotadas, quando ocorre uma falha no campo e existe transformador reserva disponível, ele deve ser instalado no campo e substituir a unidade avariada e, enquanto essa instalação acontece, a carga deve ser suprida através de uma medida de emergência. Caso não exista nenhuma ação de emer-



Figura 4.3 - Energia média não suprida para os casos 5 e 6 - Hydro One.

gência disponível, o tempo de instalação da unidade sobressalente prevalece sobre o tempo que essa medida levaria para ser executada e torna-se um parâmetro chave para colaborar com uma alta confiabilidade desse sistema.

Neste caso, reduzindo o tempo de instalação do intervalo uniforme 12 a 16 dias (Caso 5) para 10 a 14 dias (Caso 6), tem-se uma melhora no custo operacional, já que o transformador reserva pode ser instalado mais rapidamente. O reflexo desse tempo pode ser observado na Figura 4.3, para os gráficos da energia média não suprida por ano ao longo do período analisado.

#### Caso 7: Tempo de Instalação da Subestação Móvel

A MUS é utilizada como uma medida de emergência temporária para suprir a carga enquanto o transformador sobressalente é instalado no campo para substituir a unidade avariada. Como o tempo de instalação da MUS é menor que o tempo de instalação do RST, quanto mais rápido a subestação móvel for instalada mais rápido o fornecimento de energia é reestabelecido e a perda de carga atenuada. Portanto, quando a MUS está disponível, o tempo de instalação da MUS se sobrepõe ao tempo de instalação da unidade de transformador reserva, contribuindo para a elevação da confiabilidade do sistema.

Custos Esperados	Caso 5 (T <sub>MUS</sub> = 1 dia)	Caso 7 (T <sub>MUS</sub> = 2 dias)	Caso 7 (T <sub>MUS</sub> = 3 dias)
Investimento (R\$)	14.646.428,06	15.055.422,01	15.055.422,01
Interrupção (R\$)	4.521.131,42	6.985.946,24	10.021.161,30
Não-Faturamento (R\$)	565.141,43	873.243,28	1.252.645,16
Total de Operação (R\$)	5.086.272,85	7.859.189,52	11.273.806,46
Total (R\$)	19.732.700,90	22.914.611,53	26.329.228,47

Tabela 4.6 – Custos esperados para os casos 5 e 7 - Hydro One.



Figura 4.4 – Energia média não suprida para os casos 5 e 7 - Hydro One.

O impacto do tempo de instalação da MUS pode ser analisado através da duração média das falhas. Por exemplo, para o Caso 5 ( $T_{MUS} = 1$  dia) a duração média das falhas é igual a 1,28 dias. Para o Caso 7 ( $T_{MUS} = 2$  dias) a duração média das falhas é igual a 1,99 dias. E para o segundo cenário do Caso 7 ( $T_{MUS} = 3$  dias), a duração média das falhas é igual a 2,85 dias. Analisando esses valores, conclui-se que o tempo necessário para instalação da MUS reflete diretamente na duração média das falhas. Isso acontece porque o tempo que a MUS precisa para ser instalada corresponde ao tempo necessário para que o fornecimento de energia possa ser retomado.

A Tabela 4.6 mostra os custos esperados para a melhor solução encontrada pelo algoritmo (Caso 5 e Caso 7), de acordo com o tempo de instalação da MUS. Analisando esses dados nota-se que, quanto maior o tempo de instalação mais alto é o custo de operação. O que já era esperado, pois, se o sistema não puder realizar transferência de carga e havendo MUS disponível, quanto maior o tempo necessário para sua instalação maior a energia média não suprida que, por sua vez, é contabilizada através do custo da energia não faturada e do custo de interrupção.

A Figura 4.4 mostra a energia média não suprida em MWh/ano, ao longo do período analisado para  $T_{MUS} = 1$ , 2 e 3 dias. Através desse gráfico, nota-se que o tempo de instalação da MUS gera um grande impacto no sistema.

#### Caso 8: Tempo de Aquisição de um Transformador Reserva

Os transformadores de subestações de distribuição de energia não são equipamentos a pronta entrega. O período de aquisição de um transformador reserva pode variar entre 11 e 13 meses [73]. Por isso, no caso de falha, quanto maior o tempo necessário para a aquisição de um equipamento novo, maiores os custos com a energia não fornecida e interrupções durante o processo de aquisição de uma nova unidade.

A Figura 4.5 apresenta a energia média não suprida para o Caso 5, com um tempo médio de aquisição de 12 meses (variando de 11 a 13 meses), e para o Caso 8, com um tempo médio de instalação de 11 meses (variando de 10 a 12 meses). Apesar da ligeira redução no tempo de aquisição, é perceptível o impacto significativo desse período no sistema.

Em termos de custos, por exemplo, analisando a melhor solução sugerida pelo algoritmo, considerando que a primeira solução sugeria pelo algoritmo foi a mesma no caso de referência e no caso atual (Caso 5 e Caso 8), houve uma redução de 259.815,50 reais no custo operacional. A redução no tempo de aquisição sugerida neste caso não gerou um grande impacto no sistema porque foi uma redução muito pequena. Para avaliar a importância desse parâmetro no sistema seria necessário estabelecer um período de instalação menor ou maior que aquele definido para este caso.



Figura 4.5 - Energia média não suprida para os casos 5 e 8 - Hydro One.

#### Caso 9: Tamanho da População

Conforme descrito no Capítulo 3, o tamanho da população pode afetar o desempenho da ferramenta de otimização, impactando na qualidade das soluções. Uma população pequena representa um domínio muito pequeno do espaço de busca, enquanto uma população muito grande exige um alto tempo de processamento. Neste caso, sugere-se aumentar a dimensão da população de 40 para 60 indivíduos.

Para uma população de 40 indivíduos (Caso 5) o AGA levou 41 minutos para realizar, em média, 32,66 gerações (incluindo a impressão dos resultados). Para uma população de 60 indivíduos (Caso 9), para uma média de 25 gerações, esse tempo foi igual a 55 minutos. Para fins comparativos, a Tabela 4.7 mostra as cinco melhores soluções encontradas pelo AGA para os Casos 5 e 9. É importante destacar que a média das gerações se refere a todas as execuções realizadas pelo AGA.

Analisando esses dados, observa-se que, a partir de uma população maior, o domínio do espaço de busca também aumentou e, neste caso, o algoritmo encontrou duas soluções ligeiramente melhores que a melhor solução encontrada no Caso 5. Isso significa que o espaço de busca estava limitado com a configuração do Caso 5.

	-	_			1	inclusâ	ío				Custo total	
Opção	Тіро	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	( <b>R</b> \$)
						Ca	aso 5					
1	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	19 732 700 90
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.732.700,90
2	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	1	10 735 330 82
2	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.755.557,62
3	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	19 790 963 52
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.770.703,52
4	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	2	19 836 278 65
-	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.850.278,05
5	RST	3	0	0	1	0	0	0	1	0	0	19 847 695 97
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.047.075,77
	-		-	-		Ca	aso 9	-	-	-	-	-
1	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10 628 202 16
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.028.393,10
2	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	10 664 276 06
2	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.004.270,90
2	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	10 722 700 00
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.752.700,90
4	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	1	10 735 330 82
-	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.755.559,62
5	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	2	19 764 913 98
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.704.713,70

Tabela 4.7 – Melhores soluções de composições para os casos 5 e 9 - Hydro One.

Tabela 4.8 – Índices de confiabilidade - Caso 9 Hydro One.

Opções	A	U (h/T)	F (f/T)	D (dias)	EENS (MWh/T)
1	0,99854	128,32	4,6697	1,14	1016,22
2	0,99855	126,83	4,6713	1,13	1001,98
3	0,99837	142,94	4,6510	1,28	1130,28
4	0,99839	140,70	4,6555	1,26	1108,66
5	0,99855	126,85	4,6735	1,13	1002,14

Em termos de índices de desempenho, as melhores soluções de ambos os casos alcançaram uma disponibilidade de 0,998 e uma duração média das falhas aproximadamente 1 dia, o que confere uma alta confiabilidade para o sistema.

Na Tabela 4.8 são mostrados os índices de desempenho para as cinco melhores opções encontradas neste caso. Além disso, entre as dez melhores soluções propostas pelo algoritmo, 4 pertencem ao conjunto das dez melhores soluções conhecidas para este cenário, estando as dez melhores entre as 23 melhores soluções conhecidas, que neste caso correspondem ao gabarito (Apêndice C). Portanto, pode-se afirmar que os Casos 5 e 9 possuem soluções ótimas e/ou subótimas, com uma diferença muito pequena no custo total.

Por fim, como o custo computacional adicional foi pequeno, sugere-se que, neste cenário, com expansão do parque de transformadores, aumento de carga e possibilidade de transferência de carga, que a população seja maior que 40 indivíduos, a fim de garantir que melhores soluções sejam atingidas.

#### Caso 10: Amplitude da Mutação

A operação mutação tem como objetivo causar uma perturbação na solução prevenindo que as soluções fiquem presas em um ótimo local. Conforme explicado no Capítulo 3, o ideal é que a taxa de mutação ( $\alpha_{MUT}$ ) seja baixa, pois grandes perturbações fazem com que os indivíduos com aptidões mais altas percam suas características, prejudicando a busca pelo ótimo. Neste caso, a amplitude passou de 0,1 (Caso 5) para 0,2 e, como esperado, o conjunto de soluções encontradas pelo AGA foi ligeiramente pior. A Figura 4.6 mostra os custos totais para as dez melhores soluções encontradas pelo AGA, para o Caso 5 (em azul) e para o Caso 10 (em rosa).



Figura 4.6 - Custo total das dez melhores soluções para os casos 5 e 10 - Hydro One.

## 4.3 Sistema Brasileiro - CEMIG

Conforme já apresentado, o sistema brasileiro (CEMIG) possui 177 transformadores no campo de 138-13,8kV e potência de 25 MVA, cuja taxa de falha  $\lambda$ é igual a 0,0135 falhas por ano, dados extraídos de [38]. Os tempos de aquisição e instalação de um transformador reserva, instalação de uma subestação móvel e transferência de carga são, respectivamente, 11 a 13 meses, 9 a 11 dias, 1 dia e 1 a 4 horas. Todos modelados pela distribuição uniforme ou por um único valor determinístico.

Os casos base, ou de referência, de cada análise foram executados com as mesmas características descritas no capítulo anterior, dessa forma, os parâmetros técnicos foram definidos como: número máximo de gerações igual a 100, população progenitora e descendente igual a 60 indivíduos, taxa de mutação igual a 0,1, taxa de cruzamento igual a 0,7. Os limites das possíveis aquisições de equipamentos reservas que a concessionária pode adquirir foram definidos da seguinte forma:  $\{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$  de transformadores reservas por ano ao longo de todo o período de análise, e  $\{0, 1, 2\}$  subestações móveis por ano, somente nos três primeiros anos.

Os parâmetros econômicos foram definidos: taxa de juros, período de amortização do investimento, custo de energia e interrupção, e custo de investimento em uma unidade de transformador reserva e uma unidade de subestação móvel, respectivamente: 10% a.a., 420 meses, 500 R\$/MWh, 4000 R\$/MWh, R\$ 2.500.000,00 e R\$ 14.000.000,00.

## 4.3.1 Análise de Cenários: Casos 1 e 2

A Tabela 4.9 apresenta a descrição dos casos simulados para análise de cenários inerentes ao sistema. O Caso 1 representa o sistema sem nenhuma alteração em seu parque de transformadores e sua carga ao longo do período analisado. Neste caso, o algoritmo é aplicado para dimensionar apenas o estoque de transformadores reservas.

Tabela 4.9 - Casos para análise de sensibilidade - Cenários CEMIG.

Caso	Descrição
1	Condição inicial
2	Caso 1 + expansão do sistema + aumento de carga + transferência de carga + possível aquisição de MUS em 2022, 2023 e 2024

Tabela 4.10 – Melhores soluções de composições para os casos 1 e 2 - Cenários CEMIG.

	Ano de inclusão									Custo total		
Caso Tipo	Тіро	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
1	RST	5	4	0	0	0	0	0	0	0	0	246 607 250 80
1	MUS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	346.697.350,89
	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	1	1	
2	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.155.298,85

Tabela 4.11 – Custos esperados para os casos 1 e 2 - Cenários CEMIG.

Custos Esperados	Caso 1 (Opção 1)	Caso 2 (Opção 1)
Investimento (R\$)	13.392.754,22	30.993.596,49
Interrupção (R\$)	296.270.752,59	34.810.402,10
Não-Faturamento (R\$)	37.033.844,07	4.351.300,26
Total de Operação (R\$)	333.304.596,67	39.161.702,36
Total (R\$)	346.697.350,89	70.155.298,85

Tabela 4.12 – Índices de confiabilidade para os casos 1 e 2 - Cenários CEMIG.

Caso	Α	U (h/T)	F (f/T)	D (dias)	EENS (MWh/T)
1	0,93562	5639,79	22,5535	10,42	74067,69
2	0,99277	633,52	24,5511	1,08	8702,60



Figura 4.7 – Energia média não suprida por ano para os casos 1 e 2 - Cenários CEMIG.

No Caso 2, considera-se uma expansão do parque em 10 novos transformadores, sendo 5 em 2025 e 5 em 2027. Também é considerado um crescimento de carga de 2% ao ano em todas as subestações a partir de 2025, i.e., a carga total do sistema passa de 2247,90 MW para 2347,90 MW. Neste cenário, o sistema pode realizar transferência de carga em 20 pontos e o algoritmo é aplicado para dimensionar os estoques de transformadores reservas e subestações móveis.

Para fins comparativos, a Tabela 4.10 mostra as melhores soluções encontradas pelo AGA para os Casos 1 e 2. Nota-se que, em ambas as soluções foi sugerida a aquisição de 9 unidades de transformadores reservas até o segundo ano. No Caso 2, foi sugerida a aquisição de uma décima unidade em 2026, o que pode ser justificado pela expansão e aumento de carga, além da aquisição de duas unidades de subestações móveis distribuídas entre 2022 e 2023, respectivamente. As aquisições sugeridas nos últimos anos, conforme discutido anteriormente, têm um baixo no período analisado, já que o estudo de planejamento de estoques é realizado em períodos menores que dez anos.

No Caso 2, mesmo com a expansão do parque em 2025 e 2027, e um aumento de carga de 2% ao ano em todos os pontos a partir de 2027, as soluções propostas apresentaram um bom custo-benefício para o sistema, gerando um impacto positivo, reduzindo o custo total em mais de 270 milhões de reais. Isso mostra que o AGA está respondendo às mudanças de cenários realizadas no sistema. Os custos esperados são apresentados na Tabela 4.11. Observando esses resultados, nota-se que o investimento em unidades de subestações móveis tem grande impacto sobre o custo operacional do sistema, pois, conforme discutido anteriormente, elas são conectadas às subestações para suprir a carga enquanto um novo transformador é instalado no campo para substituir a unidade avariada.

Esse impacto também pode ser observado nos índices de confiabilidade mostrados na Tabela 4.12, quando a duração média das falhas passa de 10,42 para 1,08 dias, elevando a disponibilidade do sistema de 0,935 para 0,992, um valor mais aceitável. Já a frequência de falha aumentou, isso ocorreu porque o sistema se expandiu, logo, a frequência de falha também aumenta. O impacto dessas aquisições também pode ser observado na Figura 4.7, onde a média da energia não suprida por ano passou de 7406,77 MWh/ano para 870,26 MWh/ano.

# 4.3.2 Análise de Sensibilidade aos Parâmetros: Custos e AGA

Para essa análise, o Caso 2 foi tomado como referência (Caso base). Os parâmetros da meta-heurística analisados são: tamanho da população e amplitude de mutação. Os parâmetros econômicos analisados são: custo de energia e custo de interrupção.

### Caso 3: Tamanho da População

Neste caso, propõe-se aumentar a população de 60 (Caso base) para 80 indivíduos. Para executar o Caso base, considerando uma semente aleatória, o algoritmo convergiu após realizar em média 31,66 gerações em 1,47 horas. Aumentando a população em 20 indivíduos, o algoritmo convergiu após realizar, em média, 23 gerações em 3,48 horas. Para fins comparativos, a Tabela 4.13 mostra as cinco melhores opções sugeridas pelo algoritmo para esses casos.

Analisando os dados das combinações sugeridas pelo algoritmo, nota-se que, o AGA sugere que a aquisição de duas unidades de MUS logo no primeiro ano e da décima unidade de RST em 2028, compõem uma solução ligeiramente mais econômica. No entanto, o custo computacional para executar o algoritmo com essa configuração foi 2,37 vezes maior que a configuração do Caso base. Portanto, a decisão foi tomada com base na relação custo-benefício de uma população composta por 60 indivíduos. Além disso, uma segunda alternativa é apresentada na Seção 4.4.

Na Figura 4.8, é mostrado o gráfico da energia média não suprida por ano ao longo do período analisado para as melhores soluções dos Casos 2 e 3. Na média, a diferença de energia média não suprida é igual a 31,88 MWh/ano, ambas conferindo uma disponibilidade de aproximadamente 0,99 para o sistema. Sendo assim, conclui-se que ambas as soluções apresentam soluções ótimas ou subótimas para o problema de dimensionamento de estoques.

	-				A	Ano de	inclusã	0				
Caso	Tipo	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
						Ca	so 2					
1	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	1	1	70 155 208 85
1	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.135.298,85
2	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	2	0	70 265 235 24
4	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.205.255,24
3	RST	5	4	0	0	1	0	0	1	0	0	70 285 105 77
5	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.265.105,77
4	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	1	2	70 384 909 44
-	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.504.909,44
5	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	1	4	70 307 538 90
5	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10.371.338,90
						Ca	so 3					
-	RST	5	4	0	0	0	0	1	0	0	1	60 500 100 51
1	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	69.523.193,51
2	RST	5	4	0	0	0	0	1	0	1	0	(0.520.222.12
2	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	69.529.225,12
2	RST	5	4	0	0	0	0	1	0	0	2	60 622 125 69
3	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	09.025.155,08
4	RST	5	4	0	0	0	0	1	0	0	0	69 631 078 86
-	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	09.031.078,80
5	RST	5	4	0	0	0	1	0	0	0	0	60 660 700 25
5	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	09.000.790,35

Tabela 4.13 – Melhores soluções de composições para os casos 2 e 3 - CEMIG.



Figura 4.8 – Energia média não suprida por ano para os casos 2 e 3 - CEMIG.

#### Caso 4: Convergência por Repetição

A convergência do algoritmo genético aprimorado é alcançada quando o número máximo de gerações é atingido ou quando o critério de parada por repetição é alcançado ( $n_{rep}$ ). Neste caso, propõe-se aumentar o valor deste parâmetro de 5 para 10 repetições também na última execução interna. Executando o AGA, considerando uma semente aleatória, para uma média de 20,66 gerações, esse caso dispensou 1,24 horas para convergir.

A Tabela 4.14 mostra as cinco melhores soluções alcançadas para essa nova configuração. Comparando com as soluções encontradas no Caso 3, essa estratégia não permitiu encontrar soluções melhores, no entanto, encontrou algumas soluções ligeiramente melhores que o Caso base.

Em seguida, optou-se por aumentar a população para 80 indivíduos e manter o critério de parada igual a 10 repetições, novamente, também na última execução  $(n_{pop}=80 \text{ e } n_{rep}=10)$ , denominando-se Caso 4.1. Para uma média de 28,33 gerações, o AGA levou 4,06 horas para ser executado. Entre as dez melhores soluções encontradas, quatro soluções são comuns àquelas encontradas no Caso 3. E com relação ao Caso 4 ( $n_{pop}=60 \text{ e } n_{rep}=10$ ), as soluções encontradas foram ligeiramente melhores, mas o custo computacional foi 3,27 vezes maior.

A Figura 4.9 mostra as dez melhores soluções encontradas para os Casos 2, 3, 4 e 4.1. Analisando esse gráfico, conclui-se que a configuração dos parâmetros propostos no Caso 3 permitiu que o AGA encontrasse, dentre todos os casos anteriores, as melhores soluções de dimensionamento de transformadores reservas e unidades de subestações móveis. Fica, portanto, definido, que a melhor configuração para este sistema é aquela definida no Caso 3, com uma população de dimensão igual a 80 indivíduos e critério de parada igual a 10 e 5 repetições para as EEI e EEE, respectivamente ( $n_{pop}$ =80 e  $n_{rep}$ = 5). Além disso, pode-se afirmar também que o parâmetro com maior influência nesses resultados foi o tamanho da população e não o número de repetição do critério de parada.

Em termos de índices de confiabilidade, os resultados ficaram muito próximos, todos estimando uma duração média das falhas de aproximadamente 1 dia. O gráfico da Figura 4.10 mostra, por exemplo, a energia média não suprida para os casos 2, 3, 4 e 4.1.

	_				Aı	10 de i	nclusã	0				Constant and all
Opção	Тіро	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
	RST	5	3	1	1	0	0	0	0	0	1	(0.00(.072.00
1	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	69.986.973,88
2	RST	5	3	1	0	0	0	0	0	0	2	70 006 000 52
2	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.000.909,32
3	RST	5	3	1	0	0	0	0	0	0	3	70 106 251 60
5	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.100.851,09
4	RST	5	3	1	0	0	0	0	0	1	2	70 180 200 50
+	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.180.200,30
5	RST	5	3	1	0	0	0	0	0	0	4	70 206 702 97
5	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10.200.793,87

Tabela 4.14 - Melhores soluções de composições para o Caso 4 - CEMIG.



Figura 4.9 – Custo total das dez melhores soluções para os casos 2, 3, 4 e 4.1 - CEMIG.



Figura 4.10 - Energia média não suprida por ano para os casos 2, 3, 4 e 4.1 - CEMIG.

### Caso 5: Custo de Energia

O custo da energia corresponde à tarifa de energia da concessionária. Neste caso, está associado ao não faturamento devido às interrupções no fornecimento de energia elétrica aos seus clientes. Conforme apresentado no Capítulo 2, o custo do não faturamento pode ser calculado através do produto da energia média não suprida em MWh e o valor da energia em R\$/MWh. Neste caso, propõe-se um aumento no custo de energia de 500 R\$/MWh (Caso 2) para 600 R\$/MWh.

As cinco melhores soluções de dimensionamento sugeridas pelo algoritmo e seus respectivos índices de confiabilidade e custos esperados são mostradas nas Tabelas 4.15, 4.16 e 4.17. Analisando esses dados, nota-se que as opções de aquisição nos dois primeiros anos, tanto para RSTs como para as MUS, são parecidas com as soluções do Caso base (Caso 2).

Sabe-se que o custo total é composto pela soma dos custos de investimento e operação. Analisando os custos esperados, para a Opção 1, por exemplo, os custos de investimento, interrupção e não-faturamento representam, respectivamente, 42,15%, 50,30% e 7,54% do custo total. O custo por não-faturamento representa uma parcela pequena e tem um baixo impacto no custo total, por isso, as soluções encontradas pelo algoritmo são ligeiramente mais altas que o Caso base.

	Ano de inclusão													
Opção	Тіро	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	Custo total (R\$)		
1	RST	5	4	0	0	0	0	0	0	0	0	70 050 008 46		
1	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.939.908,40		
2	RST	5	4	0	0	0	0	0	0	0	2	71 008 255 45		
2	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	/1.008.255,45		
2	RST	5	3	1	0	1	0	0	1	0	0	71 116 020 92		
3	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	/1.110.929,85		
4	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	1	0	71 125 102 70		
4	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	/1.155.192,70		
-	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	2	0	71 125 405 20		
5	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	/1.135.495,30		

Tabela 4.15 - Melhores soluções de composições para o Caso 5 - CEMIG.

Tabela 4.16 – Índices de confiabilidade para o Caso 5 - CEMIG.

Opções	Α	U (h/T)	F (f/T)	D (dias)	EENS (MWh/T)
1	0,99264	645,15	24,5963	1,09	8923,31
2	0,99266	643,27	24,5795	1,09	8890,37
3	0,99274	636,41	24,5769	1,08	8764,47
4	0,99277	633,46	24,5540	1,07	8748,16
5	0,99277	633,52	24,5511	1,08	8702,60

Tabela 4.17 - Custos esperados para o Caso 5 (R\$) - CEMIG.

Opções	Investimento	Interrupção	Não- Faturamento	Total de Operação	Total
1	29.912.660,90	35.693.258,75	5.353.988,81	41.047.247,56	70.959.908,46
2	30.112.545,25	35.561.487,13	5.334.223,07	40.895.710,19	71.008.255,45
3	30.800.349,42	35.057.896,02	5.258.684,40	40.316.580,42	71.116.929,83
4	30.893.654,31	34.992.642,08	5.248.896,31	40.241.538,39	71.135.192,70
5	31.103.532,88	34.810.402,10	5.221.560,32	40.031.962,42	71.135.495,30

Em termos de energia média não suprida, apesar desse caso utilizar uma tarifa de energia mais alta, se comparado com o Caso base ou com o Caso 3, que por sua vez encontrou as melhoras soluções conhecidas, nota-se que houve pequena degradação desse índice de confiabilidade, conforme ilustra a Figura 4.12. Contudo, pode-se considerar que a EENS é próxima daquela alcançada no Caso 3, por isso, conclui-se que as soluções encontradas neste caso são ótimas ou subótimas.



Figura 4.11 - Energia média não suprida para os casos 2, 3 e 5 - CEMIG.

### Caso 6: Custo de Interrupção

A interrupção no fornecimento de energia elétrica aumenta os custos operacionais para a concessionária que, além de deixar de faturar a energia elétrica que seria entregue aos seus clientes, deve pagar multas e indenizações previstas em lei. Essa compensação que a concessionária deve pagar aos seus clientes é simulada através do custo de interrupção, e pode ser calculada através do produto entre a energia média não suprida e um valor médio para o custo de interrupção.

Neste caso, o custo de interrupção passou de 4000R\$/MWh (Caso 2) para 5000R\$/MWh. As cinco melhores soluções de composição do estoque sugeridas pelo AGA, índices de confiabilidade e custos esperados, são mostradas nas Tabelas 4.18, 4.19 e 4.20, respectivamente. Analisando as opções de solução sugeridas pelo AGA, nota-se que, devido ao alto custo de interrupção, foi preferível adquirir duas unidades de MUS no primeiro ano e mais unidades de transformadores reservas no terceiro ano, comparando com o Caso 2 (Caso Base).

Analisando os índices de desempenho, nota-se que, o sistema alcança uma disponibilidade de 0,993 com uma média de duração das falhas igual a 1 dia, o que confere uma alta confiabilidade para este sistema. Em termos de energia média não suprida, apesar desse caso utilizar uma tarifa de interrupção mais alta, se comparado com o Caso Base ou com o Caso 3, que por sua vez encontrou as melhoras soluções conhecidas através do AGA para uma população maior, pode-se concluir que a EENS por ano é praticamente a mesma, conforme ilustra Figura 4.13. Sendo assim, pode-se também afirmar que as soluções de dimensionamento de estoque sugeridas neste caso são soluções ótimas ou subótimas.

					A	no de i	inclusã	0				<b>a .</b>
Opção	Tipo	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	Custo total (R\$)
1	RST	5	3	2	0	0	0	0	0	1	0	78 100 076 52
1	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78.100.076,52
2	RST	5	3	2	0	0	0	0	0	2	0	78 286 030 32
4	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78.280.030,32
3	RST	5	3	2	0	0	0	1	0	1	0	78 121 663 78
	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78.421.005,78
4	RST	5	4	0	0	0	1	0	0	0	1	78 510 904 89
-	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78.510.904,89
5	RST	5	4	0	0	0	1	0	1	0	0	78 521 057 97
3	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78.521.057,97

Tabela 4.18 – Melhores soluções de composições para o Caso 6 - CEMIG.

Tabela 4.19 – Índices de desempenho para o Caso 6 - CEMIG.

Орção	A	U (h/T)	F (f/T)	D (dias)	EENS (MWh/T)
1	0,99307	606,95	24,6172	1,03	8314,39
2	0,99307	606,80	24,6050	1,03	8310,04
3	0,99310	604,73	24,5943	1,02	8288,53
4	0,99300	613,47	24,6154	1,04	8466,99
5	0,99301	612,42	24,6652	1,03	8426,86

Tabela 4.20 - Custos esperados para o Caso 6 (R\$) - CEMIG.

Орção	Investimento	Interrupção	Não- Faturamento	Total de Operação	Total
1	32.370.919,23	41.571.961,17	4.157.196,12	45.729.157,29	78.100.076,52
2	32.580.797,79	41.550.211,39	4.155.021,14	45.705.232,53	78.286.030,32
3	32.834.750,86	41.442.648,11	4.144.264,81	45.586.912,92	78.421.663,78
4	31.942.447,20	42.334.961,53	4.233.496,15	46.568.457,68	78.510.904,89
5	32.173.313,63	42.134.313,03	4.213.431,30	46.347.744,34	78.521.057,97



Figura 4.12 – Energia média não suprida para os casos 2, 3 e 6 - CEMIG.

### 4.4 Testes Complementares

Nos testes realizados na seção anterior foi admitido um único limite de aquisição por ano ao longo de todo o período analisado. Essa premissa aumenta a dimensão do espaço amostral e exige um tempo computacional maior. Além disso, conforme explicado em capítulos anteriores, as sugestões de aquisições nos últimos anos representam uma pequena fração do custo total estimado para o período analisado, pois apenas os valores que estão dentro da janela de análise são contabilizados. Por isso, propõe-se limitar o número de aquisições de RSTs e MUS por ano, sendo possível programar que não é possível adquirir nenhuma unidade de transformador reserva ou unidade móvel em qualquer ano. Essa modificação nos dados de entrada reduz o espaço de soluções e pode ser feita de acordo com as soluções de dimensionamento encontradas nos testes com um único limite de aquisição por ano durante todo período.

## 4.4.1 Sistema Canadense

Nos testes anteriores, o limite de aquisição foi definido como: até quatro unidades de transformadores reservas por ano, durante todo o período de análise, e até duas unidades de subestações móveis por ano, apenas nos três primeiros anos; resultando em um espaço amostral de 263.671.875 ( $5^{10} \times 3^3$ ) combinações.

Com base nos resultados previamente obtidos, é possível estabelecer novos limites para a aquisição de unidades de transformadores de reserva e unidades de subestações móveis a cada teste subsequente. Essa abordagem resulta em uma redução do espaço amostral, o que, por sua vez, diminui o tempo computacional necessário para alcançar um conjunto de soluções viáveis. Embora o espaço amostral tenha sido significativamente reduzido, ainda é crucial utilizar uma ferramenta de otimização, dadas as numerosas possibilidades de soluções que podem ser consideradas para resolver esse problema.

#### Teste 1: Limite de aquisições por ano

Tomando o Caso 4 como base e admitindo um novo limite de aquisições, sendo: {4, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0} unidades de transformadores reservas, onde cada posição corresponde a um ano do período; e {0, 1, 2} unidades de subestações móveis por ano, apenas nos três primeiros anos; o espaço amostral foi reduzido para 25920  $(5\times3\times2^6\times1^2\times3^3)$  combinações. O AGA foi executado para as novas condições de aquisições cujos resultados são mostrados na Tabela 4.21. Conforme preestabelecido na entrada de dados, nenhuma aquisição foi realizada nos dois últimos anos.

Comparando os resultados alcançados com os do Caso 4, ou com o teste realizado para esse sistema no Capítulo 3, que possui o mesmo cenário, é possível observar que as soluções com aquisições nos dois últimos anos estão entre as melhores soluções. Por exemplo, no Caso 4, as Opções 3, 4 e 7, sem aquisições nos dois últimos anos, representam a mesma solução da Opção 1, que por sua vez, corresponde à Opção 1 do Teste 1. Portanto, conclui-se que a limitação de aquisições de equipamentos reservas por ano, de forma personalizada, respeitando os recursos financeiros da concessionária, a janela de análise de custos etc.; permite que soluções que causem maiores impactos no sistema sejam alcançadas e propostas pelo algoritmo. Além disso, o tempo necessário para encontrar um conjunto de soluções com os novos limites de aquisição foi de aproximadamente 21 minutos para realizar em média 17 gerações.

Teste 1													
,0	•				Ar	10 de i	nclus	ão					
Opçâ	Tipo	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)	
1	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	19 417 161 39	
	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.117.101,59	
2	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	19.470.525,19	
	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
3	MUS	5 1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	19.548.300,86	
	RST	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0		
4	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.584.604,91	
F	RST	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10 506 700 70	
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.596.728,70	
6	RST	3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	19 641 175 18	
•	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.041.175,10	
7	RST	3	0	1	0	0	0	0	1	0	0	19.739.225,99	
	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
8	MUS	3 1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	19.759.364,67	
	RST	3	0	0	1	0	0	0	1	0	0		
9	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.794.128,69	
10	RST	3	0	0	0	1	0	0	1	0	0	10.024.522.04	
10	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.826.533,86	
							Caso	4					
1	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10 417 161 20	
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.417.101,39	
2	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	19.470.525.19	
	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
3	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	19.484.151,47	
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0		
4	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.527.809,64	
	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	1		
5	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.531.130,85	
(	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	10 549 200 96	
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.548.300,86	
7	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	2	19 578 255 01	
	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.570.255,01	
8	RST	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	19.584.604,91	
	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
9	KSI	5 1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	19.607.056,19	
	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	2		
10	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	-0	19.618.079,80	

Tabela 4.21 – Teste 1: Limite de aquisições por ano - Hydro One.

#### Teste 2: Tempo de instalação do transformador reserva

Tomando o Teste 1 como referência e admitindo uma redução no tempo de falha para 9 a 11 dias, obteve-se os resultados apresentados na Tabela 4.22. Notase uma diminuição de 6,95% no custo total, aproximadamente R\$ 288×10<sup>3</sup> no período analisado. Essa redução era esperada devido ao menor tempo necessário para a instalação do transformador sobressalente.

A Figura 4.13 mostra o gráfico da energia média não suprida para o Caso 4 e Teste 1, cujos tempos de instalação é igual a respectivamente, 12 a 16 dias e 9 a 11 dias. Neste caso, houve uma redução de aproximadamente 62 MWh na energia média não suprida durante o período. A celeridade no tempo de instalação da unidade transformadora sobressalente possui um grande impacto sobre o sistema e, quanto maior o atraso para que esta ação seja concluída maior a energia média não suprida e consequentemente maiores são os prejuízos para a concessionária.

		-			An	o de i	nclus	ão				
pçãc	Tipo											Custo total
0		2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(K\$)
1	RST	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10 122 710 27
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.155./19,57
2	RST	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	10 144 658 40
4	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.144.056,47
3	RST	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	10 157 517 81
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.137.317,01
4	RST	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10 264 648 67
-	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.204.048,07
5	RST	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	19 344 401 71
5	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.544.401,71
6	RST	3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	19 355 373 55
U	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.555.575,55
7	RST	3	0	1	0	0	0	0	1	0	0	19 377 317 05
'	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.577.517,05
8	RST	3	0	0	1	0	0	0	1	0	0	10 303 158 20
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.575.156,27
9	RST	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	19 442 466 26
,	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.442.400,20
10	RST	3	1	0	0	0	0	1	0	0	0	10 456 678 10
10	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17.450.078,19

Tabela 4.22 - Teste 2: Limite de aquisições por ano - Hydro One.



Figura 4.13 - Limite de aquisições por ano - Hydro One.

#### Teste 3: Dimensionamento de estoques para região com 10<sup>λ</sup>

Tomando o Teste 2 como ponto de partida assumiu-se que 12 transformadores do sistema possuem uma taxa de falha aumentada em 10 $\lambda$  (consultar Apêndice D), lembrando que  $\lambda$  =0,007. Para este cenário, foram realizados dois testes 3a, 3b, para os quais os limites de aquisições é de, respectivamente, {4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4} e {4, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0}; e {0, 1, 2} unidades de subestações móveis por ano para ambos os testes. De acordo com os resultados obtidos no Teste 3a os novos limites de aquisição foram predefinidos para o Teste 3b.

A Tabela 4.23 apresenta as dez soluções mais eficazes identificadas para o cenário em questão. Conforme previsto, observou-se um aumento significativo no número de aquisições. Em relação à solução de maior desempenho, especificamente em termos de índices de confiabilidade, destaca-se uma duração média de falhas de 1,49 dias durante o período analisado, resultando em uma disponibilidade de 0,99. Com a presença de 12 transformadores no campo sujeitos a uma taxa de falha ampliada, a frequência de falhas também aumenta, resultando em uma média de 9,6 aquisições durante o período considerado. Esse fato implica em um aumento da energia média não suprida e, consequentemente, em um aumento nos custos de investimento e operação.

ão					A	.no de i	inclusã	0				Custo total
Opç	Тіро	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
-	RST	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	07.007.010.00
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27.827.319,32
2	RST	4	1	0	0	0	0	1	0	0	0	28 052 841 42
2	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28.032.841,42
3	RST	4	1	0	0	0	0	0	1	0	0	28 080 044 01
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28.080.044,01
4	RST	4	1	0	1	0	0	0	0	0	0	28 002 012 21
4	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28.095.015,21
5	RST	4	1	1	0	0	0	0	0	0	0	28 004 081 42
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28.094.981,45
6	RST	4	2	0	0	0	0	0	0	0	0	28 113 036 27
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20.115.050,27
7	RST	4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	28 119 405 87
,	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20.117.405,07
8	RST	4	1	0	0	1	0	0	0	0	0	28 146 266 89
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20.140.200,07
9	RST	4	1	0	0	0	0	1	1	0	0	28 357 263 28
,	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20.337.203,20
10	RST	4	2	0	0	0	0	0	1	0	0	28 380 500 89
10	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20.300.300,07

Tabela 4.23 - Teste 3: Dimensionamento para sistema com região envelhecida - Hydro One.

#### Teste 4: Dimensionamento de estoques com diversos $\lambda$

Considerando o Teste 2 como ponto de partida e assumindo que os demais transformadores também estão sujeitos a uma taxa de falha aumentada (ver Apêndice D). Ou seja, além dos doze transformadores que têm uma taxa de falha de 10  $\lambda$ , os demais 48 transformadores possuem taxa de falha equivalente a  $r \times \lambda$ , onde ré um número determinístico real maior que 1, neste caso, os valores assumidos podem ser verificados no apêndice. Para este cenário foram realizados dois testes, denominados Teste 4a, 4b, para os quais os limites de aquisições é de, respectivamente, {6, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 6} e {6, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0}; e {0, 1, 2} unidades de subestações móveis por ano par ambos os testes. De acordo com os resultados obtidos no Teste 4a os novos limites de aquisição foram predefinidos para o Teste 4b.

A Tabela 4.24 mostra as dez melhores soluções alcançadas pelo algoritmo. Observando esses resultados nota-se que para um sistema com diversas taxas de falha é necessário adquirir um número maior de transformadores reservas logo no primeiro ano. Para a melhor solução encontrada, em termos de índices de confiabilidade por

ão	-				A	no de	inclus	ăo				Custo total
Opç	Тіро		2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028 2029	2030	2031	(R\$)
1	RST	6	2	0	0	0	0	0	0	0	0	44 251 000 04
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44.251.008,94
2	RST	6	2	0	0	0	0	0	1	0	0	44 820 074 66
2	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44.839.974,00
3	RST	6	2	0	0	0	0	1	0	0	0	45 079 181 04
5	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45.077.101,04
4	RST	6	2	1	0	0	0	0	0	0	0	45 218 550 04
-	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45.218.559,94
5	RST	6	2	0	0	1	0	0	0	0	0	15 246 232 62
3	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45.240.252,02
6	RST	6	1	1	0	0	0	0	0	0	0	15 274 882 03
U	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45.274.882,05
7	RST	6	2	0	1	0	0	0	0	0	0	45 206 135 68
1	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45.290.155,08
Q	RST	6	2	0	0	0	0	1	1	0	0	45 400 080 64
0	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	43.409.989.04
9	RST	6	2	1	0	0	0	0	1	0	0	15 519 368 51
,	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	+3.347.300.34
10	RST	6	2	0	0	0	0	2	0	0	0	45 540 577 08
10	MUS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	43.349.377,98

Tabela 4.24 - Teste 4: Dimensionamento para sistema com várias taxas de falha - Hydro One.

exemplo, a duração média das falhas é de 1,48 dias no período, alcançando uma disponibilidade de 0,99.

Para um sistema composto por transformadores de diferentes idades, incluindo outros equipamentos envelhecidos além daqueles descritos no Teste 3, é previsto que a frequência de falhas seja mais alta. Isso leva a uma média de 19,2 aquisições ao longo do período analisado, acarretando em um aumento energia média não suprida e, consequentemente, em um incremento nos custos de investimento e operação.

### 4.4.2 Sistema Brasileiro

Nos testes anteriores, o limite de aquisição foi definido como: até cinco unidades de transformadores reservas por ano, durante todo o período de análise, e até duas unidades de subestações móveis por ano, apenas nos três primeiros anos; resultando em um espaço amostral de 1.632.586.752 ( $6^{10} \times 3^3$ ) combinações.

De acordo com os resultados obtidos anteriormente foram definidos novos limites de aquisição, sendo: {5, 4, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 0} unidades de transformadores reservas onde cada posição corresponde a um ano, e  $\{0, 1, 2\}$  unidades de subestações móveis por ano, apenas nos três primeiros anos; resultando em um espaço amostral igual a 77760 ( $6 \times 5 \times 3 \times 2^5 \times 3^3$ ) combinações.

#### **Teste 1: Limites de aquisições**

Tomando como base o cenário do sistema brasileiro apresentado no Capítulo 3, o AGA foi executando com os novos limites de aquisições apresentados. Conforme previamente estabelecido, nenhuma unidade foi adicionada aos dois últimos anos do período analisado. Ao comparar esses resultados com os do caso Base (consultar Tabela 3.8 do Capítulo 3), observa-se que melhores soluções foram alcançadas, conforme esperado devido à redução do espaço amostral e à eliminação de soluções idênticas após a remoção das aquisições dos dois últimos anos. Por exemplo, na Tabela 3.8, as opções 1 e 6 se tornam idênticas.

Opção	Tipo			Custo total								
		2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	( <b>R</b> \$)
1	RST	5	4	0	0	0	0	1	0	0	0	70 414 072 29
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	/0.414.9/0,08
2	RST	5	3	0	1	0	1	0	0	0	0	70.444.728,33
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
3	RST	5	4	0	0	0	1	0	0	0	0	70.453.009,24
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	RST	5	4	0	0	1	0	0	0	0	0	70 508 700 87
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.308.709,87
5	RST	5	4	0	0	0	0	0	1	0	0	70 575 509 10
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.575.509,10
6	RST	5	3	1	0	1	0	0	0	0	0	70.607.460,27
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	RST	5	3	1	0	0	0	0	1	0	0	70.684.771,46
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	RST	5	4	0	0	0	1	0	0	0	0	70.730.655,68
	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
9	RST	5	3	0	0	1	0	0	1	0	0	70 737 580 07
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10.131.300,01
10	RST	5	3	0	2	0	0	0	0	0	0	70 810 364 65
	MUS	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	70.017.304,03

Tabela 4.25 - Teste 1: Sistema base com novos limites de aquisições - Cemig.

#### Teste 2: Limites de aquisições para o sistema expandido

Tomando como base o Caso 2 apresentado no Capítulo 4, o AGA foi executado e os resultados são mostrados na Tabela 4.26.

Com base nas análises anteriores apresentadas neste capítulo, foi possível observar que para o algoritmo genético alcançar soluções da ordem de R 69×10<sup>6</sup>, é necessário aumentar a população para 80 indivíduos. No entanto, aumentar esse parâmetro significou aumentar o tempo de execução de 1,47 horas para 3 horas, com um custo benefício pequeno, já que a diferença em termos de índices de confiabilidade e custos pode ser considerada pequena (Capítulo 4: Caso 3). Por isso, optou-se por trabalhar com uma população de 60 indivíduos.

Para o novo limite de aquisições preestabelecido, foi possível alcançar as soluções melhores, da ordem de grandeza anteriormente encontrada apenas com uma população de dimensão maior. Além disso, o tempo necessário para encontrar um conjunto de soluções factíveis foi de aproximadamente 1 hora.

ăo	Tipo			Custo totol								
Opçê		2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	(R\$)
1	RST	5	4	0	0	1	0	0	1	0	0	69 520 254 86
	MUS	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	07.520.254,00
2	RST MUS	5	4	0	0	0	0	1	0	0	0	69.631.078,86
		2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
3	RST MUS	5	4	0	0	0	1	0	0	0	0	69.660.790,35
		2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	RST MUS	5	4	0	0	0	1	0	0	0	0	69.765.178,43
		1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
5	RST MUS	5	4	0	0	0	0	1	1	0	0	69.995.562,32
		2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	RST MUS	5	4	0	0	0	1	1	0	0	0	70.025.857,69
		2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	RST MUS	5	4	0	0	0	0	0	0	0	0	70.067.576,99
		1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	RST MUS	5	4	0	0	0	1	0	1	0	0	70.094.195,36
		2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
9	RST	5	4	0	0	1	0	1	0	0	0	70 095 554 67
	MUS	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	70.075.554,07
10	RST	5	4	0	0	0	1	0	1	0	0	70 102 970 50
	MUS	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	70.103.870,39

Tabela 4.26 – Teste 2: Sistema expandido com novos limites de aquisições - Cemig.

## 4.5 Conclusões

As análises de sensibilidade realizadas neste capítulo foram divididas em duas partes: análise de sensibilidade de cenários e análise de sensibilidade de parâmetros, ambas aplicadas aos sistemas de distribuição de energia elétrica canadense e brasileiro.

A análise de cenários permitiu avaliar, individual e concomitantemente, o impacto da utilização de estoque de transformadores reservas, unidades de subestações móveis e transferência de carga para subestações vizinhas. Nesses cenários, foi possível observar que o uso da MUS é extremamente importante para mitigar o tempo de falha e, dessa forma, colaborar para que o sistema tenha uma alta confiabilidade, além de reduzir os custos operacionais para a concessionária, proporcionando uma economia significativa. Também foi possível observar a sensibilidade do algoritmo genético desenvolvido mediante os cenários simulados via simulação Monte Carlo, através das várias soluções de dimensionamento de estoques de RSTs e MUS obtidas.

A segunda análise foi realizada variando parâmetros meta-heurísticos, econômicos e técnicos, com o objetivo de avaliar o seu impacto no sistema através do dimensionamento de estoque de transformadores reservas e unidades de subestações móveis via algoritmo genético aprimorado. Os parâmetros analisados foram: tamanho da população, amplitude da mutação, critério de convergência por repetição; tempo de instalação do transformador reserva e da unidade de subestação móvel, tempo de aquisição de uma nova unidade transformadora; custos de energia e interrupção.

Através dessa análise, em termos de parâmetros da meta-heurística, foi possível verificar que o tamanho da população foi o parâmetro que mais impactou no desempenho do algoritmo. Para ambos os sistemas, concluiu-se que para o cenário de expansão e aumento de carga, a dimensão inicial da população limita ligeiramente o espaço de busca, e por isso pode ser aumentada. Com relação ao critério de parada por repetição, concluiu-se que, aumentando a população, pode-se manter um critério de repetição menor para a última execução interna, já que essa é realizada a partir de um coeficiente de incerteza menor (SMC), o que implicaria em um tempo de processamento maior sem impactar positivamente os resultados,
conforme ocorreu no Caso 4.1 para o sistema brasileiro.

O parâmetro técnico que mais afetou os custos do sistema foi o tempo de instalação da subestação móvel. Isto já era esperado, pois, quando ocorre uma falha no campo e o transformador precisa ser substituído por uma nova unidade, caso não seja possível realizar transferência de carga para subestações vizinhas, se a MUS estiver disponível, ela é instalada rapidamente para mitigar o tempo de falha. Portanto, quanto maior o tempo de instalação, maior a energia média não suprida, o que deteriora os índices de desempenho e aumenta o custo de operação.

No caso do sistema canadense foi possível verificar, através de um "gabarito", que o algoritmo fornece um conjunto de soluções ótimas ou subótimas. Dessa forma, a melhor solução conhecida para este sistema serviu como referência, em termos de índices de confiabilidade, para os demais casos, indicando se as soluções estavam próximas de um ótimo local ou não. No caso do sistema brasileiro, não foi gerado nenhum gabarito devido à sua dimensão e, consequentemente, ao enorme tempo computacional que seria despendido. Sendo assim, a melhor solução encontrada serviu como referência, em termos de índices de confiabilidade, para indicar se as soluções encontradas nos demais casos eram um conjunto de boas soluções. Essas comparações foram feitas através da energia média não suprida.

Outro ponto a ser destacado é que a inclusão de limites para aquisições de transformadores de reserva e subestações móveis contribuiu para reduzir o tempo de execução e encontrar soluções que fossem iguais ou até melhores do que aquelas obtidas com um único limite de aquisição por ano ao longo de todo o período analisado. Essa estratégia possibilitou melhorar o desempenho da ferramenta por meio da redução do espaço amostral através de análises prévias.

De modo geral, as análises de sensibilidade realizadas neste capítulo permitiram observar que a metodologia empregada é coerentemente sensível aos parâmetros do sistema, conseguindo alcançar um conjunto de boas soluções, ótimas ou subótimas.

# 5 Otimização da Localização de Estoques

# 5.1 Introdução

Conforme apresentado nos capítulos anteriores, os estoques de transformadores reservas e subestações móveis desempenham um papel importante no sistema de distribuição, elevando a confiabilidade e promovendo economia do custo de operação, a partir da redução do tempo da perda de carga. Além disso, o dimensionamento ótimo do estoque no tempo também se mostrou eficaz, evitando investimentos desnecessários e promovendo uma maior robustez ao sistema contra falhas maiores.

A eficácia dos estoques está diretamente ligada à sua localização estratégica. A sua proximidade com regiões mais propensas a falhas contribui para reduzir o tempo de perda de carga, assegurando uma resposta rápida e eficiente. Frequentemente as concessionárias realizam análises geográficas para otimizar a localização dos estoques, levando em consideração padrões históricos de falhas e demanda de energia. Essa abordagem visa minimizar o tempo de deslocamento e garantir respostas ágeis diante de ocorrências críticas.

Diante da dimensão do sistema e em virtude das variadas taxas de falha dos equipamentos, bem como das medidas emergenciais intrínsecas, dos tempos e custos associados ao deslocamento, e das interrupções no fornecimento de energia elétrica, a identificação de uma solução que apresente um custo-benefício em um extenso espaço amostral representa um desafio substancial para as concessionárias. Torna-se, portanto, necessário aplicar uma ferramenta de otimização a fim de encontrar um conjunto de soluções de localização de armazenamento de estoques que proporcione maior agilidade ao deslocamento dos equipamentos reservas, promovendo, assim, maior eficiência operacional no sistema.

O presente capítulo apresenta um novo método para determinar a localização simultânea dos estoques de transformadores reservas (RSTs) e subestações móveis (MUS), através da combinação de uma técnica de otimização baseada em algoritmos genéticos (AG) via simulação Monte Carlo (SMC) cronológica. O número de transformadores e unidades de subestações móveis a serem armazenados são pré-definidos no Capítulo 4 e a localização otimizada ao longo de cada ano.

# 5.2 Otimização via Simulação Monte Carlo e Algoritmos Genéticos

### 5.2.1 Premissas Básicas

Para determinar a localização dos equipamentos reservas, foi admitido que as vagas ou garagens estejam posicionadas nas próprias subestações de distribuição de energia elétrica. Nesse contexto, os pontos habilitados a armazenar cada tipo de equipamento assim como suas coordenadas geográficas devem ser informados nos dados de entrada, conforme ilustra a Figura 5.1.

	RST	MUS	Coord	enadas
Ponto	Quant.	Quant.	Х	Y
1	2	1	X1	Y1
2	1	2	X2	Y2
3	1	1	X3	Y3
4	0	0	X4	Y4
5	1	0	X5	Y5
6	0	0	X6	Y6
7	1	1	X7	Y7

Figura 5.1 - Exemplo: Quantidade de vagas por ponto nos dados de entrada.

Nota-se que, para as subestações que não estão habilitadas ou, em outras palavras, não possuem capacidade de armazenamento ou vagas, deve ser informado zero nos dados de entrada. A partir das coordenadas fornecidas, torna-se viável calcular a distância e o respectivo tempo de deslocamento entre todos os pontos.

Por questões de simplicidade, optou-se por uma abordagem aproximada, onde a distância entre todos os pontos é calculada por meio da métrica euclidiana a partir das coordenadas, originando assim a matriz de distâncias. As coordenadas podem ser inseridas nos dados de entrada de três maneiras distintas. Na primeira abordagem, as coordenadas são expressas em graus de latitude e longitude, e em seguida convertidas através da fórmula de Haversine, utilizando o raio médio da Terra em quilômetros. A segunda opção requer a posição geográfica de cada ponto em um plano cartesiano, exigindo que o usuário realize as conversões e cálculos necessários. E por último, mas não menos importante, as coordenadas são fictícias e geradas diretamente em um plano cartesiano previamente delimitado e com restrição adicional de uma distância mínima entre subestações.

Para se obter a distância real, é necessário informar as coordenadas precisas, incluindo, longitude, latitude e altitude de cada subestação (SE), considerando, ao menos, uma opção de rota para o deslocamento dos equipamentos. Embora um sistema de coordenadas geográficas pudesse ser adotado para referências espaciais mais precisas, os planos cartesianos se mostram mais simples e suficientes para ilustrar o método proposto.

Uma vez obtida a matriz de distâncias, é possível gerar as matrizes de tempo de deslocamento entre todos os pontos a partir de uma velocidade média para o RSTs e MUS. A velocidade de transporte se alinha ao princípio da inércia, onde a limitação de angulação minimiza a transferência excessiva de energia cinética da carreta em movimento ao óleo isolante. Restrições precisas de inclinação e velocidade são essenciais para preservar a estabilidade térmica e estrutural do transformador, evitar danos mecânicos, riscos de vazamento de óleo e o comprometimento do isolamento. Por exemplo, em estradas pavimentadas a subestação móvel tem velocidade máxima de 60 km/h e por estradas não pavimentadas, velocidade máxima de 40 km/h.

Considerando a possibilidade de ocorrerem atrasos devido a problemas externos, os quais podem resultar em um tempo de viagem superior à estimativa determinada pela velocidade média, optou-se por introduzir atrasos por meio de um ruído aleatório em cada trecho, com o intuito de criar as matrizes de tempo de deslocamento máximo para os transformadores reserva e subestações móveis. Assim, cada trajeto é tratado como único, e os atrasos são incorporados de maneira proporcional. Assim, para cada trecho do deslocamento, é possível que ocorra um atraso limitado a uma porcentagem máxima, previamente definida nos dados de entrada, em relação ao seu tempo médio de deslocamento, modelando uma distribuição uniforme para cada trecho. Adicionalmente, o atraso é computado somente no deslocamento para o ponto de falha, pois a probabilidade de ocorrer uma nova falha no intervalo de tempo em que a MUS volta para o estoque é pequena. Portanto, o possível atraso durante essa ação pode ser desprezada. Essa abordagem visa refletir a variabilidade inerente a condições imprevistas que podem afetar o tempo de viagem, garantindo uma representação mais realista das situações enfrentadas no transporte desses equipamentos. Posto isso, esses dados passam a compor a simulação Monte Carlo cronológica descrita no Capítulo 2, onde, a manobra de transferência de carga para subestações vizinhas e a ligação de uma unidade de subestação móvel só podiam ser utilizadas como medida de emergência para mitigar o tempo de falha se houvesse reserva disponível, já que essas ações não podem substituir o transformador permanentemente e atuam somente de forma provisória. Por isso, algumas condições foram preestabelecidas, i.e.:

- i) O tempo máximo de transferência de carga deve ser menor que o tempo mínimo de instalação da unidade de subestação móvel;
- ii) O tempo máximo de instalação da unidade móvel deve ser menor que o tempo mínimo de instalação do reserva.

No novo cenário, no qual foram incluídos vários pontos de armazenamento e o tempo de deslocamento do estoque até o ponto de falha, essas condições foram modificadas, i.e.:

- i) O tempo máximo de transferência de carga deve ser menor que o tempo mínimo de deslocamento e instalação da unidade de subestação móvel;
- ii) O tempo máximo de deslocamento e instalação da unidade móvel deve ser menor que o tempo mínimo de deslocamento e instalação do reserva.

Em um cenário hipotético de ocorrência de uma falha, considerando a presença de transformadores reservas e unidades de subestações móveis disponíveis, quatro cenários distintos podem se desdobrar:

 A falha ocorre numa SE que possui transformador reserva, mas não possui móvel.

Neste caso, apenas o tempo de instalação da unidade de transformador reserva é considerado. Dessa forma, a condição deve atender: o tempo máximo de deslocamento e instalação da unidade móvel deve ser menor que o tempo mínimo de instalação do reserva.  A falha ocorre numa SE que possui unidade de subestação móvel, mas não possui transformador reserva.

Neste caso, apenas o tempo de instalação da unidade móvel é considerado. Por isso, ela é instalada rapidamente, atendendo sempre à condição de tempo, que nesse caso fica: o tempo máximo de instalação da unidade móvel deve ser menor que o tempo mínimo de deslocamento e instalação do reserva.

• A falha ocorreu numa SE que possui unidade móvel e reserva.

Neste caso, ambos os tempos de deslocamento são desconsiderados, e a condição volta a ser aquela proposta no Capítulo 2: o tempo máximo de instalação da unidade móvel deve ser menor que o tempo mínimo de instalação do reserva.

A falha ocorreu numa SE que não possui unidade móvel nem reserva.

Neste caso, a condição atendida deve ser: o tempo máximo de deslocamento e instalação da unidade móvel deve ser menor que o tempo mínimo de deslocamento e instalação do reserva.

Se o tempo máximo de deslocamento e instalação da unidade móvel for menor que o tempo mínimo de deslocamento e instalação do reserva, a MUS pode ser utilizada para mitigar o tempo de falha. Caso contrário, mesmo disponível no sistema, a instalação da unidade móvel como medida de emergência deve ser descartada. Vale lembrar que a transferência de carga tem prioridade em relação à utilização da unidade móvel. Isso significa que nos casos em que a utilização da unidade móvel foi desconsiderada, devido ao fato do seu tempo de deslocamento e instalação se sobrepor ao tempo de deslocamento e instalação do reserva, a possibilidade de recorrer à ação de transferência de carga como medida de emergência já foi descartada em decisão anterior por estar indisponível no ponto da falha em questão.

Sendo assim, essas condições são consolidadas em uma única restrição: a remoção e deslocamento da subestação móvel para o local da falha ocorrem somente se a soma do tempo médio de deslocamento e instalação for inferior ao tempo médio correspondente ao deslocamento e instalação do transformador reserva, i.e.:

• Restrição (1):  $t_{instalação\_RST} + t_{RST}^{deslocamento} \ge t_{instalação\_MUS} + t_{MUS}^{deslocamento}$ 

Em um cenário de falha onde a medida de emergência é a manobra de transferência de carga para uma subestação vizinha, a soma do tempo médio de deslocamento e instalação da MUS deve ser substituída pelo tempo médio de manobra necessário para realizar a transferência de carga, na Restrição (1).

Quando um transformador é subtraído do estoque para substituir uma unidade avariada no campo, o processo de aquisição de uma unidade nova se inicia para recompor o estoque de transformadores. Na ocasião em que a reposição do transformador reserva fica disponível, uma decisão deve ser tomada: ela deve ser encaminhada para o estoque ou para ser instalada diretamente no campo para atender algum ponto que esteja desligado. Neste momento, podem acontecer dois cenários, o sistema pode estar em estado de sucesso ou falha.

Se o sistema está em falha, é porque está faltando algum transformador no campo. Pode ser que o ponto da falha em questão não conte com a transferência de carga, ou a transferência não tenha sido efetivada ainda, ou não tem unidade móvel disponível, ou a subestação móvel ainda não tenha sido instalada. Se a transferência ou a instalação da unidade móvel não foi realizada ainda, mas já estão programadas e reservadas para serem executadas, é porque existe transformador reserva disponível para ser instalado neste ponto, já que essas ações só são permitidas se houver estoque. No entanto, se o sistema está em estado de sucesso, é porque a carga está sendo alimentada pelo seu próprio transformador, por transferência de carga para uma subestação vizinha ou por uma subestação móvel.

### i) A reposição vai direto para o campo

Se existe um ou mais pontos sem transformador operando, sem transferência de carga ativa, sem móvel, sem previsão para fazer transferência de carga, sem previsão para ligar uma subestação móvel e sem previsão para instalação de reserva. Isso indica que o ponto está esperando a chegada de um novo transformador ou subestação móvel, portanto, o transformador vai direto para o campo. Se houver mais de um ponto nessa situação, o transformador adquirido é enviado para ser instalado no primeiro ponto que sofreu a falha.

#### ii) A reposição vai direto para o estoque

Por outro lado, se o sistema está em falha, mas não existem pontos falhados sem previsão de transferência de carga, ligação de uma unidade móvel e nem instalação de reserva é porque a transferência ou ligação da subestação móvel ou instalação do transformador reserva será executada em pouco tempo e com recursos já garantidos. Assim, o novo transformador pode ser enviado para o estoque.

Se o sistema está em estado de sucesso é porque todos os pontos estão com transformador operando; ou com transferência de carga ativa; ou ainda com uma subestação móvel suprindo a sua carga, aguardando a instalação do transformador reserva já garantido. Logo o transformador novo deve ser enviado direto para o estoque. Na eventualidade de um desfalque de mais de uma unidade no estoque, o transformador adquirido é despachado para o primeiro estoque que sofreu redução em suas unidades.

Posto isso, as ações de emergência realizadas pela simulação Monte Carlo estão representadas, de forma genérica, pelo fluxograma ilustrado na Figura 5.2, onde, após a detecção de uma falha no sistema, o processo de aquisição de uma nova unidade se inicia imediatamente. Nesse cenário, primeiramente verifica-se a disponibilidade de transformadores reservas. Se confirmada, procede-se com a identificação da unidade mais próxima, dando início ao processo de traslado para o ponto de falha. Senão, o ponto permanece desenergizado até a chegada de um novo transformador.

Em seguida, avalia-se a possibilidade de realizar transferência de carga para subestações vizinhas, em caso afirmativo, inicia-se o processo de transferência de carga. Se não for possível realizar essa manobra, verifica-se a disponibilidade de uma unidade de subestação móvel. Em caso positivo, localiza-se a unidade mais próxima. Uma vez identificada a disponibilidade dos equipamentos reservas, verifica-se se a primeira restrição é atendida. Se a resposta for afirmativa, a unidade móvel é deslocada para o local da falha para suprir a demanda de energia. Caso contrário, a MUS não é empregada, preservando-a no estoque, e o ponto permanece desenergizado até a instalação da reserva.

Caso não haja disponibilidade de transformador reserva, a subestação móvel não é empregada como substituta para a unidade avariada. Isso se deve ao fato de que, além de a subestação móvel ter um custo de aquisição consideravelmente mais elevado que o transformador, a sua utilização permanente comprometeria o estoque previamente dimensionado. Essa premissa também foi adotada para preservar a integridade do dimensionamento do estoque de transformadores reservas. Adicionalmente, a utilização contínua da subestação móvel, a longo prazo, resultaria na diminuição da confiabilidade do sistema devido à contribuição positiva que a subestação móvel proporciona ao reduzir o tempo de interrupção de carga ao se deslocar de um ponto a outro.



#### 5.2.2 Função Objetivo

A simulação Monte Carlo assume a posição de função de avaliação no processo de otimização. A junção dessas ferramentas permite que boas soluções sejam encontradas de forma rápida, evitando processos exaustivos de tentativa e erro onde a probabilidade de sucesso é pequena.

Neste contexto, o algoritmo de otimização desempenha a função de gerar um conjunto de soluções factíveis, alocando geograficamente as unidades reservas em pontos estratégicos, que impactem o sistema de forma positiva, ajudando a promover o fornecimento do seu produto de forma contínua, elevando o nível confiabilidade e reduzindo os custos por interrupção gerados por falhas catastróficas em seus transformadores. Sendo assim, o custo de deslocamento terrestre e o custo de operação do sistema devido ao tempo necessário para realizar o deslocamento e a instalação dessas unidades são considerados na função que minimiza o problema de otimização, conforme mostra a Equação 5.1.

#### Minimize:

$$C_{Total} = (C_E + C_I) \times EENS \left( N_{RST} + N_{MUS} \right) + D_{RST} \times C_{RST} + D_{MUS} \times C_{MUS}$$
(5.1)

onde, para o primeiro termo de soma,  $C_E$  é preço da energia em R\$/MWh;  $C_I$  é valor médio utilizado como estimativa do custo unitário de interrupção de cada consumidor em R\$/MWh; e EENS, em MWh/T, é energia média não suprida estimada pela simulação Monte Carlo em função da quantidade de transformadores reservas, N<sub>RST</sub>, e subestações móbeis, N<sub>MUS</sub>. Na segunda parcela de soma,  $C_{RST}$  e  $C_{MUS}$  representam custos de deslocamento de um transformador reserva e de uma subestação móvel em R\$/km; e  $D_{RST}$  e  $D_{MUS}$ , representam a distância de deslocamento estimado pela SMC para o RST e para a MUS, respectivamente.

Conforme descrito no Capítulo 2, a convergência da SMC é determinada pelo número de simulações e pelo coeficiente de variação  $\beta$ , calculado a partir da energia esperada não suprida. Portanto, a SMC pode ser interrompida quando o número de períodos simulados for grande o suficiente para que o coeficiente de variação do índice de interesse seja menor que o limite aceitável, garantindo, dessa forma, uma alta precisão nos resultados.



Figura 5.3 – Disponibilidade gerada pela simulação Monte Carlo:  $\beta = 5\%$ .

A determinação do valor de  $\beta$  requer análise de diversos fatores. Neste contexto, o número de equipamentos no campo, o período analisado e a taxa de falha dos equipamentos, influenciam diretamente na determinação desse valor. À medida que esses parâmetros aumentam, a necessidade de mais amostras também se intensifica; em termos mais simples, o valor de  $\beta$  deve diminuir proporcionalmente ao aumento desses parâmetros.

No caso do dimensionamento de estoques de transformadores reservas e subestações móveis, em um período de dez anos, foi utilizado um valor de  $\beta$ =1% nos capítulos 3 e 4. Agora, o período de análise é de apenas um ano, logo o valor do coeficiente de incerteza pode ser maior.

Outro fator importante que influencia na convergência da SMC é o dimensionamento e a velocidade na obtenção de bons resultados através da otimização de localização dos estoques. Neste caso, o dimensionamento dos estoques foi abordado no Capítulo 4, sendo necessário apenas otimizar a localização dos equipamentos reservas. Essa abordagem reduz o espaço amostral e acelera o processo de obtenção de um conjunto de soluções factíveis, quando comparado com o problema de dimensionamento de estoques.

Quando o estoque está adequadamente dimensionado e localizado, a energia média não suprida tende a ser reduzida. No entanto, à medida que a média da energia não suprida diminui, a necessidade de simulações adicionais para atingir a convergência na simulação Monte Carlo aumenta. Esse fenômeno decorre da diminuição da variância na energia média não suprida conforme a eficácia do sistema melhora, exigindo uma maior quantidade de simulações para alcançar resultados confiáveis.

Posto isso, foi definido para otimização da localização dos estoques via SMC o valor de  $\beta$ =5%, suficiente para garantir uma alta precisão nos resultados alcançados para o sistema simulado neste capítulo, o sistema canadense. A Figura 5.3 mostra um exemplo de convergência da disponibilidade versus o número de simulações realizadas. Observando este gráfico, nota-se que para o valor definido a disponibilidade tende para um valor de 0,991215 em 1454 simulações, onde o valor do índice amostrado praticamente não apresenta oscilações significativas com o aumento do número de simulações, o que evidencia sua notável precisão em relação ao coeficiente de incerteza selecionado.

# 5.2.3 Índices de desempenho

Conforme apresentado no Capítulo 2, o sistema pode ser avaliado através de diversos índices de confiabilidade estimados pela SMC, como, Disponibilidade (*A*), Indisponibilidade (*U*), frequência média das falhas (*F*) e energia média não suprida (EENS). Considerando o deslocamento do RST e da MUS, novos índices são gerados para uma análise mais completa. Nas equações abaixo, os subscritos 'R' e 'M' correspondem aos respectivos tipos de reservas, transformadores reservas e subestações móveis, e  $N_{sim}$  ao número de simulações realizadas por período simulado.

### Tempo esperado de deslocamento (TR ou TM):

É o valor médio para deslocar um componente do estoque ao ponto de falha durante o período analisado. É estimado pela razão entre o tempo total de viagem no período e o número de simulações realizadas, i.e.:

$$T_{R} = T_{R}^{deslocamento} / N_{sim}$$

$$T_{M} = T_{M}^{deslocamento} / N_{sim}$$
(5.2)

Distância esperada de deslocamento (DR ou DM):

É a distância média, em quilômetros, para deslocar um equipamento do estoque até o ponto de falha. É estimado pela razão entre a distância total percorrida pelo número de simulações realizadas, i.e.:

$$D_{R} = D_{R}^{distância} / N_{sim}$$

$$D_{M} = D_{M}^{distância} / N_{sim}$$
(5.3)

No caso do RST, a distância média corresponde ao deslocamento do estoque até o ponto de falha. Em contrapartida, no caso da MUS, considera-se tanto a ida ao ponto de falha quanto o retorno ao estoque.

# 5.2.4 Solução via Algoritmo Genético Aprimorado de Localização

Os princípios básicos de funcionamento do novo algoritmo proposto seguem as mesmas proposições e teorias apresentadas no Capítulo 3, porém, agora adaptadas para o problema de localização de estoques.

Neste caso, algumas restrições devem ser respeitadas. O número de vagas disponíveis para armazenar os equipamentos reservas, não deve ser menor que o número de equipamentos a serem armazenados. Ou seja, o número de vagas disponíveis para RST (N<sub>VAGAS\_RST</sub>) deve ser maior ou igual ao número total de transformadores reservas a serem armazenados (N<sub>RST</sub>), analogamente, o número de vagas disponíveis para armazenar as MUS (N<sub>VAGAS\_MUS</sub>) deve ser maior ou igual ao número de subestações móveis a serem armazenadas (N<sub>MUS</sub>), i.e.,

- Restrição (2):  $N_{VAGAS\_RST} \ge N_{RST}$
- Restrição (3):  $N_{VAGAS MUS} \ge N_{MUS}$

A alocação simultânea de transformadores reservas e subestações móveis compõem um espaço amostral significativo, que varia de acordo com o número de vagas e equipamentos que precisam ser armazenados. Em um sistema extenso, com um grande número de subestações de distribuição, o domínio das soluções aumenta significativamente, sendo impraticável testar cada possível solução. Além disso, deve-se levar em consideração que, para sistemas amplos, como o sistema canadense e brasileiro, já abordados nos capítulos anteriores, é necessário realizar um grande número de simulações para se obter resultados mais precisos e confiáveis. Sendo assim, com o objetivo de diminuir o tempo de processamento e ampliar espaço de busca, os mesmos conceitos apresentados sobre o Algoritmo Genético Aprimorado de dimensionamento também foram aplicados no caso da otimização da localização dos equipamentos reservas, resultando no Algoritmo Genético Aprimorado de Localização – AGALOC. Por fim, a ferramenta também pode ser avaliada através dos índices de desempenho.

# 5.2.4.1 AGALOC - Princípios Básicos

Os princípios básicos de funcionamento do algoritmo proposto seguem as mesmas metodologias apresentadas no Capítulo 3, porém, agora adaptadas para se alinharem ao objetivo de determinar a localização dos estoques. As principais mudanças realizadas na metodologia de otimização são apresentadas a seguir.

#### Representação

A representação eficaz de uma possível solução é fundamental para o alto desempenho do algoritmo. De acordo com a Figura 5.4, o cromossomo estruturado é dividido em duas partes de forma a refletir as características particulares da solução. A primeira parte, em azul, representa as vagas destinadas a armazenar RSTs, enquanto a segunda, em verde, corresponde às vagas para MUS. O valor de cada gene é um número inteiro e positivo que corresponde ao número de equipamentos armazenado em sua respectiva vaga, conforme sua posição no vetor (lócus).



Figura 5.4 - Representação do cromossomo.

Na geração da população inicial e durante as operações do algoritmo genético, algumas restrições devem ser respeitadas. A soma do número de transformadores reservas e a soma do número de subestações móveis, de cada indivíduo, precisam ser iguais, respectivamente, ao número total de RTS e MUS a serem armazenados, i.e.:

• Restrição (4): 
$$\sum_{i=1}^{nr} cromossomo(i) = N_{RST}$$

• Restrição (5): 
$$\sum_{i=1}^{nm} cromossomo(i) = N_{MUS}$$

Além disso, cada gene deve possuir um número de equipamentos menor ou igual a sua capacidade de armazenamento, i.e.:

- Restrição (6):  $Gene_{RST_i} \leq N_{VAGAS\_RST_i}$
- Restrição (7):  $Gene_{MUS_i} \leq N_{VAGAS\_MUS_i}$

#### Geração da população inicial

A formação dos indivíduos se inicia com a definição das subestações aptas a armazenarem equipamentos reservas, conforme ilustra a Figura 5.1. Dessa forma, apenas essas subestações passam compor do vetor cromossomo. O fato de o cromossomo não representar todas as subestações, ou seja, não contemplar aquelas que não possuem garagens, é fundamental para aumentar a eficiência do algoritmo, pois exigiria que mais restrições fossem adicionadas ao código, tornando o mesmo mais lento.

A população inicial é gerada de maneira aleatória e está sujeita às restrições do problema. Cada gene deve possuir um número de equipamentos menor ou igual a sua capacidade de armazenamento, e a soma deve ser igual ao número total de equipamentos a serem armazenados, conforme restrições apresentadas anteriormente. A Figura 5.5 apresenta uma população inicial gerada aleatoriamente para um sistema ilustrativo composto por sete subestações de distribuição, onde devem ser armazenados dois RSTs e uma MUS, neste exemplo, é possível observar que todas as restrições foram atendidas.

```
0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0
                10100010000
                0 1 1 0 0 0 0 1 0 0 0
                0 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0
                0 0 1 1 0 0 1 0 0 0 0
                0 2 0 0 0 0 0 0 0 1 0
                0 1 0 1 0 0 1 0 0 0 0
                0 2 0 0 0 0 1 0 0 0 0
                1 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0
                0 2 0 0 0 0 0 0 1 0 0
População inicial =
                1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0
                1 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0
                0 0 1 1 0 0 0 1 0 0
                0 2 0 0 0 0 0 1 0 0 0
                1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1
                0 0 0 1 1 0 1 0 0 0 0
                1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0
                0 1 0 0 1 0 1 0 0 0 0
                0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0
```

Figura 5.5 - Exemplo de população inicial.

#### Avaliação

A simulação Monte Carlo desempenha o papel de função de aptidão no algoritmo genético, sendo responsável por avaliar e pontuar as soluções propostas ao longo da evolução do algoritmo. Esta abordagem atribui a cada solução uma aptidão distinta, orientando assim, o AG em direção a um conjunto de soluções factíveis. A aptidão de cada indivíduo pode ser avaliada através da Equação 5.1 que representa os custos gerados devido ao deslocamento dos equipamentos reservas para os pontos de falha.

### Seleção

Utiliza-se o método de seleção por roleta, onde cada indivíduo possui uma probabilidade de ser selecionado proporcional ao seu índice de aptidão [68]. Dessa forma, os melhores indivíduos são selecionados para perpetuarem suas características genéticas. A cada geração, o conceito de elitismo é aplicado para que as melhores soluções encontradas não sejam perdidas ao longo da evolução.

### Critério de Parada

O processo de geração, avaliação e seleção da população inicial é a primeira etapa antes do algoritmo entrar em *loop*, realizando as operações de cruzamento, mutação, avaliação e seleção, até que um critério de parada seja atingido. Neste caso, o algoritmo é encerrado quando o número de gerações é alcançado ou quando nenhum melhor indivíduo é encontrado durante um número predeterminado de gerações consecutivas.

### **Parâmetros**

Para que o algoritmo obtenha um bom desempenho e encontre um conjunto de soluções factíveis no menor tempo possível, é necessário ajustar seus parâmetros de acordo com a dimensão do espaço amostral do problema e do seu cromossomo, conforme explicado em capítulos anteriores. Neste caso, quando o número de garagens é muito grande, o cromossomo acompanha o crescimento do domínio do problema, sendo necessário, por exemplo, aumentar a taxa de mutação e utilizar uma população maior e/ou aumentar o número de execuções internas, a fim de varrer o espaço de soluções, evitando que o algoritmo fique preso em um ótimo local. Ao mesmo tempo o número definido de aquisições de RTSs e MUSs também limita o espaço de soluções.

## Operações

O cruzamento uniforme é aplicado para gerar novos descendentes, onde os mais aptos possuem maior probabilidade de serem selecionados para reprodução. A mutação desses indivíduos é realizada a fim de garantir uma maior diversidade da população e explorar outros espaços de busca. O desafio de realizar essas operações está em respeitar as restrições do problema, por isso, em algum momento, heurísticas são implementadas.

As definições das características do cromossomo foram determinadas para que se obtivesse um cromossomo com uma dimensão pequena e que se expandisse pouco de acordo com o aumento do número de vagas, sendo, portanto, proposital trabalhar com a representação do número de vagas por ponto. Essa decisão permitiu simplificar o processo de geração, avaliação e cruzamento dos indivíduos ao longo da evolução do algoritmo. No entanto, para que o processo de mutação fosse possível, o indivíduo passa a ser reconhecido pelo seu respectivo número de vaga, de acordo com a subestação a que pertence, conforme descrito nos tópicos a seguir. Dessa forma, foi possível respeitar todas as restrições ao longo das operações inerentes à metodologia de otimização.

#### Cruzamento uniforme

Após selecionar os progenitores, os descendentes são gerados através do principal mecanismo de operação, o cruzamento, em que há troca de genes entre os pais selecionados. No cruzamento uniforme, para cada par de progenitores selecionados por meio de sorteio, uma máscara binária de mesma dimensão é gerada aleatoriamente, e dois descendentes são formados, conforme explicado no Capítulo 3. A Figura 5.6 exemplifica essa operação admitindo que quatro transformadores reservas e duas subestações móveis devem ser armazenadas. Nota-se, que todas as restrições foram respeitadas.

Uma heurística foi incorporada ao processo de cruzamento. Após um número específico de tentativas malsucedidas na geração de um novo indivíduo, devido às restrições impostas pelo problema, uma nova semente é aleatoriamente selecionada e utilizada apenas nesta operação. Este procedimento visa mitigar a possibilidade de ciclos iterativos na geração de novos indivíduos, minimizando os riscos associados à natureza estocástica dos números sorteados, tendência.





#### Mutação

Após o cruzamento, os indivíduos passam pelo processo de mutação, onde o alelo ou informação genética sofre alteração a fim de garantir uma maior diversidade da população e, consequentemente, permite que novas áreas do espaço de busca sejam exploradas, evitando a convergência para um ótimo local.

Conforme explicado anteriormente, o cromossomo foi modelado de forma a evitar que mais restrições condicionais fossem adicionadas ao programa, o que tornaria o mesmo mais lento. No entanto, para realizar a operação mutação, devido às restrições do problema, foi necessário alterar a representação vetorial das soluções. O cromossomo apresentado anteriormente mostra o número de vagas por ponto; no novo formato, cada vaga disponível em cada subestação deve ocupar uma posição no vetor cromossomo.

Para o Descendente 1, oriundo do exemplo do cruzamento, por exemplo, nota-se que os transformadores foram armazenados em quatro vagas disponíveis nas subestações 1 e 2, e as unidades móveis em duas vagas disponíveis nos pontos 5 e 7. Em outras palavras, a solução do Descendente 1 propôs armazenar, os transformadores em duas garagens disponíveis para RST na SE 1 e mais duas na SE 2; uma subestação móvel em uma das vagas disponíveis na SE 5 e outra na única vaga na SE 7. Sendo assim, pode-se codificar esses vetores conforme ilustra a Figura 5.7 (b), onde, cada garagem disponível em uma subestação é representada por um gene, cujo alelo corresponde a subestação a que pertence.

Para as definições de quantidade de vagas determinadas nos dados de entrada (e.g., Figura 5.1) existem dois vetores correspondentes que representam, o número de vagas e o ponto/subestação correspondente a cada uma delas, conforme apresentado na Figura 5.6. Esses dados são utilizados na codificação dos vetores.

Uma vez que o cromossomo tenha sido codificado, basta realizar a mutação. De acordo com a Figura 5.8, eliminando os pontos cujas garagens já estão sendo ocupadas, os transformadores podem ocupar qualquer outra posição disponível, de acordo com o vetor "Garagens disponíveis para mutação". Neste caso, o segundo e último gene sofreram mutação, sendo que, na primeira, um transformador reserva que se encontrava em uma garagem da SE 1 passou a ocupar a única garagem disponível na SE 5. Analogamente, a segunda mutação que ocorreu no o último elemento do cromossomo, onde a subestação móvel deixou de ocupar a única vaga disponível na SE 7 para ocupar a única vaga disponível na SE 41. Após a mutação, basta decodificar o cromossomo para que o processo de evolução continue até que um critério de parada seja atingido.



Figura 5.8 - Exemplo de mutação e decodificação.

## 5.2.4.2 Exemplo de funcionamento do AGALOC

Admite-se um sistema composto por sete subestações de distribuição com estoque em comum composto por duas unidades de transformadores reservas e uma unidade de subestação móvel no primeiro ano. Os tempos de instalação de um transformador reserva de uma subestação móvel foram assumidos, respectivamente: entre 9 a 11 dias e 1 dia, todos modelados por uma distribuição uniforme ou por um único valor determinístico. As subestações com capacidade de armazenamento e seus respectivos números de vagas para armazenar RST e MUS são: {1, 2, 3, 4, 5, 7} com {1, 2, 1, 1, 1, 1} vagas para transformadores reservas, e, {1, 2, 4, 5, 6} com {2, 1, 1, 1, 1} vagas para subestações móveis. Totalizando, sete vagas para armazenar RST e seis vagas para armazenar MUS. Sendo possível realizar 80 combinações de alocação desses equipamentos.

As coordenadas das subestações, com e sem espaço de armazenamento, a serem utilizadas na aplicação da ferramenta proposta são fictícias e são criadas em

um plano cartesiano, com restrição adicional de distância mínima de 50 km entre elas. As coordenadas estabelecidas são: {433,32, -495,94; 599,28, -93,34; -142,71, 141,31; -200,09, -421,63; 284,36, -247,51; -371,07, -280,71; 53,99, 292,63}. Com base nas coordenadas, é possível aplicar a métrica euclidiana para calcular a matriz de distâncias em quilômetros, resultando na Tabela 5.1, onde, é possível observar a distância de um ponto ('De') a outro ('Para').

Através da matriz de distâncias e considerando uma velocidade média de 50km/h para a subestação móvel e de 60km/h para o transformador reserva, admitindo um atraso de até 50% do tempo médio de deslocamento para cada trecho, é possível obter as matrizes de tempo de deslocamento mínimo e máximo, modelando uma distribuição uniforme para os tempos de deslocamento entre as subestações, conforme mostram as Tabelas 5.2, 5.3, 5.4 e 5.5.

De/Para	1	2	3	4	5	6	7
1	0,00	435,45	859,01	637,76	289,66	832,69	875,06
2	435,45	0,00	778,21	864,15	350,63	988,27	668,07
3	859,01	778,21	0,00	565,85	577,56	479,84	248,18
4	637,76	864,15	565,85	0,00	514,79	221,57	758,11
5	289,66	350,63	577,56	514,79	0,00	656,27	587,22
6	832,69	988,27	479,84	221,57	656,27	0,00	713,72
7	875,06	668,07	248,18	758,11	587,22	713,72	0,00

Tabela 5.1 - Matriz de distâncias em quilômetros - Sistema ilustrativo.

Tabela 5.2 - Matriz do tempo de deslocamento mínimo do RST (dias) - Sistema ilustrativo.

De/Para Mínimo	1	2	3	4	5	6	7
1	0,0000	0,3024	0,5965	0,4429	0,2012	0,5783	0,6077
2	0,3024	0,0000	0,5404	0,6001	0,2435	0,6863	0,4639
3	0,5965	0,5404	0,0000	0,3930	0,4011	0,3332	0,1723
4	0,4429	0,6001	0,3930	0,0000	0,3575	0,1539	0,5265
5	0,2012	0,2435	0,4011	0,3575	0,0000	0,4557	0,4078
6	0,5783	0,6863	0,3332	0,1539	0,4557	0,0000	0,4956
7	0,6077	0,4639	0,1723	0,5265	0,4078	0,4956	0,0000

De/Para Máximo	1	2	3	4	5	6	7
1	0,0000	0,4536	0,8948	0,6643	0,3017	0,8674	0,9115
2	0,4536	0,0000	0,8106	0,9002	0,3652	1,0294	0,6959
3	0,8948	0,8106	0,0000	0,5894	0,6016	0,4998	0,2585
4	0,6643	0,9002	0,5894	0,0000	0,5362	0,2308	0,7897
5	0,3017	0,3652	0,6016	0,5362	0,0000	0,6836	0,6117
6	0,8674	1,0294	0,4998	0,2308	0,6836	0,0000	0,7435
7	0,9115	0,6959	0,2585	0,7897	0,6117	0,7435	0,0000

Tabela 5.3 - Matriz do tempo de deslocamento máximo do RST (dias) - Sistema ilustrativo.

Tabela 5.4 - Matriz do tempo de deslocamento mínimo da MUS (dias) - Sistema ilustrativo.

De/Para Mínimo	1	2	3	4	5	6	7
1	0,0000	0,3629	0,7158	0,5315	0,2414	0,6939	0,7292
2	0,3629	0,0000	0,6485	0,7201	0,2922	0,8236	0,5567
3	0,7158	0,6485	0,0000	0,4715	0,4813	0,3999	0,2068
4	0,5315	0,7201	0,4715	0,0000	0,4290	0,1846	0,6318
5	0,2414	0,2922	0,4813	0,4290	0,0000	0,5469	0,4894
6	0,6939	0,8236	0,3999	0,1846	0,5469	0,0000	0,5948
7	0,7292	0,5567	0,2068	0,6318	0,4894	0,5948	0,0000

Tabela 5.5 - Matriz do tempo de deslocamento máximo da MUS (dias) - Sistema ilustrativo.

De/Para Máximo	1	2	3	4	5	6	7
1	0,0000	0,5443	1,0738	0,7972	0,3621	1,0409	1,0938
2	0,5443	0,0000	0,9728	1,0802	0,4383	1,2353	0,8351
3	1,0738	0,9728	0,0000	0,7073	0,7220	0,5998	0,3102
4	0,7972	1,0802	0,7073	0,0000	0,6435	0,2770	0,9476
5	0,3621	0,4383	0,7220	0,6435	0,0000	0,8203	0,7340
6	1,0409	1,2353	0,5998	0,2770	0,8203	0,0000	0,8922
7	1,0938	0,8351	0,3102	0,9476	0,7340	0,8922	0,0000

Considere que o sistema esteja em pleno funcionamento, com os estoques preservados e alocados conforme apresentados na Figura 5.9. Em um determinado momento futuro, ocorre uma falha na SE 1. Na referida subestação, não há disponibilidade de transformador reserva ou subestação móvel, sendo necessário realizar o deslocamento desses equipamentos até o local da ocorrência. Com base nas matrizes de distâncias selecionadas, apresentadas na Figura 5.10, e considerando a localização dos estoques, verifica-se que o transformador mais próximo está localizado na SE 2, enquanto a única unidade de subestação móvel está na SE 5.

Conforme definido anteriormente, para que a MUS se desloque do estoque onde está armazenada para atender temporariamente a carga da SE 1, é necessário que a primeira restrição seja atendida. Neste caso, mesmo que o tempo de deslocamento e instalação do transformador reserva e da subestação móvel assumam, respectivamente, o menor e maior valor, a primeira restrição ainda é atendida. Dessa forma, a unidade de subestação móvel é subtraída do estoque na SE 5, e o transformador reserva do estoque na SE 2. Assim, o processo de aquisição de uma nova unidade transformadora se inicia.

Depois que o novo transformador é instalado no campo, a subestação móvel é desconectada e deslocada para o seu ponto de armazenamento. No caso do transformador reserva, quando a sua reposição fica disponível, uma decisão deve ser tomada, ela vai diretamente para o estoque ou é encaminhada para ser instalada diretamente no campo para atender algum ponto que esteja desligado, ou substituir uma unidade móvel que esteja atendendo a demanda temporariamente.



Figura 5.9 - Exemplo de localização de estoques.

	Tempo mínimo de deslocamento do RST							Tempo máximo de deslocamento do RST							
	1	2	3	4	5	6	7		1	2	3	4	5	6	7
3	0,597	0,540	0,000	0,393	0,401	0,333	0,172	3	0,895	0,811	0,000	0,589	0,602	0,500	0,259
5	0,201	0,243	0,401	0,357	0,000	0,456	0,408	5	0,302	0,365	0,602	0,536	0,000	0,684	0,612
	Temp	o míni	mo de d	leslocar	mento d	la MUS			Temp	o máxii	mo de d	lesloca	mento d	la MUS	5
	1	2	3	4	5	6	7		1	2	3	4	5	6	7
4	0,531	0,720	0,472	0,000	0,429	0,185	0,632	4	0,797	1,080	0,707	0,000	0,643	0,277	0,948

Figura 5.10 – Exemplo de seleção do RST e MUS mais próximos.

# 5.3 Aplicação em Sistemas Reais

A ferramenta desenvolvida foi aplicada ao sistema de distribuição canadense, já tratado em capítulos anteriores. O sistema possui 60 transformadores de 115kV e 15MVA. Os tempos de instalação e aquisição de um transformador reserva, e instalação de uma subestação móvel, foram assumidos, respectivamente: entre 9 a 11 dias, 11 a 13 meses, e 1 dia. Todos modelados pela distribuição uniforme ou por um único valor determinístico. O período analisado foi definido como T=1 ano e o coeficiente de incerteza  $\beta$ =5%. Os parâmetros econômicos, i.e., custo da energia, custo de interrupção e deslocamento para o RST e MUS, são definidos, respectivamente: 500 R\$/MWh, 4000 R\$/MWh, 115 R\$/km e 116 R\$/km.

Foi admitido que os pontos {7, 9, 11, 15, 18, 22, 24, 33, 41, 44, 48, 51, 57} podem armazenar, respectivamente na posição em que aparecem {1, 1, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 1, 2, 2} transformadores reservas. Igualmente, os pontos {6, 13, 15, 18, 20, 26, 48, 51, 53} podem ser armazenar {2, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 1} subestações móveis.

As coordenadas são fictícias e geradas de maneira aleatória em um plano cartesiano, com restrição adicional de distância mínima de 50 quilômetros entre as subestações (Apêndice E). A partir desses dados, foi gerada a matriz de distâncias. Considerando-se uma velocidade média de 60km/h para o RST e 50km/h para a MUS, sem admitir possíveis atrasos no percurso, foram geradas as matrizes do tempo de deslocamento para as unidades reservas RSTs e MUS.

Os parâmetros do AGALOC foram ajustados após a realização de vários testes e análises. Ficaram, portanto, definidos: número máximo de gerações igual a 100, população progenitora e descendente igual a 50 indivíduos, taxa de mutação igual a 0,3 e taxa de cruzamento igual a 0,7, e critério de parada por repetição igual a 10 gerações consecutivas ( $n_{rep}=10$ ).

Nas soluções apresentadas para os casos otimizados neste capítulo, a localização das unidades de RSTs e MUS é indicada por setas coloridas, com a cor vermelha representando RST e a cor verde, MUS.

### Caso 1:

No dimensionamento realizado pelo AGA no Teste 2 do Capítulo 4, foi determinado que o estoque no primeiro ano consiste em 3 unidades de transformadores reservas e 1 unidade de subestação móvel. Considerando uma taxa de falha,  $\lambda$ , igual a 0,007 falhas por ano, o AGALOC foi empregado para otimizar a distribuição dessas unidades reservas.

A melhor solução sugerida pela otimização indica que os transformadores reservas devem ser armazenados nos pontos {15, 44, 51} e a unidade móvel no ponto {15}, conforme mostrado na Tabela 5.6. A unidade móvel foi posicionada no ponto que apresenta o menor tempo de deslocamento em relação aos demais. Dado que atrasos não estão sendo considerados neste caso, é viável simplificar a análise da metodologia aplicada, focando apenas na distância média de deslocamento entre os potenciais pontos de armazenamento. Sendo assim, analisando a Tabela 5.7, conclui-se que a SE 15 possui a menor distância média para os demais pontos da SE em comparação com os outros pontos possíveis de armazenamento.

	-													_									
pção					]	Posi	ção d	lo R	ST					1		Р	osiç	ão d	a M	US			Custo Total
0	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	( <b>R</b> \$)
1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	640.464,17
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.099,57
3	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.417,02
4	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.469,08
5	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.980,88
6	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.007,74
7	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.143,21
8	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.382,39
9	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.439,65
10	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.466,45

Tabela 5.6 - Caso 1: Melhores soluções encontradas - Hydro One.

Ponto	Média
6	666,36
13	705,32
15	527,73
18	846,99
20	533,51
26	620,41
48	631,65
51	630,41
53	648,78

Tabela 5.7 – Caso 1: Distância média em quilômetros entre os possíveis pontos de armazenamento.

Tabela 5.8 – Caso 1: Distância em quilômetros dos pontos mais próximo de cada estoque.

Ponto	RST - SE 44	Ponto	RST - SE 15	Ponto	RST - SE 51
44	0,00	15	0,00	51	0,00
4	139,51	27	140,39	45	121,09
16	156,25	25	155,06	52	128,17
30	163,72	26	194,90	46	166,49
37	179,39	9	207,09	2	175,93
12	205,10	28	211,27	1	184,81
43	213,30	36	215,42	17	190,33
40	217,25	5	216,13	35	211,86
13	218,82	10	244,97	33	240,46
50	221,63	21	251,91	38	248,31
8	224,78	24	260,76	47	251,14
57	251,69	3	271,27	55	262,25
32	255,84	53	319,91	58	272,26
59	268,30	19	322,81	23	277,12
7	459,86	39	330,72	14	303,77
48	480,43	41	392,73	29	310,72
11	517,45	49	405,01	20	316,24
		42	407,86	56	321,56
		6	470,51	54	355,93
		59	472,05	31	386,78
		34	505,17		

Já as unidades de transformadores reservas se distribuíram ao longo do sistema. Ao analisar a matriz de distância entre os pontos {15, 44, 51} e os demais, foi identificada uma divisão do sistema em três partes distintas. Cada uma dessas partes possui um ponto central estratégico, onde o transformador reserva foi alocado, conforme ilustra a Tabela 5.8, que mostra quais pontos do sistema estão mais próximos de cada estoque de RSTs determinado pelo algoritmo de localização. Esses dados reforçam a confiabilidade da ferramenta e consequentemente dos seus resultados, mostrando que a partir da análise dos pontos mais próximos de cada estoque formaram-se sub-regiões, uma vez que a taxa de falha é a mesma para todos os equipamentos.

A Figura 5.11 ilustra a segmentação do sistema, indicando que a unidade alocada no ponto {44}, por exemplo, está mais próxima dos pontos {4, 16, 30, 37, 12, 43, 40, 13, 50, 8, 57, 32, 59, 7, 48, 11}, na ordem apresentada, do que as unidades reservas armazenadas nos em {15} e {51}, para os quais a mesma análise pode ser realizada. Analisando os resultados da Tabela 5.9, nota-se que esse sistema possui um alto nível de confiabilidade. Para a melhor solução, por exemplo, a indisponibilidade é de 16,89 horas/ano, e a duração média da falha é igual a  $16,89 / (0,4232 \times 24) = 1,66$  dias.

Ao considerar os dados fornecidos na Tabela 5.10, destaca-se que o custo associado à interrupção e não faturamento, decorrente do tempo de instalação e deslocamento, representa 89,05% do custo total. Por outro lado, o custo com deslocamento terrestre do estoque até o ponto de falha corresponde a apenas 10,95% desse montante. O custo com o deslocamento desses equipamentos representa uma parcela muito pequena, contudo, o seu impacto na energia média não suprida possui uma fração maior.

Ao detalhar os custos originados pela interrupção no fornecimento de energia para a melhor solução encontrada, observou-se que, 70,27% do custo total está associado ao tempo de instalação, enquanto 18,78% está relacionado ao tempo de deslocamento. O custo relacionado ao deslocamento por estradas mais os custos associados à interrupção e falta de faturamento, resultantes da perda de carga durante o deslocamento, totalizam 29,73%. Essa análise sugere que uma gestão inadequada do armazenamento pode acarretar custos mais elevados para a operação do sistema. Para este cenário, foi elaborado um gabarito (Apêndice F) abrangendo todas as soluções do espaço de soluções, possibilitando a validação das soluções encontradas pela otimização. Sendo assim, o AGALOC obteve um bom desempenho ao alcançar as dez melhores soluções. Além disso, por meio do gabarito, foi possível analisar que a diferença no custo total entre a primeira e a última solução é ligeiramente superior a R\$ 206×10<sup>3</sup>. Isso significa que, para a pior solução do gabarito, quando somados, os custos gerados devido ao deslocamento, neste caso, chegam a 46,84% do custo total.



Figura 5.11 - Caso 1: Ilustração da localização das unidades RST e MUS.

Opção	A	U (h/a)	F (f/a)	D (dias)	EENS (MWh/a)	Tr (dias)	Tm (dias)	Dr (km)	Dm (km)
1	0,998071	16,89	0,4232	1,663	126,74	0,086	0,183	124,54	438,05
2	0,998073	16,88	0,4229	1,664	126,67	0,091	0,182	131,01	437,64
3	0,998071	16,90	0,4232	1,664	126,77	0,090	0,183	130,00	438,05
4	0,998071	16,90	0,4232	1,664	126,76	0,091	0,183	130,52	438,05
5	0,998077	16,84	0,4201	1,671	126,37	0,101	0,183	144,95	438,21
6	0,998077	16,84	0,4201	1,671	126,37	0,101	0,183	145,22	438,21
7	0,998072	16,89	0,4229	1,664	126,68	0,096	0,182	137,56	437,64
8	0,998071	16,90	0,4232	1,664	126,77	0,094	0,183	136,01	438,05
9	0,998078	16,83	0,4199	1,670	126,29	0,105	0,182	150,48	437,94
10	0,998078	16,83	0,4199	1,670	126,29	0,105	0,182	150,70	437,94

Tabela 5.9 - Caso 1: Índices de desempenho.

Opção	Interrupção	Não-faturamento	Deslocamento RST	Deslocamento MUS	Total
1	506.975,27	63.371,91	19.303,03	50.813,96	640.464,17
2	506.689,77	63.336,22	20.307,08	50.766,49	641.099,57
3	507.068,71	63.383,59	20.150,76	50.813,96	641.417,02
4	507.044,04	63.380,51	20.230,57	50.813,96	641.469,08
5	505.494,86	63.186,86	22.466,97	50.832,20	641.980,88
6	505.480,61	63.185,08	22.509,86	50.832,20	642.007,74
7	506.715,56	63.339,44	21.321,72	50.766,49	642.143,21
8	507.099,36	63.387,42	21.081,65	50.813,96	642.382,39
9	505.168,35	63.146,04	23.324,79	50.800,46	642.439,65
10	505.162,02	63.145,25	23.358,71	50.800,46	642.466,45

Tabela 5.10 - Caso 1: Custo esperado (R\$).

### Caso 2:

Baseado no Teste 3 do Capítulo 4, a otimização foi realizada considerando que os transformadores do campo, localizados nos pontos {5, 10, 15, 21, 24, 25, 26, 27, 28, 36, 39, 41} apresentam uma taxa de falha aumentada, fixada em 10 $\lambda$ (Apêndice D). Mantendo a configuração da melhor solução obtida para o Caso 1, o nível de confiabilidade do sistema diminuiu, e.g., a EENS passou para 843,82 MWh, e a duração média das falhas passou para 3,71 dias. O custo total passou a ser aproximadamente R\$ 3943,66×10<sup>3</sup>, mais de seis vezes o custo total para a melhor solução do Caso 1.

Aplicando a ferramenta de otimização da localização de estoques para o novo cenário, obteve-se a seguinte melhor solução: armazenar os RSTs e MUS nas respectivas garagens {15, 18, 41} e {15}, conforme ilustrado na Figura 5.12, onde os pontos das subestações são coloridos de acordo com a escala que reflete suas respectivas taxas de falha, os pontos azuis possuem taxa de falha  $\lambda$ , e os vermelhos 10 $\lambda$  (Apêndice D). Em termos de índices de confiabilidade, a indisponibilidade chegou a 97,30 horas/ano, uma redução de apenas 5,58 horas/ano com a otimização, se comparado com a primeira solução proposta para este cenário.

A degradação do sistema era esperada, pois, agora que uma região especifica do sistema possui uma taxa de falha dez vezes maior, os equipamentos reservas precisam se deslocar mais para atender outras regiões, o que sugere que o dimensionamento do estoque precisa ser reavaliado.



Figura 5.12 - Caso 2: Ilustração da localização das unidades RST e MUS.

Para este caso, um gabarito do espaço amostral (Apêndice G) também foi gerado e as dez melhores soluções alcançadas pelo algoritmo estão entre as onze melhores soluções do gabarito, sendo que a décima solução encontrada corresponde a decima primeira. Porém, apesar de um conjunto de ótimas soluções, o impacto no sistema foi pequeno, o que significa que, neste caso, o estoque está subdimensionado, ou seja, tornou-se insuficiente para atender as condições propostas pelo novo cenário.

#### Caso 3:

Para este cenário, de acordo com o Teste 3 realizado no Capítulo 4, foi estabelecido que o estoque no primeiro ano consiste em 4 transformadores reservas e 1 unidade de subestação móvel. Nesse contexto, o AGALOC foi executado e os resultados da alocação são apresentados na Tabela 5.11.

A Figura 5.13 ilustra a solução da localização dos estoques em um plano cartesiano, onde é possível observar que com uma unidade extra de transformador reserva, o estoque ficou mais distribuído ao longo do sistema. Analisando os índices de desempenho mostrados na Tabela 5.12, nota-se que a confiabilidade do sistema aumentou. Por exemplo, a indisponibilidade passou para 44,66 horas/ano, uma redução de 52,63 horas/ano em relação à melhor solução do Teste 2. Observando a Tabela 5.13, nota-se que houve um impacto positivo com uma unidade extra, uma redução de aproximadamente R\$ 2019×10<sup>3</sup> no custo total. Consideran-

do o tempo de vida e um custo de aquisição de aproximadamente R $$2,5\times10^{6}$ , essa adição demonstra uma boa relação custo-benefício para o sistema.

Um gabarito (Apêndice H) também foi gerado para este cenário, e as dez melhores soluções sugeridas pelo AGALOC estão entre as doze melhores soluções do gabarito, destacando, mais uma vez, o bom desempenho da ferramenta.



Figura 5.13 - Caso 3: Ilustração da localização das unidades RST e MUS.

ção	-					F	Rese	rva									Ι	Móv	el				Custo Total
Op	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	( <b>R</b> \$)
1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.670.210,05
2	0	1	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.672.225,75
3	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.675.121,68
4	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.675.205,45
5	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.676.271,73
6	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.676.610,43
7	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.676.702,72
8	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.678.564,06
9	0	1	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.678.639,57
10	0	1	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.680.255,57

Tabela 5.11 - Caso 3: Melhores soluções encontradas - Hydro One.

Opção	A	U (h/a)	F (f/a)	D (dias)	EENS (MWh/a)	Tr (dias)	Tm (dias)	Dr (km)	Dm (km)
1	0,994902	44,66	1,12	1,65	340,98	0,226	0,307	325,24	736,15
2	0,994902	44,66	1,12	1,65	340,97	0,235	0,307	338,15	736,70
3	0,994892	44,75	1,13	1,66	341,60	0,235	0,307	338,97	735,87
4	0,994893	44,74	1,13	1,66	341,57	0,237	0,306	340,73	735,49
5	0,994891	44,76	1,13	1,66	341,69	0,239	0,306	344,27	735,49
6	0,994890	44,76	1,13	1,66	341,72	0,240	0,307	345,28	735,87
7	0,994902	44,65	1,12	1,65	340,94	0,256	0,307	368,37	736,15
8	0,994896	44,71	1,12	1,66	341,34	0,256	0,307	368,79	736,15
9	0,994892	44,74	1,13	1,66	341,60	0,251	0,307	361,53	736,18
10	0,994890	44,76	1,13	1,66	341,72	0,256	0,307	368,64	736,18

Tabela 5.13 - Caso 3: Custo esperado (R\$).

Opção	Interrupção	Não- faturamento	Deslocamento RST	Deslocamento MUS	Total
1	1.363.914,35	170.489,29	50.412,88	85.393,52	1.670.210,05
2	1.363.871,22	170.483,90	52.413,11	85.457,52	1.672.225,75
3	1.366.417,72	170.802,21	52.540,42	85.361,33	1.675.121,68
4	1.366.289,16	170.786,14	52.813,29	85.316,86	1.675.205,45
5	1.366.749,97	170.843,75	53.361,16	85.316,86	1.676.271,73
6	1.366.871,69	170.858,96	53.518,45	85.361,33	1.676.610,43
7	1.363.743,92	170.467,99	57.097,29	85.393,52	1.676.702,72
8	1.365.340,63	170.667,58	57.162,33	85.393,52	1.678.564,06
9	1.366.404,97	170.800,62	56.036,70	85.397,29	1.678.639,57
10	1.366.860,82	170.857,60	57.139,86	85.397,29	1.680.255,57

## Caso 4:

Em um sistema real, a expansão não ocorre de maneira desordenada. As subestações de distribuição são planejadas para reforçar a rede de distribuição de energia, seja devido à expansão urbana ou ao aumento da carga. Nesse sentido, este caso representa um cenário com diversas taxas de falha ao longo de sua extensão.

Neste caso, o sistema possui transformadores instalados no campo com taxas de falha diferentes (Apêndice D). De acordo com o sistema e dimensionamento de estoques realizado através do AGA no Teste 4 do Capítulo 4, o estoque no primeiro ano é composto por 6 transformadores de reserva e 1 subestação móvel. Para essa composição, foi executado o AGALOC para otimizar a localização das unidades sobressalentes. A Figura 4.14 mostra a distribuição dos estoques ao longo do sistema segundo a melhor solução encontrada pelo algoritmo.

Os transformadores sobressalentes ficaram localizados nos pontos {15, 41, 44, 51, 57}, que estão distribuídos de acordo com as sub-regiões do sistema que possuem a maior taxa de falha. A única unidade móvel foi posicionada na Subes-tação (SE) 15, que apresenta a menor distância média para as demais SEs do sistema em comparação com outros possíveis pontos de armazenamento.



Figura 5.14 - Caso 4: Ilustração da localização de 6 RSTs e 1 MUS.

Para avaliar o desempenho do algoritmo com relação a distribuição das unidades reservas, foi admitido um estoque composto por 6 RSTs e 2 MUS. O que se espera é que os estoques das unidades de subestações móveis fiquem localizados nas subestações com a menor distância média para os demais pontos do sistema.

Observando os resultados ilustrados na Figura 5.15, nota-se que, como esperado, duas unidades de subestações móveis ficaram alocadas nos pontos 15 e 20, que possuem a menor distância média entre os demais pontos, conforme mostrado anteriormente. Já as unidades de transformadores reservas ficaram distribuídas de acordo com a taxa de falha e distância média, ou seja, as áreas com maior taxa de falha possuem um ponto ótimo com menor distância média entre os demais pontos dessa mesma região. Dessa forma, ficaram alocados nos pontos {9, 11, 15, 33, 41, 57}. As dez melhores soluções alcançadas pelo algoritmo podem ser observadas na Tabela 5.14.

A melhor solução de combinação permitiu ao sistema uma indisponibilidade média de aproximadamente 76,96 horas/ano, em termos de energia média não suprida e 582,72 MWh por ano (Tabela 5.15). Esses índices mostram que a posição estratégica dos RSTs e das MUS, proposta pelo algoritmo de otimização, representa uma boa solução, que impacta de forma positiva nos custos operacionais, com um custo estimado igual a aproximadamente R\$ 2890,095×10<sup>3</sup> (Tabela 5.16) para a melhor solução.

Um gabarito (Apêndice I) foi gerado para este cenário. É notável que as dez melhores soluções propostas pelo AGALOC estão entre as onze melhores soluções apresentadas no gabarito.



Figura 5.15 - Caso 4: Ilustração da localização de 6 RSTs e 2 MUS.

ção					Po	osiçã	o do	Res	serva	a				[		Po	osiçã	io da	n Mớ	ivel			Custo de
Opç	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	Operaçao (R\$)
1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.094,58
2	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.357,78
3	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.924,37
4	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.191,04
5	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.309,60
6	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.892.869,26
7	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.892.928,91
8	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.187,66
9	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.213,64
10	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.598,82

Tabela 5.14 - Caso 4: Melhores soluções encontradas - Hydro One.

	_
Tabela 5.15 – Caso 4:	Índices de confiabilidade.

Opção	A	U (h/a)	F (f/a)	D (dias)	EENS (MWh/a)	Tr (dias)	Tm (dias)	Dr (km)	Dm (km)
1	0,991214	76,97	2,33	1,38	582,72	0,438	0,611	631,29	1465,47
2	0,991214	76,97	2,33	1,38	582,72	0,440	0,611	632,99	1465,47
3	0,991216	76,95	2,33	1,38	582,58	0,446	0,610	641,80	1464,19
4	0,991215	76,96	2,33	1,38	582,64	0,445	0,610	641,07	1464,93
5	0,991215	76,96	2,33	1,38	582,64	0,446	0,610	641,82	1464,93
6	0,991210	77,00	2,33	1,38	582,97	0,446	0,611	641,70	1465,95
7	0,991210	77,00	2,33	1,38	582,97	0,446	0,611	642,10	1465,95
8	0,991214	76,96	2,33	1,38	582,69	0,453	0,611	652,30	1465,47
9	0,991215	76,96	2,33	1,38	582,66	0,454	0,610	653,74	1464,93
10	0,991215	76,96	2,33	1,38	582,66	0,456	0,610	656,24	1464,93

Tabela 5.16 – Caso 4: Custos esperado (R\$).

Opção	Interrupção	Não- faturamento	Deslocamento RST	Deslocamento MUS	Total
1	2.330.888,84	291.361,11	97.849,92	169.994,72	2.890.094,58
2	2.330.888,84	291.361,11	98.113,12	169.994,72	2.890.357,78
3	2.330.310,62	291.288,83	99.478,43	169.846,50	2.890.924,37
4	2.330.571,18	291.321,40	99.366,59	169.931,87	2.891.191,04
5	2.330.573,42	291.321,68	99.482,63	169.931,87	2.891.309,60
6	2.331.871,12	291.483,89	99.464,00	170.050,24	2.892.869,26
7	2.331.868,88	291.483,61	99.526,18	170.050,24	2.892.928,91
8	2.330.743,46	291.342,93	101.106,55	169.994,72	2.893.187,66
9	2.330.624,61	291.328,08	101.329,08	169.931,87	2.893.213,64
10	2.330.622,37	291.327,80	101.716,78	169.931,87	2.893.598,82

#### Caso 5:

Tomando o Caso 4 como referência, foi considerada a hipótese de ocorrer atrasos de até 30% do tempo estimado para cada trecho. Neste contexto, foi admitido uma abordagem conservadora, ao pressupor um cenário desfavorável, no qual o deslocamento em todos os trechos ocorreria no tempo máximo permitido, sendo que o atraso máximo é individualmente proporcional a cada distância ser percorrida.

A Figura 5.16 mostra o posicionamento das unidades para a melhor solução alcançada pelo AGALOC. Nota-se que, para este cenário, as unidades de subestações móveis ficaram localizadas nos pontos 15 e 51, o lado direito do mapa, onde estão localizadas as subestações com a maior taxa de falha.

Já os transformadores reservas foram alocados nos pontos {7, 18, 24, 41, 48, 51} se concentrando dentro ou próximo à região com maior taxa de falha, o que era esperado, devido ao maior tempo de deslocamento. As dez melhores soluções alcançadas podem ser observadas na Tabela 5.17

As tabelas 5.18 e 19 mostram os índices de desempenho e os custos esperados para as dez melhores soluções do algoritmo. Observando esses dados, nota-se que, com o aumento do tempo de deslocamento, houve uma pequena degradação nos índices de confiabilidade e nos custos, em outras palavras, houve um impacto negativo na confiabilidade do sistema, isso porque os seus recursos se tornaram insuficientes para o cenário proposto.

A degradação observada era previsível, uma vez que o início de uma ação de emergência destinada a reduzir o tempo de falha demanda uma espera mais longa, resultando em um aumento no tempo de interrupção do fornecimento de energia. Por exemplo, no Caso 4, o tempo de deslocamento do RST a da MUS era de, respectivamente, 0,438 e 0,611 dias; passando para 0,640 e 0,767 dias; um aumento de 45,90% e 25,63%. No custo total, esse atraso no tempo de deslocamento resultou em um aumento de 3,88%.


Figura 5.16 – Caso 5: Ilustração da localização das unidades RST e MUS.

cão					]	Posi	ção (	do R	ST							Р	osiç	ão d	a M	US			Custo Total
Ope	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	( <b>R</b> \$)
1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	3.002.239,67
2	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.039.779,93
3	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.039.811,70
4	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.040.118,37
5	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.040.371,70
6	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.042.591,51
7	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.042.607,70
8	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.042.778,10
9	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.042.780,06
10	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	3.044.079,41

Tabela 5.17 – Caso 5: Melhores soluções encontradas – Hydro One.

Tabela 5.18 – Caso 5: Índices de confiabilidade.

Opção	A	U (h/a)	F (f/a)	D (dias)	EENS (MWh/a)	Tr (dias)	Tm (dias)	Dr (km)	Dm (km)
1	0,990829	80,34	2,25	1,49	606,25	0,640	0,767	708,52	1416,23
2	0,990711	81,37	2,33	1,46	616,29	0,564	0,792	624,94	1462,19
3	0,990711	81,37	2,33	1,46	616,29	0,564	0,792	625,17	1462,19
4	0,990715	81,34	2,32	1,46	616,03	0,573	0,792	634,74	1462,20
5	0,990714	81,34	2,32	1,46	616,03	0,574	0,792	636,20	1462,20
6	0,990708	81,40	2,32	1,46	616,51	0,574	0,793	635,65	1463,59
7	0,990710	81,38	2,33	1,46	616,33	0,579	0,792	641,60	1462,83
8	0,990710	81,38	2,33	1,46	616,33	0,580	0,792	642,73	1462,83
9	0,990711	81,37	2,33	1,46	616,28	0,581	0,792	643,96	1462,83
10	0,990711	81,37	2,33	1,46	616,27	0,590	0,792	653,32	1462,19

Opção	Interrupção	Não- faturamento	Deslocamento RST	Deslocamento MUS	Total
1	2.425.010,15	303.126,27	109.820,46	164.282,80	3.002.239,67
2	2.465.155,65	308.144,46	96.866,28	169.613,54	3.039.779,93
3	2.465.152,58	308.144,07	96.901,50	169.613,54	3.039.811,70
4	2.464.105,27	308.013,16	98.384,76	169.615,19	3.040.118,37
5	2.464.128,77	308.016,10	98.611,65	169.615,19	3.040.371,70
6	2.466.034,42	308.254,30	98.526,47	169.776,31	3.042.591,51
7	2.465.307,86	308.163,48	99.448,55	169.687,81	3.042.607,70
8	2.465.304,79	308.163,10	99.622,40	169.687,81	3.042.778,10
9	2.465.136,14	308.142,02	99.814,09	169.687,81	3.042.780,06
10	2.465.068,45	308.133,56	101.263,86	169.613,54	3.044.079,41

Tabela 5.19 - Caso 5: Custos esperado (R\$).

#### Caso 6: Desempenho do algoritmo

Tomando o Caso 4 como base, foi elaborado um gabarito do espaço amostral correspondente a esse cenário. Na Tabela 5.20, são apresentadas as quinze melhores soluções, proporcionando uma síntese objetiva das alternativas dentro do contexto analisado. Utilizando as dez melhores soluções conhecidas do gabarito como referência, foram realizados 10 testes através do AGALOC. Os resultados são mostrados na Tabela 5.21.

A melhor solução conhecida foi capturada em quatro testes, sendo que, as demais melhores soluções encontradas nos outros sete testes, estão entre as dezessete melhores soluções do gabarito, gerando um desvio de 0,04% da melhor solução conhecida. Entre as 100 melhores soluções alcançadas em todos os testes, 49 estão entre as dez melhores soluções conhecidas, do gabarito, gerando um desvio de 0,13% com relação a melhor solução conhecida.

As cem soluções alcançadas pelo AGALOC ao longo dos dez testes realizados foram classificadas de acordo com o gabarito, onde a melhor e a pior solução de cada teste foram ranqueadas da seguinte maneira: {1°, 1°, 1°, 1°, 2°, 3°, 8°, 8°, 9°, 17°} e {12°, 12°, 13°, 14°, 17°, 20°, 26°, 33°, 62°, 68°}, respectivamente.

A diferença no custo total da melhor solução conhecida e também alcançada pelo AGALOC, para a 68° e a última combinação do gabarito (210178°) é de, respectivamente, 11,23×10<sup>3</sup> e 1452,20×10<sup>3</sup>. Isso significa que, a diferença entre a

pior solução pertencente ao conjunto das dez melhores soluções sugeridas pelo algoritmo genético e a pior solução para este caso é de 1441,47×10<sup>3</sup>.

Esses dados reforçam que as soluções encontradas pelo AGALOC formam um conjunto de soluções factíveis, ótimas ou subótimas. Além disso, e algoritmo demandou em média, 7,36 minutos e 37,9 gerações para executar cada teste, o que já era esperado mediante os resultados anteriores.

A Figura 5.17 mostra a melhor solução encontrada durante a evolução do algoritmo genético em cada teste executado. Nota-se que, mesmo com a diversidade da população inicial ocasionada pela mudança da semente a cada teste, as soluções tendem para o mesmo local, gerando um conjunto de boas soluções.

Em um Intel i9 de 2,6 GHz, a execução dos testes demandou 73,71 minutos para realizar, em média, 37,9 gerações, avaliando 18950 possíveis soluções. Para avaliar todas as 210.178 combinações possíveis, seriam necessárias 13,61 horas. Assim, em uma única execução, o algoritmo desenvolvido atinge um conjunto de boas soluções, demandando em média 7,36 minutos. Esta marca representa uma redução notável de 99,10% do tempo necessário para avaliar todas as possíveis soluções.

ção	-				Р	osiç	ão d	o R	ST							P	osiçâ	io da	a M	US			Custo Total
Op	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	( <b>R</b> \$)
1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.094,58
2	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.357,78
3	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.924,37
4	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.100,95
5	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.191,04
6	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.309,60
7	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.892.869,26
8	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.892.928,91
9	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.187,66
10	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.213,64
11	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.598,82
12	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.603,80
13	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.893.755,04
14	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.018,23
15	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.433,55

Tabela 5.20 - Caso 6: Melhores soluções conhecidas - Gabarito.

N° de testes	Rbest	Ntot10	D <sub>best</sub> (%)	D <sub>best10</sub> (%)	T <sub>m</sub> (minutos)
10	4	4,9	0,04	0,13	7,36

Tabela 5.21 – Índices estatísticos de desempenho do AGALOC – Hydro One.



Figura 5.17 - Caso 6: Evolução da melhor solução em cada teste.

#### 5.4 Considerações Finais

O Algoritmo Genético, implementado via SMC, possibilitou a otimização simultânea da localização de estoque de RSTs e MUS, representando uma contribuição inédita para a literatura.

O modelo foi aplicado a um sistema real, e os resultados obtidos mostraram que o algoritmo possui um bom desempenho, sendo capaz de encontrar um conjunto de soluções factíveis para armazenar os transformadores reservas e as unidades de subestações móveis em pontos estratégicos. Adicionalmente, foi possível verificar que o custo por deslocamento térreo desses equipamentos representa uma pequena fração do custo total. No entanto, o tempo do deslocamento impacta diretamente no tempo da energia média não suprida, e se o estoque não estiver bem localizado, pode chegar a representar mais de 40% do custo total, conforme observado nos casos simulados. Portanto, a otimização da localização do armazenamento de estoques gera impactos positivos no sistema, promovendo economias significativas no custo de operação. Além disso, o algoritmo mostrou ter um ótimo desempenho ao alcançar um conjunto de soluções ótimas e subótimas em apenas alguns minutos.

Os resultados alcançados foram satisfatórios ao responder à variação de diversos parâmetros e a composições dos estoques. Os tempos de simulação não foram uma restrição na resolução dos problemas propostos. Porém, esses tempos podem ser reduzidos a partir da aplicação de linguagens de programação do tipo Phyton, Fortran ou C/C++.

#### 6 Conclusões e Propostas Futuras

#### 6.1 Conclusões

Esta tese apresentou duas novas metodologias probabilísticas para realizar o dimensionamento e respectiva localização ótima de estoques de transformadores reservas (*Regular Spare Transformers* - RST) e subestações móveis (*Mobile Unit Substations* - MUS), que devem atender a um grupo de subestações de distribuição de energia elétrica via simulação Monte Carlo (SMC) e Algoritmo Genético (AG), resultando em dois programas de otimização denominados: Algoritmo Genético Aprimorado – AGA, que realiza o dimensionamento de estoques no tempo pra um período de dez anos; e o Algoritmo Genético Aprimorado de Localização – AGALOC, que realiza a otimização da localização de estoques no tempo para o período de um ano. As ferramentas desenvolvidas, embora complementares, são independentes e podem ser aplicadas separadamente pelas concessionárias, dependendo dos objetivos do planejador.

A simulação Monte Carlo cronológica incorporada aos processos de otimização propostos nesta tese permitiu realizar diversas análises por ser uma poderosa ferramenta, baseada em processos estocásticos que permite considerar qualquer função de distribuição de probabilidade e representar qualquer característica ou evento do sistema que dependa do tempo. Neste caso, foram representados e modelados eventos como: tempo de transferência de carga, tempo de instalação e deslocamento de transformadores reservas e subestações móveis, tempo de reposição de transformadores reservas, crescimento de carga, expansão do parque de transformação, ampliação do estoque ao longo do período analisado e múltiplos pontos de estoques. Além disso, a SMC permitiu estimar uma grande quantidade de parâmetros estatísticos para avaliar a qualidade das soluções alcançadas e o impacto das ações inerentes ao sistema. Dessa forma, cada parâmetro e ação do sistema foram devidamente ponderados nos processos de otimização, conferindo a cada um deles a relevância adequada. A aplicação dos modelos propostos em sistemas reais, com uma extensa dimensão, e das diversas modelagens de ações no tempo, implementadas com sucesso, resultou em um aumento significativo no tempo de execução da ferramenta, necessário para alcançar um conjunto de soluções confiáveis e precisas. Diante desse desafio, algumas heurísticas foram incorporadas ao modelo. A implementação de execuções internas e externas, utilizando sementes distintas e aleatórias para a geração da população inicial e dos números pseudoaleatórios, junto com a utilização de diferentes valores para o coeficiente de incerteza  $\beta$  e para o critério de parada por repetição, além do emprego de uma população selecionada; permitiram que um domínio maior do espaço amostral fosse explorado com uma redução positiva no tempo de processamento.

A otimização do dimensionamento de estoques permitiu avaliar o impacto das ações de emergência utilizadas para mitigar o tempo de perda de carga nas subestações de distribuição. Foi possível avaliar o efeito que a manobra de transferência de carga produz no sistema, sendo capaz de reduzir a perda de carga mediante a sua disponibilidade. A subestação móvel por sua vez, gerou um impacto muito mais relevante, reduzindo significativamente o custo de operação do sistema em mais de 50% do custo total no período analisado. O custo-benefício de a concessionária adquirir uma MUS se mostrou extremamente importante para elevar a confiabilidade do sistema e consequentemente, reduzir seus custos operacionais. Avaliar e identificar este benefício só foi possível devido as premissas incorporadas ao problema, a mais importante para que essa conclusão fosse alcançada foi admitir que a unidade móvel fosse utilizada somente como instrumento de suporte às ocorrências das falhas, se deslocando de um ponto a outro. Ou seja, a subestação móvel só foi capaz de provocar um impacto significativo no sistema ao ser utilizada de forma temporária, nunca substituindo um transformador reserva de forma definitiva, pois, essa ação camuflaria o dimensionamento de transformadores reservas.

Os parâmetros meta-heurísticos, econômicos e técnicos, também foram avaliados através de diversos testes. O tamanho da população foi o parâmetro que mais impactou no desempenho do algoritmo. Em casos de expansão dos sistemas analisados, a população precisou ser aumentada. Em geral, aumentando a dimensão da população e mantendo o critério de parada por repetição menor na última execução, permitiu que o tempo de processamento não aumentasse significativamente, uma vez que, na última execução do AG a função objetivo trabalha com os dados mais refinados. Aumentar o critério de parada por repetição e manter o tamanho da população proveria bons resultados, porém, em um tempo de processamento significativamente maior. Portanto, as configurações das heurísticas desenvolvidas possuem grande influência nos resultados, o que demostra a sua sensibilidade e respectiva capacidade em influenciar no espaço de busca e, por fim, o sucesso do seu emprego na ferramenta de otimização.

O programa de otimização via SMC foi desenvolvido no ambiente MA-TLAB e executado em um computador com processador Intel® Core(TM) i5 – 8265U/1,6GHz, contando com quatro núcleos de processamento, todos ativados. Com a implementação das heurísticas que culminaram no AGA, para o sistema canadense, foram necessários, em média, 27,5 minutos para realizar uma média de 28 gerações, resultando em um conjunto de soluções factíveis. Esse tempo representa apenas um quarto do necessário para realizar a otimização sem essas estratégias. Para o sistema brasileiro, que possui dimensão maior e consequentemente, um espaço amostral maior, por requerer que mais unidades sejam adquiridas, com as heurísticas implementadas, os resultados foram alcançados em aproximadamente 49 minutos.

Os resultados hipotéticos que seriam obtidos com os respectivos gabaritos do espaço de soluções (resultados de referência para todas as combinações possíveis) levariam aproximadamente 4,04 anos ( $5^{10}\times3^3$  combinações - sistema canadense) e 30,31 anos ( $6^{10}\times3^3$  combinações - sistema brasileiro). Certamente, para avaliar as combinações mais relevantes a serem utilizadas como referências, várias estratégias computacionais foram consideradas e, portanto, foram necessárias várias semanas de cálculo. Além disso, todos estes valores dependerão dos parâmetros de simulação especificados.

Esses dados evidenciam que o aprimoramento da ferramenta de dimensionamento de estoques de transformadores reservas e subestações móveis, SMC e AGA, teve um impacto significativo, observável tanto no tempo de execução quanto na qualidade das soluções alcançadas.

A otimização da localização de estoques permitiu avaliar o impacto da mo-

delagem do tempo de deslocamento do transformador reserva e da subestação móvel no tempo da energia média não suprida e, consequentemente, no custo total para a concessionária. Embora o custo de deslocamento por terra represente uma pequena fração no custo total, os custos associados à interrupção decorrente desse tempo podem gerar despesas desnecessárias para a distribuidora de energia elétrica.

Para o sistema canadense, por exemplo, no cenário em que foi admitido que os transformadores possuem taxas de falha iguais, foi possível verificar que o custo de deslocar os equipamentos do estoque ao ponto de falha, representa apenas 10,95% do custo total. Entretanto, o custo gerado por esse deslocamento representa 29,73% do custo de operação, composto pelo custo de interrupção e não faturamento. Ainda neste cenário, foi possível observar que os transformadores reservas e as subestações móveis tendem a se distribuir de maneira uniforme, dividindo o sistema em sub-regiões, de forma que cada estoque atenda uma subárea.

Em um cenário em que o sistema possui diversas taxas de falhas, observouse duas situações distintas. Na primeira, quando o sistema apresenta um estoque subdimensionado, as unidades de transformadores reservas tendem a se concentrar em estoques próximos às regiões com maior taxa de falha. Enquanto as subestações móveis, por sua capacidade de deslocamento, ocupam consistentemente a posição de um estoque com a menor distância média entre os demais pontos. Na segunda situação, em que o sistema conta com um estoque ótimo, tanto as unidades de transformadores reservas quanto as subestações móveis distribuem-se uniformemente pelo sistema. Novamente, isso resulta na divisão do sistema em subregiões, onde cada estoque atende a uma subárea, escolhida com base na proximidade geográfica. As subestações móveis seguem a mesma lógica, ocupando posições com a menor distância média para os demais pontos em suas respectivas subáreas, de acordo com a disponibilidade de armazenamento.

Ao se admitir possíveis atrasos no deslocamento, foi possível observar o seu impacto no tempo de deslocamento e custos, mostrando a sensibilidade da ferramenta desenvolvida e do impacto que pequenos atrasos podem provocar no sistema. Essa resposta já era esperada, pois, quanto maior o tempo de deslocamento dos equipamentos reservas, maior o custo operacional para a concessionária devido à perda de carga. O algoritmo de localização de estoques também foi implementado no ambiente Matlab, em um processador Intel i9 de 2,6 GHz. Para o sistema canadense com diversas taxas de falha, por exemplo, a ferramenta demandou, em média, 7,36 minutos para completar uma média de 37,9 gerações, resultando em um conjunto de soluções factíveis. A obtenção e avaliação dos gabaritos do espaço de soluções levariam aproximadamente 13 horas. Essa marca representa uma notável redução de 99,10% no tempo necessário para avaliar todas as possíveis soluções.

Por fim, para avaliar o desempenho e a eficiência das ferramentas desenvolvidas, AGA e AGALOC, no que diz respeito à obtenção de soluções factíveis para os problemas propostos, foram realizados testes iterativos das otimizações para oferecer diversos índices de desempenho estatísticos. Para avaliar os resultados alcançados pelos algoritmos de otimização, foram gerados gabaritos estratégicos ou gabaritos do espaço amostral, cujas dez melhores soluções foram inseridas no programa como as dez melhores soluções conhecidas, que serviram como referência para avaliar a qualidade das soluções encontradas e a eficiência das ferramentas. Com base nos resultados obtidos, é possível concluir que os algoritmos demonstram um desempenho positivo, pois são capazes de fornecer um conjunto de soluções ótimas ou subótimas em um tempo notavelmente reduzido, comparado à abordagem de tentativa e erro ou à geração dos gabaritos. Isso evidencia uma eficiência considerável no processo de otimização.

De forma geral, após conduzir vários testes ao longo desta tese, destaca-se a utilização de unidades de subestações móveis. A MUS possui o potencial de impactar de forma positiva os sistemas de distribuição de energia elétrica, elevando a sua confiabilidade e reduzindo substancialmente os custos operacionais ao tornar o sistema mais robusto contra falhas. Isso porque as unidades móveis são módulos completos, o que justifica o seu alto custo de investimento. São facilmente acopláveis ao sistema, montadas sobre carretas para proporcionar flexibilidade de deslocamento de um ponto a outro e oferecer suporte a toda a rede.

#### 6.2 Proposta de Trabalhos Futuros

Partindo da metodologia proposta nesta tese de doutorado e dos resultados obtidos com a aplicação das ferramentas desenvolvidas em dois sistemas com dimensões e dados reais, são apresentadas a seguir as principais propostas para continuidade do estudo:

 Incorporação de Modelo de Envelhecimento do Material Isolante
Integração de um modelo de envelhecimento do material isolante, estimado pela Teoria de Arrhenius, a perda de vida causada por fatores como curtoscircuitos, raios e surtos de comutação, considerando as estatísticas derivadas de dados históricos específicos para cada transformador de forma individual.

 Otimização simultânea e cronológica do dimensionamento e localização de recursos reservas

Desenvolvimento de uma abordagem que otimize de maneira simultânea e cronológica o dimensionamento e a localização estratégica de estoques de transformadores reservas e unidades de subestações móveis. Incluindo estratégias de algoritmos avançados para aprimorar a eficiência desse processo.

Otimização com garantia de disponibilidade mínima

Aperfeiçoamento da otimização, garantindo não apenas eficiência, mas também a consecução de um índice mínimo de disponibilidade ou outro indicador de desempenho relevante para o sistema. Consideração de métricas abrangentes para avaliar o sistema de energia.

Proposição de outras meta-heurísticas

Empregar outras técnicas de otimização para fins comparativos. Detalhamento das diferenças, vantagens e limitações para uma análise abrangente da eficácia e eficiência de ambas as meta-heurísticas propostas.

Essas propostas visam enriquecer a metodologia proposta, abrangendo desde a modelagem mais precisa do envelhecimento dos materiais até a otimização estratégica, considerando critérios de desempenho específicos e a introdução de uma segunda perspectiva heurística para análise comparativa.

#### 7 Referências

- H. Q. P. Junior, E. F. de Almeida, J. V. Bomtempo, M. Lootty, R. G. Bicalho, Economia da energia: fundamentos econômicos, evolução histórica e organização industrial. 2ed, Elsevier, 2007.
- [2] J. G. C. Costa, A. M. Leite da Silva, Monte Carlo simulation to assess the optimum number of distribution spare transformers, Proceedings of the 10th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems - IEEE, pp. 1-6, 2008.
- [3] E. B. Abu-Elanien, M.M.A. Salama, Asset management techniques for transformers, Electric Power Systems Research, v. 80 pp. 456–464, 2010.
- [4] B. O. Mkandawire, N. Ijumba, A. Saha, Transformer risk modeling by stochastic augmentation of reliability centered maintenance, Electric Power Systems Research v.119, pp. 471–477, 2015.
- [5] A. A. Chowdhury, D. O. Koval, Development of probabilistic models for computing optimal distribution substation spare transformers, Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference - IEEE, 2005, pp. 204– 211.
- [6] W. Li, E. Vaahedi, Y. Mansour, Determining number and timing of substation spare transformers using a probabilistic cost analysis approach, IEEE Transactions on Power Delivery, v. 14, no. 3, pp. 934-939, 1999,
- [7] N. Slack, S. Chambers, R. Johnston, Operations Management, 7ed., Pearson, UK, 2013.
- [8] N. Slack, S. Chambers, R. Johnston, Administração da Produção, 2ed, Atlas, São Paulo, 2009.
- [9] G. A. Hamoud, Cost/benefit analysis for use of mobile unit substations in customer delivery systems, IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2006. pp.1-5.
- [10] V. L. S. Mendes, Dimensionamento de estoques de transformadores em sistemas de potência considerando falhas reparáveis e catastróficas, Dissertação de Mestrado. PUC-Rio, 2020.
- [11] G. A. Hamoud, Assessment of spare transformer requirements for distribution stations, IEEE Transactions on Power Systems, v. 26, n. 1, pp. 174-180, 2011.

- [12] G. A. Hamoud, Use of mobile unit transformers in high voltage load stations, Proceedings of the 10th International Conference on Probablistic Methods Applied to Power Systems, pp. 1-8, 2008.
- [13] G. A. Hamoud. Use of Markov models in assessing spare transformer requirements for distribution stations, IEEE Transactions on Power Systems, v. 27, n. 2, pp. 1098-1105, 2012.
- [14] Agência Nacional de Energia Elétrica ANEEL, Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica, Janeiro, 2017.
- [15] W. Mielczarski, M. E. Khan, L. F. Sugianto, Management of inventory to reduce outages in supply feeder, International Conference on Energy Management and Power Delivery, Proceedings of EMPD, v. 1, pp. 222-227, 1995.
- [16] L. L. de Souza, Metodologia probabilística para dimensionamento de reserva técnica de transformadores de subestações de distribuição de energia elétrica, Dissertação de Mestrado, 2014.
- [17] R. Billinton e R.N. Allan, Reliability Evaluation of Engineering Systems, New York, Plenum, 1983.
- [18] A. Papoulis, Probability, Random Variables and Stochastic Process, third ed., McGraw-Hill, New York, 1991.
- [19] M. Adams, Inventory optimization techniques, system vs. item level inventory analysis, Annual Symposium Reliability and Maintainability, pp. 55-60, 2004.
- [20] G. A. Hamoud, Assessment of spare transformer requirements for high voltage load stations, Power and Energy Society General Meeting, pp. 1-8, 2012.
- [21] A. M. Leite da Silva, J.G.C Costa, A. A. Chowdhury, Probabilistic methodologies for determining the optimal number of substation spare transformers, IEEE Transactions on Power Systems, v. 25, n. 1, pp. 68-77, 2009.
- [22] M. P. Marbun, N. I. Sinisuka, N. Hariyanto, Inventory management method to determined spare transformer optimization, ENCON 2015 - 2015 IEEE Region 10 Conference, 2015, pp. 1-6.
- [23] M. P. Marbun, N. I. Sinisuka and N. Hariyanto, The use of Markov chain method to determine spare transformer number with 3-criteria parameters, International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems – PMAPS, pp. 1-6, 2016.

- [24] G. A. Hamoud, C. Yiu, Use of mobile unit substations in redundant customer delivery systems, IEEE Transactions on Power Systems, v. 29, n. 3, pp. 1403-1409, 2014.
- [25] G. A. Hamoud, C. Yiu, One Markov model for spare analysis of distribution power transformers, IEEE Transactions on Power Systems, v. 31, n. 2, pp. 1643-1648, 2015.
- [26] G. A. Hamoud, L. Lee, S. O. Faried, Spare Assessment of Distribution Power Transformers using Three Markov Models. IEEE International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), pp. 1-5, 2018.
- [27] G. A. Hamoud, L. Lee, S. O. Faried, Spare Assessment of Distribution Power Transformers using Two Markov Models, IEEE Power & Energy Society General Meeting, pp. 1-5, 2019.
- [28] G. A. Hamoud, S. O. Faried, Spare Assessment of Distribution Power Transformers Considering the Issues of Redundancy and MUS Capability, IEEE Transactions on Reliability, v. 69, n. 3, pp. 925-936, 2019.
- [29] G. A. Hamoud, Reliability Assessment of Distribution Power Transformers Considering Load Transfer Capability, IEEE Transactions on Power Systems, 2022.
- [30] J. M. Nahman, J. M. Tanaskovic, Probability models for optimal sparing of distribution network transformers. IEEE transactions on power delivery, v. 24, n. 2, pp. 758-763, 2009.
- [31] V. Mijailovic, Probabilistic model for planning keeping of power transformer spare components with general repair time distribution, Electric power systems research, v. 97, pp. 109-115, 2013.
- [32] Z. Ren, Y. Jiang, H. Li, Y. Gu, Z. Jiang, W. Lei, Probabilistic cost-benefit analysis-based spare transformer strategy incorporating condition monitoring information. IET Generation, Transmission & Distribution, v. 14, n. 24, pp. 5816-5822, 2020.
- [33] Y. K. Bichpuriya, S. A. Upadhyaya, S. A. Soman, Optimal location of spare transformers at distribution substations for reliability improvement, ET Conference on Reliability of Transmission and Distribution Networks - RTDN, pp. 1-5, 2011.
- [34] M. Sedaghati, R. Dashti, A new model for assessment and optimization of number of spare transformers and their locations in distribution systems, Iranian Journal of Electrical and Electronic Engineering, v. 11, n. 4, pp. 319-327, 2015.

- [35] M. P. Marbun, N. I. Sinisuka, N. Hariyanto, The use of Markov chain method to determine spare transformer number and location. International Journal of Electrical and Computer Engineering- IJECE, Feb. 2019.
- [36] R. Hasan, M. Viele, W. Winters, D.J. Allen, Optimization of transformer sparing and replacement strategies using probabilistic simulation, IEEE International Conference on Power Systems Technology - POWERCON, 2020.
- [37] J. G. C. Costa, A. M. Leite da Silva, K. G. Machado, L. L. de Souza, R. A. G Fernàndez, Dimensionamento de reserva técnica de transformadores de subestações de distribuição utilizando simulação monte Carlo cronológica, XIII Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica SEPOPE, Foz do Iguaçu-PR, pp. 18-21, 2014.
- [38] A. M. Leite da Silva, J. G. C. Costa, K. G. Machado, L. L. de Souza, R. A. González-Fernández, Probabilistic method for optimizing the number and timing of substation spare transformers, IEEE Power & Energy Society General Meeting, pp. 1-25, 2015.
- [39] J. G. C. Costa, A. M. Leite da Silva, I. M. Pureza, N. S. Neto, Evaluation of spare transformer requirements for distribution substations via chronological Monte Carlo simulation, IEEE PowerTech Conference, pp. 1-6, Manchester, 2017.
- [40] J. G. C. Costa, A.M. Leite da Silva, G.A. Hamoud, I. M. Pureza, N. S. Neto. Probabilistic evaluation of distribution power transformers reliability indices considering load transfers and mobile unit substations, Electric Power Systems research, v. 187, pp. 106501, 2020.
- [41] V. L. S. Mendes, A. M. Leite da Silva, J. G. C. Costa, Chronological Monte Carlo simulation for evaluating spare transformer requirements in distribution substations, Journal of Control, Automation and Electrical Systems, v. 32, n. 5, pp. 1365-1376, 2021.
- [42] A. M. Leite da Silva, J. G. C. Costa, K. G. Machado, C. H. V. Moraes, Spare transformers optimization using Monte Carlo simulation and metaheuristic techniques, 18th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems-ISAP, pp. 1-6, 2015.
- [43] A. Law e D. Kelton, Simulation modeling and analysis, New York, McGraw-Hill, 2000.
- [44] J. Banks, Discrete event system simulation, 4ed. New Jersey, Pearson Prentice Hall, 2005.

- [45] J. April, M. Better, F. Glover, J. Kelly, M. Laguna, Enhancing business process management with simulation optimization, Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference, pp. 642-649, 2006.
- [46] J. April, F. Glover, J. Kelly, M. Laguna, Practical introduction to simulation optimization, Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference, Vol.1, pp. 71-78, 2003.
- [47] M. C. Fu, Optimization for simulation, Theory vs. Practice, Informs Journal on Computing, v. 14, n. 3, pp. 192-215, 2002.
- [48] L. Chwif, A. C. Medina, Modelagem e Simulação de Eventos Discretos, Teoria e Aplicações, 2ed. São Paulo, 2007.
- [49] D. E. Goldberg, Genetic algorithms in search, optimization and machine learning, Addison-Wesley, Massachusetts, 1989.
- [50] M. A. C. Pacheco, Algoritmos genéticos: Princípios e aplicações. ICA: Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada. DEE PUC-Rio, Rio de Janeiro.
- [51] R. A. Gallego, A. Monticelli e R. Romero, transmission expansion planning by extended genetic algorithm, IEE Proc. GTD, Vol. 145, N° 3, pp. 329– 335, 1998.
- [52] H. Schwefel, Evolutionsstrategie und Numerische Optimierung, Dissertation, Tchenische Universität Berlin, Germany, 1975.
- [53] K. G. Machado, A. M. Leite da Silva, J. G. C. Costa, Otimização de estoques de transformadores de subestações de distribuição de energia elétrica utilizando simulação monte carlo cronológica e técnicas meta-heurísticas, XIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional –SBPO, pp.1099-110, Setembro, 2014.
- [54] K. G. Machado, Otimização de estoques de transformadores em sistemas de potência via simulação Monte Carlo cronológica e técnicas meta-heurísticas, Tese de doutorado, Unifei, 2014.
- [55] R. Storn, K. Price, Differential evolution a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces, Journal of Global Optimization v.11, pp.341–359, 1997.
- [56] M. A. Sellitto, Formulação Estratégica da Manutenção Industrial com Base na Confiabilidade dos Equipamentos, Produção, v. 15, n. 1, pp. 44-59, 2005.
- [57] C. C. B. Camargo, Confiabilidade Aplicada a Sistemas de Potência Elétrica, Livros Técnicos e Científicos, 1981.

- [58] C. Yung, Business risk modelling-pilot project 2: risk based optimization of strategic spares, Internal Report, 2001.
- [59] V. L. S. Mendes, A. M. Leite da Silva, J. G. C. Costa, Simulação Monte Carlo cronológica para dimensionamento de transformadores reservas em subestações de distribuição, VIII Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – VIII SBSE, Santo André, SP, Brasil, pp. 24-28, 2020.
- [60] I. M. Pureza, Dimensionamento da reserva técnica de transformadores de subestação de distribuição considerando unidades móveis, Dissertação de Mestrado, PUC-Rio, 2017.
- [61] L. A. Manso, A. M. Leite da Silva, Modelagem de cargas variantes no tempo na avaliação de confiabilidade composta via simulação Monte Carlo nãosequencial, Controle & Automação, v.15, pp. 93-100, 2004.
- [62] R. Billinton, W. Li, Reliability assessment of electric power systems using Monte Carlo methods, Springer, Science Business Media, New York, 1994.
- [63] N. S. Neto. Metodologia probabilística para avaliação da confiabilidade de parques de transformação com reserva técnica compartilhada, Dissertação de mestrado, Unifei, 2017.
- [64] G. J. Anders, Probability Concepts, Electric Power Systems, New York, 1990.
- [65] R. Kumar, Use of mobile unit substations (MUSs) at Ontario Hydro, IEEE 8th International Conference on Transmission and Distribution Construction, Operation and Live-Line Maintenance Proceedings, pp. 188-194, 1998
- [66] J. Lopez-Roldan; J. Enns; P.Guillaume, C. Devriendt, Mobile Substations: Application, Engineering and Structural Dynamics, Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2006.
- [67] T. Blickle, Theory of evolutionary algorithms and application to system synthesis, vdf Hochschulverlag AG, No 17, 1996.
- [68] P. A. Ikeda. Introdução aos Algoritmos Genéticos, 2009.
- [69] J. H. Holland, Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. MIT press, 1992.
- [70] F.A. Assis, Algoritmo meta-heurístico construtivo para solução do problema de planejamento da expansão da transmissão, Tese de Doutorado, PUC-Rio, 2018.

- [71] I. S. Silva, Planejamento da expansão da transmissão com critérios de segurança via algoritmo genético especializado, Dissertação de Mestrado, PUC-Rio, 2020.
- [72] F. A. Assis, I. S. Silva, A. M. Leite da Silva, L.C. Resende, Transmission planning with security criteria via enhanced genetic algorithm, Electrical Engineering, v.103, pp. 1977–1987, 2021.
- [73] J. G. C. Costa, A. M. Leite da Silva, K.G. Machado, L. L. Souza, Avaliação da confiabilidade de parques de transformação com reserva técnica compartilhada, Congresso Brasileiro de Automática – CBA, Belo Horizonte – MG, 2014.

Gabarito estratégico parcial do espaço de soluções para o sistema Hydro One, sendo  $N_{res_{máx}} = 3$ .

2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	Custo Total R\$	N° RTS	N° MUS	Custo de investimento R\$	Custo de Operação R\$
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	19.417,16	4	1	15.055,42	4.361,74
3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	19.470,53	4	1	14.841,19	4.629,34
3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	19.484,15	5	1	15.155,36	4.328,79
3	1	0	0	0	0	0	0	1	0	19.527,81	5	1	15.265,30	4.262,51
3	0	1	0	0	0	0	0	0	1	19.531,13	5	1	14.941,13	4.590,00
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	19.548,30	4	1	14.646,43	4.901,87
3	1	0	0	0	0	0	0	0	2	19.578,26	6	1	15.255,31	4.322,95
3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	19.584,60	4	1	14.469,37	5.115,23
3	0	1	0	0	0	0	0	1	0	19.607,06	5	1	15.051,07	4.555,99
3	0	1	0	0	0	0	0	0	2	19.618,08	6	1	15.041,07	4.577,01
3	1	0	0	0	0	0	0	1	1	19.627,75	6	1	15.365,24	4.262,51
3	0	0	1	0	0	0	0	0	1	19.628,92	5	1	14.746,37	4.882,55
3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	19.641,18	5	1	15.386,23	4.254,95
3	0	0	0	1	0	0	0	0	1	19.663,94	5	1	14.569,32	5.094,62
3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	19.689.79	5	1	14.856.31	4.833.48
3	0	1	0	0	0	0	0	1	1	19.695.58	6	1	15.151.01	4.544.58
3	1	0	0	0	0	0	0	1	2	19.727.69	7	1	15.465.18	4.262.51
3	0	0	1	0	0	0	0	0	2	19.727.84	6	1	14.846.31	4.881.53
3	1	0	0	0	0	0	0	2	0	19.731.66	6	1	15.475.18	4.256.48
3	0	1	0	0	0	0	1	0	0	19 739 23	5	1	15 172 00	4 567 23
3	1	0	0	0	0	0	1	0	1	19.740.80	6	1	15.486.17	4.254.62
3	0	0	0	1	0	0	0	0	2	19 758 17	6	1	14 669 26	5 088 92
3	1	0	0	0	0	1	0	0	0	19.759.36	5	1	15 519 25	4 240 11
3	0	0	0	1	0	0	0	1	0	19 766 88	5	1	14 679 25	5 087 63
3	0	0	1	0	0	0	0	1	1	19.771.28	6	1	14.956.25	4 815 03
3	0	0	1	0	0	0	1	0	0	19.771,20	5	1	14.930,23	4.816.89
3	0	1	0	0	0	0	0	1	2	19.795.53	7	1	15 250 95	4.544.58
3	0	1	0	0	0	0	0	2	0	19.806.51	, 6	1	15.250,55	4.545,56
3	0	0	0	1	0	0	1	0	0	19.800,51	5	1	14 800 18	5 026 35
2	0	1	0	0	0	0	1	0	1	10,820,55	5	1	15 271 0/	1 556 12
2	1	0	0	0	0	0	0	2	1	10.820,50	7	1	15 575 12	4.356,45
2	1	0	0	0	0	0	1	2	1 2	19.831,00	7	1	15.575,12	4.250,48
2	0	1	0	0	0	1	0	0	0	10 842 02	5	1	15 205 02	4.234,02
2	1	0	0	0	0	0	1	1	0	19.842,95	5	1	15.505,02	4.557,91
с С	1	0	0	1	0	0	1	1	1	10 954 63	6	1	14 770 20	4.233,44 E 07E 44
2	1	0	0	0	0	1	0	0	1	19.854,05	6	1	15 619 20	1 220 67
э э	1	0	0	0	1	1	0	0	1	19.858,80	4	1	14 209 42	4.239,07
э э	0	0	1	0	1	0	0	1	2	19.804,05	4	1	14.506,42	J.JJJ,02
э э	1	0	1	0	1	0	0	1	2	19.871,22	, E	1	15.050,19	4.015,05
э э	1	0	1	0	1	0	1	0	1	19.870,71	5	1	15.005,56	4.211,15
3 2	0	0	1	0	0	1	1	0	1	19.880,53	ь Г	1	15.077,18	4.803,35
3 2	0	0	1	0	0	1	0	0	0	19.882,31	5	1	15.110,20	4.772,05
3	0	0	1	0	0	0	1	2	0	19.900,80	6	1	15.066,19	4.834,62
3	0	1	0	1	0	0	1	0	1	19.902,33	5	1	14.900,13	5.002,20
3	0	1	0	0	0	0	0	2	1	19.906,45	/	1	15.360,89	4.545,56
ა ი	0	0	0	0	1	0	0	0	1	19.910,39	5	1	14.408,36	5.502,03
<u>ა</u>	U	1	U	U	1	U	0	U	U	19.918,20	5	1	15.451,34	4.466,86
3	U	1	U	U	U	U	1	U	2	19.928,30	/	1	15.3/1,88	4.556,43
3	1	U	U	U	U	U	U	2	2	19.931,54	8	1	15.6/5,06	4.256,48
3	0	1	0	0	U	0	1	1	0	19.932,79	6	1	15.381,87	4.550,92
3	0	1	0	0	0	1	0	0	1	19.936,90	6	1	15.404,96	4.531,94

## Apêndice B.

Gabarito estratégico parcial do espaço de soluções para o sistema Hydro One, sendo  $N_{res_{máx}} = 4$ .

2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	Custo Total R\$	N° RTS	N° MUS	Custo de Investimento R\$	Custo de Operação R\$
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	19.417,160	4	1	15.055,42	4.361,74
3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	19.470,530	4	1	14.841,19	4.629,34
3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	19.484,150	5	1	15.155,36	4.328,79
3	1	0	0	0	0	0	0	1	0	19.527,810	5	1	15.265,30	4.262,51
3	0	1	0	0	0	0	0	0	1	19.531,130	5	1	14.941,13	4.590,00
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	19.548,300	4	1	14.646,43	4.901,87
3	1	0	0	0	0	0	0	0	2	19.578,260	6	1	15.255,31	4.322,95
3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	19.584,600	4	1	14.469,37	5.115,23
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19.596,730	4	1	15.291,08	4.305,65
3	0	1	0	0	0	0	0	1	0	19.607,060	5	1	15.051,07	4.555,99
3	0	1	0	0	0	0	0	0	2	19.618,080	6	1	15.041,07	4.577,01
3	1	0	0	0	0	0	0	1	1	19.627,750	6	1	15.365,24	4.262,51
3	0	0	1	0	0	0	0	0	1	19.628,920	5	1	14.746,37	4.882,55
3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	19.641,180	5	1	15.386,23	4.254,95
4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	19.663,740	5	1	15.391,02	4.272,72
3	0	0	0	1	0	0	0	0	1	19.663,940	5	1	14.569,32	5.094,62
3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	19.689,790	5	1	14.856,31	4.833,48
3	0	1	0	0	0	0	0	1	1	19.695,580	6	1	15.151,01	4.544,58
3	1	0	0	0	0	0	0	1	2	19.727,690	7	1	15.465,18	4.262,51
3	0	0	1	0	0	0	0	0	2	19.727,840	6	1	14.846,31	4.881,53
3	1	0	0	0	0	0	0	2	0	19.731,660	6	1	15.475,18	4.256,48
4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	19.736,550	5	1	15.500,96	4.235,59
3	0	1	0	0	0	0	1	0	0	19.739,230	5	1	15.172,00	4.567,23
3	1	0	0	0	0	0	1	0	1	19.740,800	6	1	15.486,17	4.254,62
3	0	0	0	1	0	0	0	0	2	19.758,170	6	1	14.669,26	5.088,92
3	1	0	0	0	0	1	0	0	0	19.759,360	5	1	15.519,25	4.240,11
4	0	0	0	0	0	0	0	0	2	19.765,520	6	1	15.490,96	4.274,55
3	0	0	0	1	0	0	0	1	0	19.766,880	5	1	14.679,25	5.087,63
3	0	0	1	0	0	0	0	1	1	19.771,280	6	1	14.956,25	4.815,03
3	0	0	1	0	0	0	1	0	0	19.794,130	5	1	14.977,24	4.816,89
3	0	1	0	0	0	0	0	1	2	19.795,530	7	1	15.250,95	4.544,58
3	0	1	0	0	0	0	0	2	0	19.806,510	6	1	15.260,94	4.545,56
3	0	0	0	1	0	0	1	0	0	19.826,530	5	1	14.800,18	5.026,35
3	0	1	0	0	0	0	1	0	1	19.828,360	6	1	15.271,94	4.556,43
3	1	0	0	0	0	0	0	2	1	19.831,600	7	1	15.575,12	4.256,48
4	0	0	0	0	0	0	0	1	1	19.836,870	6	1	15.600,90	4.235,96
3	1	0	0	0	0	0	1	0	2	19.840,740	7	1	15.586,11	4.254,62
3	0	1	0	0	0	1	0	0	0	19.842,930	5	1	15.305,02	4.537,91
3	1	0	0	0	0	0	1	1	0	19.849,550	6	1	15.596,11	4.253,44
4	0	0	0	0	0	0	1	0	0	19.851,350	5	1	15.621,89	4.229,46
3	0	0	0	1	0	0	0	1	1	19.854,630	6	1	14.779,20	5.075,44
3	1	0	0	0	0	1	0	0	1	19.858,860	6	1	15.619,20	4.239,67

## Apêndice C.

Gabarito estratégico parcial do espaço de soluções para o sistema Hydro One expandido.

	çao
3 1 0 0 0 0 0 0 0 19.628,39 4 1 15.055,42	4.572,97
3 1 0 0 0 0 0 0 1 19.664,28 5 1 15.155,36	4.508,91
3 1 0 0 0 0 0 1 0 19.700,25 5 1 15.265,30	4.434,95
3 0 1 0 0 0 0 0 0 19.731,78 4 1 14.841,19	4.890,60
3 0 0 1 0 0 0 0 0 0 19.732,70 4 1 14.646,43	5.086,27
3 0 0 1 0 0 0 0 0 1 19.735,34 5 1 14.746,37	4.988,97
3 0 1 0 0 0 0 0 0 1 19.748,05 5 1 14.941,13	4.806,92
3 1 0 0 0 0 0 0 0 2 19.764,91 6 1 15.255,31	4.509,61
3 1 0 0 0 0 0 1 1 19.784,69 6 1 15.365,24	4.419,45
3 0 1 0 0 0 0 1 0 19.789,00 5 1 15.051,07	4.737,93
3 0 0 1 0 0 0 0 1 0 19.790,96 5 1 14.856,31	4.934,66
3 1 0 0 0 0 1 0 0 19.805,76 5 1 15.386,23	4.419,53
4 0 0 0 0 0 0 0 0 0 19.809,07 4 1 15.291,08	4.517,99
4 0 0 0 0 0 0 0 1 0 19.827,38 5 1 15.500,96	4.326,42
4 0 0 0 0 0 0 0 0 1 19.833,75 5 1 15.391,02	4.442,73
3 0 0 1 0 0 0 0 0 2 19.836,28 6 1 14.846,31	4.989,97
3 0 1 0 0 0 0 0 0 2 19.845,51 6 1 15.041,07	4.804,44
3 0 0 1 0 0 0 1 0 0 19.847,70 5 1 14.977,24	4.870,46
3 0 1 0 0 0 0 1 0 0 19.858,37 5 1 15.172,00	4.686,38
3 1 0 0 0 1 0 0 0 19.863,58 5 1 15.519,25	4.344,33
3 1 0 0 0 0 0 0 3 19.864,85 7 1 15.355,24	4.509,60
3 1 0 0 0 0 0 0 2 0 19.881,69 6 1 15.475,18	4.406,51
3 1 0 0 0 0 0 0 1 2 19.884,64 7 1 15.465,18	4.419,45
3 0 0 1 0 0 0 0 1 1 19.885,00 6 1 14.956,25	4.928,75
3 0 1 0 0 0 0 0 1 1 19.887,84 6 1 15.151,01	4.736,83
3 1 0 0 0 0 1 0 1 19.897,08 6 1 15.486,17	4.410,91
3 0 0 1 0 0 1 0 0 19.914,26 5 1 15.110,26	4.804,00
3 1 0 0 0 1 0 0 0 19.914,96 5 1 15.665,58	4.249,38
4 0 0 0 0 0 0 0 1 1 19.927,90 6 1 15.600,90	4.327,00
4 0 0 0 0 0 0 1 0 0 19.930,57 5 1 15.621,89	4.308,68
4 0 0 0 0 0 0 0 0 2 19.935,59 6 1 15.490,96	4.444,63
3 0 0 1 0 0 0 0 0 3 19.936,22 7 1 14.946,25	4.989,96
3 0 0 1 0 0 0 1 0 1 19.941,52 6 1 15.077,18	4.864,34
3 0 1 0 0 0 1 0 0 19.947,74 5 1 15.305,02	4.642,72
3 1 0 0 0 1 0 0 1 19.954,53 6 1 15.619,20	4.335,34
3 0 1 0 0 0 1 0 1 19.960,45 6 1 15.271,94	4.688,51
3 0 0 1 0 1 0 0 0 0 19.974,61 5 1 15.256,59	4.718,02

## Apêndice D.

Taxa de falha dos transformadores do sistema canadense, Hydro One.

	(A)		(B)	(	C)	(	(A)		(B)	(	C)
SE	λ	r	r×λ	r	r×λ	SE	λ	r	r×λ	r	r×λ
1	0,007	1	0,007	8,57	0,06	31	0,007	1	0,007	1	0,007
2	0,007	1	0,007	6,43	0,045	32	0,007	1	0,007	1	0,007
3	0,007	1	0,007	1	0,007	33	0,007	1	0,007	1	0,007
4	0,007	1	0,007	1	0,007	34	0,007	1	0,007	7,14	0,05
5	0,007	10	0,07	10	0,07	35	0,007	1	0,007	6,43	0,045
6	0,007	1	0,007	7,14	0,05	36	0,007	10	0,07	10	0,07
7	0,007	1	0,007	6,43	0,045	37	0,007	1	0,007	4,29	0,03
8	0,007	1	0,007	4,29	0,03	38	0,007	1	0,007	8,57	0,06
9	0,007	1	0,007	11,43	0,08	39	0,007	10	0,07	10	0,07
10	0,007	10	0,07	10	0,07	40	0,007	1	0,007	1	0,007
11	0,007	1	0,007	7,14	0,05	41	0,007	10	0,07	10	0,07
12	0,007	1	0,007	1	0,007	42	0,007	1	0,007	1	0,007
13	0,007	1	0,007	4,29	0,03	43	0,007	1	0,007	1	0,007
14	0,007	1	0,007	11,43	0,08	44	0,007	1	0,007	1	0,007
15	0,007	10	0,07	10	0,07	45	0,007	1	0,007	8,57	0,06
16	0,007	1	0,007	1	0,007	46	0,007	1	0,007	7,86	0,055
17	0,007	1	0,007	8,57	0,06	47	0,007	1	0,007	11,43	0,08
18	0,007	1	0,007	1	0,007	48	0,007	1	0,007	1	0,007
19	0,007	1	0,007	11,43	0,08	49	0,007	1	0,007	1	0,007
20	0,007	1	0,007	1	0,007	50	0,007	1	0,007	4,29	0,03
21	0,007	10	0,07	10	0,07	51	0,007	1	0,007	7,86	0,055
22	0,007	1	0,007	1	0,007	52	0,007	1	0,007	6,43	0,045
23	0,007	1	0,007	11,43	0,08	53	0,007	1	0,007	1	0,007
24	0,007	10	0,07	10	0,07	54	0,007	1	0,007	1	0,007
25	0,007	10	0,07	10	0,07	55	0,007	1	0,007	9,29	0,065
26	0,007	10	0,07	10	0,07	56	0,007	1	0,007	8,57	0,06
27	0,007	10	0,07	10	0,07	57	0,007	1	0,007	4,29	0,03
28	0,007	10	0,07	10	0,07	58	0,007	1	0,007	8,57	0,06
29	0,007	1	0,007	6,43	0,045	59	0,007	1	0,007	1	0,007
30	0,007	1	0,007	1	0,007	60	0,007	1	0,007	1	0,007

# **Capítulo 4:** (A): Teste 1, 2

**Capítulo 5:** (A): Caso 1 (B): Teste 3

(B): Caso 2,3

(C): Teste 4, 5, 6 (C): Teste 4

Coordenadas em quilômetros das subestações no sistema elétrico canadense.

SE	X	Y
1	433,32	233,39
2	599,28	546,54
3	-142,71	-28,40
4	-200,09	296,02
5	284,36	-40,91
6	-371,07	-128,62
7	53,99	651,51
8	-495,94	508,55
9	-93,34	-74,73
10	141,31	-393,07
11	-421,63	-130,06
12	-247,51	182,22
13	-280,71	592,36
14	292,63	213,90
15	98,86	-151,81
16	-272,31	225,64
17	364,31	328,85
18	604,61	-421,78
19	64,42	169,15
20	237,15	435,68
21	341,18	-220,66
22	-306,30	-498,94
23	369,67	166,21
24	37,47	-405,24
25	139,60	-301,43
26	203,40	-316,30
27	197,72	-52,13
28	309,23	-171,30
29	651,90	671,09
30	-224,24	239,41

## Apêndice F.

Gabarito parcial do espaço de soluções gerado para o sistema canadense referente ao Caso 1 do Capítulo 5.

ão	Reserva																1	Móve	el				Custo de
ộdC																							Operação
	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	(K\$)
1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	640.464,17
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.099,57
3	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.417,02
4	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.469,08
5	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	641.980,88
07	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.007,74
0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	042.145,21
0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.382,39
10	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	042.439,03
11	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	042.400,45
12	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.327,01
12	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.817,37
14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.052,77
15	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	642.901,27
16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	643 538 28
17	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	643.685.64
18	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	6/3 690 73
19	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	Ő	643 736 55
20	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	6/3 0/7 30
21	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	Ő	644 000 39
22	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	Ő	644 009 73
23	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644 023 34
24	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644 068 12
25	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.184.97
26	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.191.36
27	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.231.20
28	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.255.41
29	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.358.62
30	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.415,86
31	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.481,67
32	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.612,59
33	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.868,36
34	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.911,56
35	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.933,72
36	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	644.935,27
37	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.015,54
38	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.303,92
39	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.386,39
40	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.397,65
41	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.449,14
42	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.499,58
43	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.525,45
44	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.571,56
45	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.625,44
46	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.662,76
47	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.664,53
48	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.691,18
49	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.704,39
50	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	645.852,86

Gabarito parcial do espaço de soluções gerado para o sistema canadense referente ao Caso 2 do Capítulo 5.

ão		Posição do RST														]	Posiç	ão da	a MU	JS			Custo de
ộdC	_						-							_									Operação (R\$)
1	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	
1	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.689.657,46
2	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.696.617,33
3	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.697.056,82
4	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.698.162,82
5	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.698.357,01
07	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.701.322,37
/	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.703.483,91
8	0	0	0	1	0	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.704.876,24
9	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.710.528,81
10	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.710.733,38
11	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.710.853,71
12	0	1	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.711.725,14
13	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.713.527,26
14	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.713.849,38
15	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.713.918,30
10	0	1	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.716.715,13
1/	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.718.388,23
18	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.722.549,85
19	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.728.149,89
20	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.730.953,58
21	0	1	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.738.510,17
22	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.740.379,89
23	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.741.372,71
24	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.747.092,66
25	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.747.421,31
26	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.747.570,77
27	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.748.525,22
28	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	3.749.804,09
29	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.750.907,63
30 21	0	0	0	1	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.750.910,88
22	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.751.022,43
32 22	0	1	0	0	0	0	1	0	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.751.494,09
24	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.754.348,41
34 25	0	1	0	0	2	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.757.743,48
33 26	0	1	0	0	1	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.759.907,25
27	0	0	0	0	1	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.763.000,87
29	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.763.284,71
20	1	0	0	0	2	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.764.174,94
39 40	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.765.841,06
40	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.767.140,46
41	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.770.348,64
42	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.771.489,90
45	1	0	0	0	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.771.857,71
44	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.772.444,41
45	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3.773.483,16
40	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.773.504,60
47	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.773.863,90
40	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.774.720,30
49 50	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3.774.933,93
50	U	1	U	1	1	U	U	U	U	U	U	U	U	U	U	1	U	U	U	U	U	U	3.776.253,56

## Apêndice H.

Gabarito parcial do espaço de soluções gerado para o sistema canadense referente ao Caso 3 do Capítulo 5.

	Posição do RST													Custo de									
ção																							Operação
Op	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	(R\$)
1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.670.210.05
2	0	1	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.672.225.75
3	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.675.121.68
4	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.675.205.45
5	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.676.271.73
6	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.676.610.43
7	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.676.616.20
8	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.676.702.72
9	0	1	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1 676 978 41
10	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1 678 564 06
11	0	1	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1 678 639 57
12	0	1	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1 680 255 57
12	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1 680 371 90
14	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1 681 928 93
15	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.682.073.73
16	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.682 315 62
17	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.682.452.27
17	0	0	0	0	1	1	0	0	1 2	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.682.680.51
10	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.683 167 89
20	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.684.081.62
20	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.684 172 52
21	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.004.172,52
22	0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.684.700.50
23	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.004.790,50
24	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.005.109,10
25	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.065.200,96
26	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.065.229,02
27	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.065.205,49
28	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.065.269,55
29	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.085.595,92
30	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1.085.802,75
31	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.685.963,03
32	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.686.549,96
33	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.080.999,11
34	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.68/.019,8/
35	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1.68/.0//,0/
36	0	1	0	0	0	0	0	0	I	0	1	I	0	0	0	0	0	0	I	0	0	0	1.687.084,62
37	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1.687.088,41
38	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.687.151,61
39	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.687.219,12
40	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.687.277,06
41	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1.687.418,13
42	0	0	1	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.687.674,61
43	0	1	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1.687.743,18
44	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.688.381,80
45	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.688.407,37
46	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.688.425,42
47	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1.688.516,54
48	0	1	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1.688.979,30
49	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.689.162,36
50	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1.689.240,70

## Apêndice I.

Gabarito parcial do espaço de soluções gerado para o sistema canadense referente ao Caso 4 do Capítulo 5 composto por 6 RTS e 2 MUS.

pção		Posição do RST Posição da MU									US			Custo de Operação									
0	7	9	11	15	18	22	24	33	41	44	48	51	57	6	13	15	18	20	26	48	51	53	(R\$)
1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.094,58
2	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.357,78
3	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.890.924,37
4	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.100,95
5	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.191,04
6	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.891.309,60
7	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.892.869,26
8	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.892.928,91
9	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.187,66
10	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.213,64
11	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.598,82
12	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.893.603,80
13	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.893.755,04
14	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.018,23
15	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.433,55
16	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.894.486,43
17	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.610,13
18	0	0	2	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.894.651,72
19	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.681,35
20	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.746,25
21	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.796,27
22	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.894.914,84
23	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.895.037,65
24	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.895.121,18
25	1	0	2	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.895.150,95
26	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.895.274,82
27	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.896.144,75
28	1	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.896.207,36
29	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.896.261,61
30	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.896.312,34
31	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.896.722,80
32	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.896.752,60
33	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.896.818,87
34	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.896.848,12
35	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.897.204,06
36	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.897.264,26
37	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.897.555,84
38	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.897.865,83
39	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.897.932,76
40	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.898.146,88
41	0	0	2	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.898.312,18
42	0	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.898.583,03
43	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.898.698,10
44	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.898.726,42
45	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.898.790,55
46	1	0	2	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.898.811,41
47	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2.898.880,06
48	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.899.200,63
49	1	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.899.359,53
50	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	2.899.553,32