



Programa de Pós-Graduação em

**Computação Aplicada**

Mestrado Acadêmico

Juarez Machado da Silva

APLICAÇÃO DA META-HEURÍSTICA OTIMIZAÇÃO POR  
COLÔNIA DE FORMIGAS AO PROBLEMA DE ANÁLISE DE  
SEGURANÇA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

São Leopoldo, 2018

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS — UNISINOS  
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA  
NÍVEL MESTRADO

JUAREZ MACHADO DA SILVA

**APLICAÇÃO DA META-HEURÍSTICA OTIMIZAÇÃO POR COLÔNIA DE  
FORMIGAS AO PROBLEMA DE ANÁLISE DE SEGURANÇA DE SISTEMAS DE  
ENERGIA ELÉTRICA**

São Leopoldo  
2018



Juarez Machado da Silva

**APLICAÇÃO DA META-HEURÍSTICA OTIMIZAÇÃO POR COLÔNIA DE  
FORMIGAS AO PROBLEMA DE ANÁLISE DE SEGURANÇA DE SISTEMAS DE  
ENERGIA ELÉTRICA**

Dissertação apresentada como requisito parcial  
para a obtenção do título de Mestre pelo  
Programa de Pós-Graduação em Computação  
Aplicada da Universidade do Vale do Rio dos  
Sinos — UNISINOS

Orientador:  
Prof. Dr. Gustavo Pessin

Coorientador:  
Prof. Dr. José Vicente Canto dos Santos

São Leopoldo  
2018

S586a

Silva, Juarez Machado da.

Aplicação da meta-heurística otimização por colônia de formigas ao problema de análise de segurança de sistemas de energia elétrica / Juarez Machado da Silva. – 2018.

102 f. : il. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) – Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada, 2018.

“Orientador: Prof. Dr. Gustavo Pessin Coorientador: Prof. Dr. José Vicente Canto dos Santos.”

1. Análise de segurança. 2. Seleção de contingências. 3. Otimização por colônia de formigas. I. Título.

CDU 004

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
(Bibliotecária: Amanda Schuster – CRB 10/2517)

JUAREZ MACHADO DA SILVA

APLICAÇÃO DA META-HEURÍSTICA OTIMIZAÇÃO POR COLÔNIA DE FORMIGAS AO  
PROBLEMA DE ANÁLISE DE SEGURANÇA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

Dissertação apresentada à Universidade do Vale do Rio dos Sinos – Unisinos, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada.

Aprovado em 20 de fevereiro de 2019

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Geraldo Pereira Rocha Filho – UnB

---

Sandro José Rigo – UNISINOS

---

Jorge Luis Victória Barbosa – UNISINOS

Prof. Dr. Gustavo Pessin  
Orientador

Visto e permitida a impressão  
São Leopoldo,

Prof. Dr. Rodrigo da Rosa Righi  
Coordenador PPG em Computação Aplicada



*Ninguém educa ninguém, ninguém educa a si mesmo, os homens se educam entre si,  
mediatizados pelo mundo.*

— PAULO FREIRE





## AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a minha amada esposa, Patricia Giselle Corrêa da Silva, a qual me apoiou desde o início neste projeto. Aos meus filhos Julia, Rafael e Bruno que tiveram paciência de esperar as poucas horas livres para brincarmos.

Meus pais e irmãos que suportaram minha ausência na empresa, e desta forma puderam me proporcionar uma das coisas a qual mais valorizo nesta vida, o conhecimento.

José Vicente Canto dos Santos, o meu orientador inicial, que se tornou coorientador após sair do PPGCA e integrar o PPGEE. Agradeço pelo incentivo e tempo dedicado para que eu pudesse realizar este trabalho.

Gustavo Pessin, meu orientador, fundamental no apoio e incentivo para evoluirmos o trabalho a níveis de publicações. Sou muito grato pelo incentivo e tempo dedicado as minhas dúvidas. A maneira de trabalho também foi um diferencial, pois me senti trabalhando com um amigo.

Iverson Costa, inicialmente uma pessoa para eu consultar sobre o assunto, uma vez que já havia trabalhado no mesmo tipo de problema, tornou-se um referencial. Com certeza aprendi muito com você.

Aos meus colegas do mestrado, em especial ao Felipe de Moraes que com certeza foi um grande amigo nesta caminhada.

Agradeço também aos meus amigos e demais familiares, pois puderam me proporcionar momentos de descontração, e desta maneira tornar os momentos críticos mais amenos.

Agradeço ao PPGCA, pois todo o corpo administrativo e docente foi muito solícito quando necessitei de informação.

Agradeço ainda ao CNPq, que possibilitou o meu mestrado com bolsa integral.



## RESUMO

O fornecimento confiável de eletricidade desempenha um papel fundamental no modo de vida contemporâneo. A fim de proporcionar mais benefícios para a população, as redes elétricas estão ficando maiores para produzir e distribuir mais energia. Esse crescimento, embora necessário, acarreta problemas na operação e manutenção, já que as redes são mais complexas. Essa complexidade, exige que a análise de segurança de rede seja executada em tempo real para evitar erros de decisão ao desconectar um dispositivo da rede, ou ainda, prever a possibilidade de saída de operação de um dispositivo subdimensionado. Neste trabalho, um sistema inteligente para seleção de contingência em análise de segurança estática de sistemas de energia elétrica é proposto. A indicação das contingências é o primeiro passo para desenvolver ações de controle e manter a integridade da operação do sistema. Para isto, a seleção de contingências foi modelada como um problema de otimização combinatória, empregando uma meta-heurística de otimização de colônias de formigas, do inglês *Ant Colony Optimization*(ACO) para indicar as contingências mais graves da rede sob análise. Esta abordagem agrega ao estado da arte, pois não foi encontrada nenhuma menção sobre a utilização deste modelo nos meios científicos pesquisados. O modelo proposto difere dos encontrados até então, pois o mecanismo de busca por novas soluções foi desenvolvido levando em conta os vértices da rede elétrica ao invés das arestas, neste trabalho as arestas são tratadas de forma indireta como um segundo passo da busca por soluções. O sistema desenvolvido é avaliado utilizando uma rede de testes IEEE (*Institute of Electrical and Electronic Engineers*) de 30 barramentos e uma rede real de 810 barramentos, considerando contingências de ramos duplas. Os resultados mostram uma precisão de 97,11% na busca das contingências mais severas da rede real e de 95,99% para a rede de testes IEEE 30 barramentos. O resultado encontrado para a rede real ainda apresenta o diferencial de um espaço de busca percorrido menor do que os apresentados em outros trabalhos.

**Palavras-chave:** Análise de Segurança. Seleção de Contingências. Otimização por Colônia de Formigas.



## ABSTRACT

The reliable supply of electricity plays a key role in the contemporary way of life. In order to provide more benefits to the population, electrical networks are getting bigger to produce more energy. This growth, while necessary, brings problems in operation and maintenance, since the networks are more complex. This complexity requires that network security analysis should be performed in real time to avoid decision errors when disconnecting a device from the network or predicting the possibility of operating output from an undersized device. In this paper, an intelligent system for contingency selection in static security analysis of electric power systems is proposed. The indication of the contingencies is the first step to develop control action and maintain the system operation integrity. For this, contingency selection was modeled as a combinatorial optimization problem, employing an Ant Colony Optimization (ACO) meta-heuristic to indicate the most serious contingencies of the network under analysis. This approach adds to the state of the art, since no mention was made of the use of this model in the researched scientific circles. The proposed model differs from those found so far, since the search engine for new solutions was developed taking into account the vertices of the electrical network instead of the edges, in this work the edges are treated indirectly as a second step of the search for solutions. The developed system is evaluated using an IEEE (Institute of Electrical and Electronic Engineers) test network of 30 buses and a real network of 810 buses, considering double-branch contingencies. The results show an accuracy of 97.11% in the search for the most severe contingencies of the real network and 95.99% for the IEEE 30 busbar test network. The result found for the real network still presents the differential of a search space less traveled than those presented in other works.

**Keywords:** Security Analysis. Contingency Selection. Ant Colony Optimization.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Representação simplificada de um SEP . . . . .	25
Figura 2 – Rede de testes IEEE30 . . . . .	26
Figura 3 – Representação do problema da mochila . . . . .	39
Figura 4 – Fluxograma do programa proposto . . . . .	48
Figura 5 – Exemplo de aplicação de feromônio em barramentos . . . . .	49
Figura 6 – Representação da saída de um ramo da rede . . . . .	50
Figura 7 – Representação da rede sem contingência . . . . .	51
Figura 8 – Representação da rede com contingência . . . . .	52
Figura 9 – Exemplo de aplicação de feromônio no barramento sorteado . . . . .	53
Figura 10 – Exemplo de aplicação de feromônio nos dois barramentos conectados ao ramo contingenciado . . . . .	54
Figura 11 – Metodologia para selecionar as parametrizações da rede IEEE 30 . . . . .	61
Figura 12 – Metodologia para selecionar as parametrizações da rede de 810 barramentos	62
Figura 13 – Resultado da melhor parametrização para a rede de testes IEEE30 utilizando o método 1 . . . . .	65
Figura 14 – Resultado da melhor parametrização para a rede de testes IEEE30 utilizando o método 2 . . . . .	65
Figura 15 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 1 na rede IEEE30 . . . . .	66
Figura 16 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 2 na rede IEEE30 . . . . .	66
Figura 17 – Resultado da melhor parametrização para a rede real de 810 barramentos utilizando o método 1 . . . . .	69
Figura 18 – Resultado da melhor parametrização para a rede real de 810 barramentos utilizando o método 2 . . . . .	70
Figura 19 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 1 na rede real . . . . .	71
Figura 20 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 2 na rede real . . . . .	71





## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Aplicações de ACO, baseada em Dorigo, Birattari e Stutzle (2006) . . . . .	38
Tabela 2 – Tabela com as 20 contingências mais severas para a na rede de teste IEEE30	64
Tabela 3 – Tabela utilizada para a construção de parâmetros para teste na rede de teste IEEE30 . . . . .	64
Tabela 4 – Melhores parametrizações encontradas para a rede de testes IEEE30 . . . . .	64
Tabela 5 – Tabela com as 20 contingências mais severas para a rede de 810 barramentos	67
Tabela 6 – Tabela utilizada para a construção de parâmetros para teste na rede de 810 barramentos . . . . .	68
Tabela 7 – Tabela dos melhores resultados da 2ª etapa de testes da rede 810 barramentos, utilizando aplicação de feromônio apenas no barramento sorteado . . . . .	68
Tabela 8 – Tabela dos melhores resultados da 2ª etapa de testes da rede 810 barramentos, utilizando aplicação de feromônio nos dois barramentos ligados ao ramo contingenciado . . . . .	69
Tabela 9 – Tabela dos melhores resultados da 3ª etapa de testes da rede 810 barramentos	69
Tabela 10 – Tabela dos melhores resultados de testes do algoritmo ACO e algoritmo genético para a rede 810 barramentos . . . . .	72



## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AC	Corrente Alternada
ACO	<i>Ant Colony Optimization</i>
AS	Análise de Segurança
CNPq	<i>Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico</i>
DC	Corrente Contínua
DCI	<i>Double Line Contingency Index</i>
DSA	<i>Dynamic Security Assessment</i>
FCDR	Fluxo de Carga Desacoplado Rápido
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronic Engineers</i>
ISFI	Índice de Severidade de Fluxo
KP	<i>Knapsack Problem</i>
SEP	Sistema(s) Elétrico(s) de Potência
SSA	<i>Static Security Assessment</i>
VSI	<i>Voltage Sensitivity Index</i>



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>21</b>
1.1	Contextualização	21
1.2	Definição do problema	21
1.3	Objetivos e contribuições	22
1.4	Organização do texto	23
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>25</b>
2.1	Segurança de sistemas elétricos de potência	25
2.1.1	Análise de segurança	28
2.1.2	Análise de contingências	30
2.1.3	Fluxo de potência desacoplado rápido	31
2.1.4	Índice de performance para a seleção de contingências	33
2.2	Otimização por colônia de formigas	33
2.2.1	Algoritmo <i>ant colony system</i>	34
2.2.2	Aplicações de algoritmos ACO	37
2.3	Problema da mochila	37
2.3.1	Similaridade entre o KP e a seleção de Contingências	39
2.4	Considerações finais	40
<b>3</b>	<b>TRABALHOS RELACIONADOS</b>	<b>41</b>
3.1	Métodos analíticos	41
3.2	Redes neurais artificiais	42
3.3	Meta-heurísticas	44
3.4	ACO para seleção de contingências	45
<b>4</b>	<b>ALGORITMO ACO APLICADO PARA SELEÇÃO DE CONTINGÊNCIAS</b>	<b>47</b>
4.1	Preenchimento da mochila das formigas	48
4.1.1	Sorteio dos barramentos	49
4.1.2	Sorteio do ramo ligado ao barramento selecionado	50
4.1.3	Cálculo do FCDR e do ISFI	51
4.2	Atualização do feromônio	53
4.2.1	Método de aplicação de feromônio	53
4.2.2	Seleção de contingências para aplicação de feromônio	54
4.2.3	Aplicação do feromônio nos barramentos selecionados	54
4.2.4	Evaporação do feromônio	55
4.3	Preenchimento de mochila global e critério de parada	55
<b>5</b>	<b>METODOLOGIA PROPOSTA PARA A AVALIAÇÃO DO ALGORITMO</b>	<b>57</b>
5.1	Avaliação de eficácia do algoritmo	57
5.1.1	Taxa de captura	57
5.1.2	Percentual de varredura do espaço de busca	58
5.1.3	Tempo de execução	59
5.2	Parametrizações do algoritmo ACO	59
5.2.1	Parametrizações para a rede de testes IEEE 30	60
5.2.2	Parametrizações para a rede real de 810 barramentos	60

<b>6</b>	<b>TESTES E RESULTADOS</b>	<b>63</b>
<b>6.1</b>	<b>Testes e resultados da rede IEEE 30</b>	<b>63</b>
<b>6.2</b>	<b>Testes e resultados da rede real 810 barramentos</b>	<b>67</b>
<b>6.3</b>	<b>Comparação da ACO com Algoritmos Genéticos</b>	<b>72</b>
<b>7</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>75</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>77</b>
	<b>ANEXO A – ARTIGO PUBLICADO NO COMPUTER ON THE BEACH 2018</b>	<b>85</b>
	<b>ANEXO B – ARTIGO SUBMETIDO PARA O IEEE SYSTEMS JOURNAL</b>	<b>95</b>

## 1 INTRODUÇÃO

### 1.1 Contextualização

A energia elétrica é um recurso de grande importância para a sociedade, em que o desenvolvimento social e econômico são totalmente dependentes deste meio. Para chegar até o usuário final, a energia elétrica passa por diferentes processos e sistemas interconectados. Estes sistemas são chamados de Sistemas Elétricos de Potência (SEP). Os SEPs são então encarregados de conduzir a energia elétrica das fontes geradoras até os locais onde será consumida. Desse modo, a qualidade e a continuidade do fornecimento de energia têm um papel fundamental no modo de vida contemporâneo (ADIBI, 2000; ESTEBSARI et al., 2016). Uma descrição mais aprofundada sobre SEPs será apresentada na seção 2.1.

A constante expansão das redes elétricas, com a finalidade de proporcionar mais benefícios à população, traz consigo uma maior complexidade na operação e manutenção. Esta complexidade demanda que a análise de segurança<sup>1</sup> da rede elétrica seja verificada em tempo real<sup>2</sup>, para evitar erros de decisão ao desconectar um equipamento da rede, ou ainda prever a possibilidade de saída de operação de um equipamento subdimensionado. Neste contexto, para que o fornecimento de energia elétrica à população seja confiável, os centros de controle devem investigar e identificar rapidamente distúrbios que podem ocorrer e, ao mesmo tempo, corrigi-los para que não hajam surtos de tensão ou blecautes na rede (ESTEBSARI et al., 2016; WU; MOSLEHI; BOSE, 2005).

### 1.2 Definição do problema

A análise de segurança em sistemas de energia elétrica é tratada de duas maneiras, sendo uma análise estática e outra dinâmica. A análise de segurança estática considera o sistema em equilíbrio, para isso o sistema deve ser observado em um estado estável de sua operação. No entanto, a análise de segurança dinâmica considera o estado transitório do sistema, de modo que os fenômenos eletromagnéticos<sup>3</sup> que ocorrem durante as mudanças na topologia do sistema são analisados. A análise de contingências é uma etapa relevante da análise de segurança, sendo esta responsável por determinar qual o nível de importância de cada equipamento de uma rede.

---

<sup>1</sup>A análise de segurança é realizada por simulações para estimar o estado atual da rede elétrica. A análise de segurança é utilizada ainda para estimar a evolução de um estado da rede elétrica, permitindo que os centros de controle possam tomar ações preventivas e corretivas na rede sob análise. A análise de segurança tem sua descrição mais aprofundada na subseção 2.1.1.

<sup>2</sup>Usualmente em centros de controle, executa-se o estimador de estados da rede elétrica a cada dois minutos, ou ainda em intervalos da mesma ordem. Desta forma, o tempo de execução da análise de segurança deveria ficar na mesma ordem de grandeza de tempo, não ultrapassando o tempo de execução do estimador de estados (ALVES; BORGES; OLIVEIRA FILHO, 2004).

<sup>3</sup>Os fenômenos transitórios eletromagnéticos podem ser classificados em dois grupos: os transitórios impulsivos, causados por descargas atmosféricas, e os transitórios oscilatórios, causados por chaveamentos na própria rede.



Ela deve identificar entre todas as possibilidades de contingências, quais delas poderiam levar o sistema a um estado de instabilidade ou de insegurança (SRIVANI; SWARUP, 2008). Uma análise extensiva sobre todas as contingências em uma rede elétrica torna-se inviável, devido às restrições de tempo impostas a essa operação. Neste sentido, as contingências mais graves devem ser identificadas de forma segura e ágil (ELGERD, 1982; NAIK; KHEDKAR; BHAT, 2015). Como a seleção de contingências em redes elétricas é de alta complexidade, os métodos computacionais tem-se mostrado como uma ferramenta de auxílio muito interessante para os centros de controle e operações de SEPs.

Desta forma, a seleção de contingências utilizando métodos computacionais, tem um papel de grande importância na análise de segurança em sistemas de energia elétrica, uma vez que, a avaliação de todas as contingências possíveis em um SEP de grande porte é impraticável. Porém, mesmo utilizando métodos computacionais, devido ao tamanho das redes elétricas e suas características, o problema é de difícil tratamento quando consideradas as restrições de tempo impostas aos centros de controle e operação dos SEPs.

### 1.3 Objetivos e contribuições

Para realizar a análise de contingências em um SEP, este trabalho trata a seleção de contingências como um problema de otimização combinatória análogo ao problema da mochila, do inglês *Knapsack Problem* (KP). O KP clássico consiste em maximizar o valor dos itens contidos em uma mochila, levando em consideração que a mochila tem uma capacidade finita e que, cada item, tem um valor (DANTZIG, 1957; DUHART et al., 2018). O objetivo, portanto, é encontrar a mochila mais valiosa, ou seja, encontrar uma lista de contingências contendo as contingências mais severas possíveis do sistema.

Como proposta de solução ao problema de otimização combinatória na seleção das contingências em um SEP, é utilizado um algoritmo meta-heurístico de Otimização por Colônia de Formigas, do inglês *Ant Colony Optimization* (ACO) (DORIGO; STÜTZLE, 2019; LIAO et al., 2014). A modelagem do problema por KP e a utilização da meta-heurística ACO, evoluiu durante o desenvolvimento deste trabalho, para uma implementação onde cada formiga recebe uma mochila, e cada espaço desta mochila recebe uma contingência possível do sistema.

Para testar a abordagem proposta, levou-se em consideração a resolução de contingências duplas de ramos na rede de testes IEEE (*Institute of Electrical and Electronic Engineers*) de 30 barramentos e em uma rede real de 810 barramentos, onde as contingências mais severas foram selecionadas sob aspecto de violação de fluxo de potência ativa nas linhas de transmissão.

A contribuição principal deste trabalho é a proposta da meta-heurística ACO como ferramenta de seleção de contingências, aprimorando desta forma os estudos na análise estática de segurança de redes elétricas. A abordagem proposta por este trabalho não foi encontrada durante a extensa pesquisa realizada no meio científico. Esta abordagem tem o seu mecanismo de busca primário voltado aos vértices (barramentos) ao invés das arestas (ramos) da rede elé-

trica, as arestas (ramos) são selecionadas em uma segunda etapa. É importante ressaltar que as arestas (ramos) selecionadas na segunda etapa do mecanismo de busca, são quem compõem as contingências de ramos duplas da simulação realizada por este trabalho. Uma vantagem desta abordagem são os baixos percentuais de espaço de busca encontrados, tornando assim o custo computacional para obter a solução menor em relação aos trabalhos existentes nesta área. Os objetivos secundários deste trabalho são:

- I) Propor um novo método de avaliação de contingências múltiplas para redes elétricas de tamanhos diversos;
- II) Permitir a avaliação de contingências sob o ponto de vista de violações de fluxo de potência ativa nos barramentos;
- III) Avaliar a convergência da ACO para a seleção de contingências em uma rede real de grande porte.

#### **1.4 Organização do texto**

Esta dissertação está organizada em sete capítulos, que apresentam a base conceitual, trabalhos relacionados ao tema em questão, o modelo proposto, o método de avaliação utilizado para teste do modelo proposto, experimentos e resultados, bem como as considerações finais. Os conteúdos abordados em cada um dos capítulos está resumido abaixo:

- O capítulo dois tem por objetivo apresentar os conceitos básicos sobre o principais tópicos deste trabalho. Para isto este capítulo foi dividido em três seções, a primeira apresenta os conceitos básicos sobre segurança de sistemas elétricos de potência. A segunda seção trata de otimização por colônia de formigas, nesta seção são apresentados conceitos e características importantes desta meta-heurística. A terceira seção trata do problema da mochila, esta seção apresenta os conceitos e as características do problema da mochila, tornando assim mais fácil entender a semelhança com o problema de seleção de contingências.
- O capítulo três apresenta trabalhos relacionados ao problema de seleção de contingências em redes elétricas, onde encontra-se dividido em uma seção para métodos analíticos, uma para redes neurais artificiais, uma para meta-heurísticas, e por fim, uma seção destinada a ACO para seleção de contingências.
- O capítulo quatro descreve o funcionamento do algoritmo com base na meta-heurística ACO, implementado para a seleção de contingências em uma rede elétrica modelada como o problema da mochila.
- O capítulo cinco descreve a metodologia proposta para avaliação e parametrização do algoritmo desenvolvido.

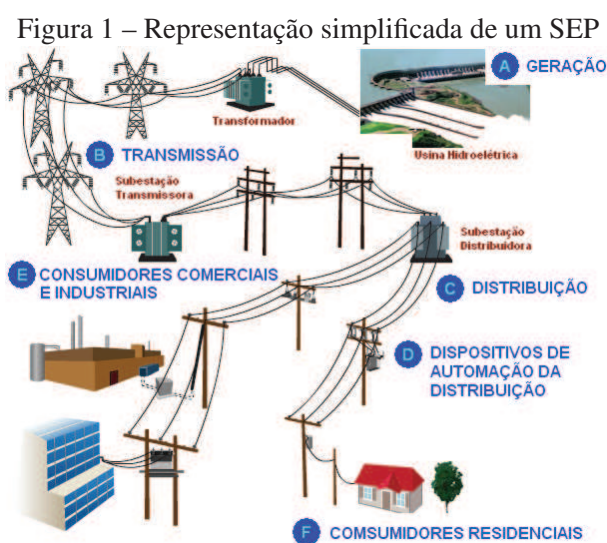
- O capítulo seis apresenta os testes e resultados obtidos tanto para a rede de testes IEEE 30, quanto para a rede real de 810 barramentos.
- O capítulo sete apresenta as considerações finais da dissertação, considerando os resultados obtidos e vislumbrando trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta uma breve revisão literária sobre análise de segurança em sistemas de energia elétrica. Os conceitos básicos utilizados nas meta-heurísticas de otimização de colônias de formigas também são apresentados nesta seção, pois o ACO é a base do algoritmo desenvolvido para a resolução da seleção de contingência estática na rede de teste IEEE de 30 barramentos. No final deste capítulo são apresentados os conceitos do KP, utilizado para modelar o problema de seleção de contingência estática devido à similaridade entre os dois problemas.

### 2.1 Segurança de sistemas elétricos de potência

Um SEP é uma coleção de elementos elétricos interconectados de maneira específica (JOHNSON; HILBURN; JOHNNY, 1994), o qual consiste em um conjunto de instalações e equipamentos que são destinados a geração, transmissão, medição e distribuição de energia elétrica (ZANETTA JR, 2006; WEEDY et al., 2012; GAO et al., 2016). Um SEP pode ser demonstrado de forma simplificada conforme a figura 1 para um melhor entendimento.



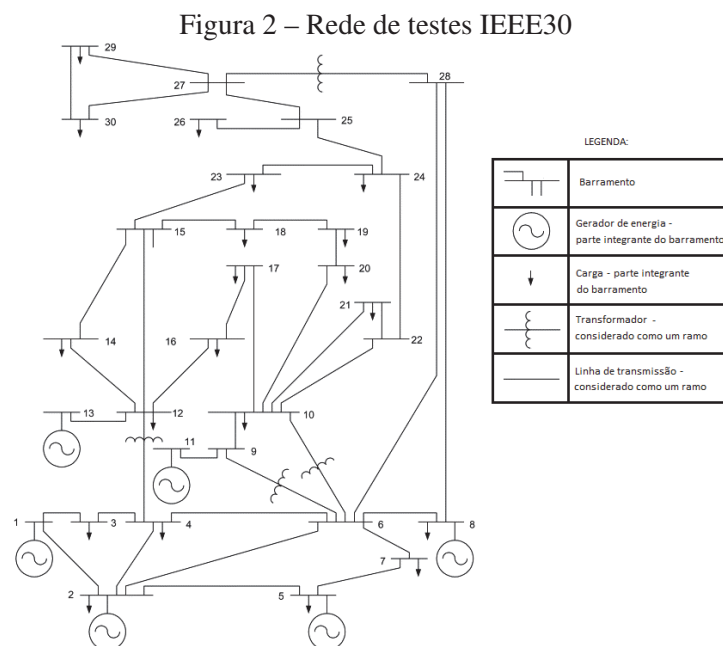
Fonte: <http://engenharianodiaadia.blogspot.com/2012/02/o-desenvolvimento-dos-sistemas.html>  
Acessado em 09/01/2019

Em um SEP, os geradores operam de forma síncrona em um equilíbrio dinâmico <sup>1</sup>, desta maneira a geração de energia é adaptada de acordo com as cargas existentes em um determinado instante de tempo. Este sincronismo entre geração e carga deve ser mantido independentemente da flutuação das cargas, que são causadas por alterações no consumo ou ainda por distúrbios provenientes de contingências (TOMSOVIC et al., 2005). A representação elétrica de um SEP

<sup>1</sup>O equilíbrio dinâmico, faz-se necessário nos geradores de um SEP, para que o sistema seja capaz de acompanhar as variações da demanda de carga ao longo do tempo.

(figura 1) se dá basicamente por barramentos e ramos. Os barramentos representam as plantas de geração de energia, subestações de energia elétrica e consumidores ou cargas. Os ramos representam os elementos de ligação entre estes barramentos, os ramos podem ainda ser descritos como linhas de transmissões de energia elétrica, e como os transformadores presentes na rede elétrica.

Um SEP real é composto por uma quantidade muito elevada de equipamentos e ligações, e para simplificar a representação do mesmo existem reduções com a finalidade de simplificar a exibição de exemplos, conceitos e validações. A rede de testes IEEE30, apresentada na figura 2, é a redução de uma rede real, sendo este SEP muito utilizado em trabalhos de análise de segurança de redes elétricas.



Fonte: (ABIDO, 2002) editado pelo autor

Em caso de falha, em qualquer parte de sua estrutura, o SEP deverá identificar onde a falha ocorreu e consertá-la de forma rápida e segura (KUNDUR; BALU; LAUBY, 1994; DUGAN et al., 1996; ALNUJAIMI; ABIDO; ALMUHAINI, 2018). Falhas em SEPs podem ocorrer por motivos diversos, tais como sobrecargas na rede, fatores climáticos e envelhecimento de componentes eletrônicos (FIGUEROA-CANDIA; FELDER; COIT, 2018; ZHONG et al., 2017). Quando estas falhas acontecem, a alimentação de outros componentes dependentes é interrompida. Logo, é necessária a substituição de componentes a fim de que a alimentação seja reestabelecida.

Em muitos SEPs, existem meios alternativos nas linhas de transmissões para a passagem de energia elétrica de um ponto a outro. Deste modo, se houver alguma falha na rede, a alimentação será interrompida para apenas uma parcela dos consumidores, aumentando assim a confiabilidade da rede elétrica. O grande problema de utilizar-se deste recurso para a passagem de energia elétrica é a extrapolação da capacidade da linha de transmissão que estará sendo uti-

lizada como meio alternativo. Deste modo a segurança é influenciada pela condição operativa como patamar de carga, despacho e intercâmbio de geração, além da topologia da rede (KUNDUR et al., 2004). Para contornar este cenário os SEPs contam com os centros de controle e operação.

Os centros de controle e operação são estruturas onde engenheiros observam e controlam um SEP com vistas a manter a estabilidade e a segurança do sistema. Em um centro de controle e operação, existem diversas ferramentas de software e hardware envolvidas no processo de manter uma rede elétrica operante (CANTO DOS SANTOS; COSTA; NOGUEIRA, 2015). O tamanho de uma rede elétrica impacta diretamente nos controles necessários e no tamanho de um centro de controle (TOMSOVIC et al., 2005), (CHEN, 2004).

Os sistemas de computação utilizados em centros de controle têm evoluído. Os sistemas hierárquicos ainda são utilizados em muitos centros, mas sistemas de processamento distribuído e arquiteturas de sistemas abertos (*Open systems*) vêm sendo empregados ao longo dos últimos anos. Nesses sistemas a interoperabilidade entre plataformas e a flexibilidade de software e hardware ganham destaque (CHEN, 2004).

Entre as funções de um centro de controle está a análise do sistema, que é o ponto base para a análise de segurança (GERHARDT, 2007). O esquema padrão destas funções é composto pelos seguintes itens:

- I) Configurador: É responsável pela construção do modelo de rede, e leva em consideração eventuais mudanças topológicas na rede (COSTA; LEAO, 1993), (VUONG; LEFEBVRE; DAI DO, 2002);
- II) Estimador: Responsável por obter o estado para a parte observável da rede (a parte da rede da qual o centro de controle dispõe de dados), eliminando erros grosseiros de medições do sistema. (COSTA; LEAO, 1993), (VUONG; LEFEBVRE; DAI DO, 2002);
- III) Modelagem da rede externa: Constrói um modelo capaz de reproduzir o comportamento do sistema externo através do estado obtido e de informações sobre a parte não observável da rede (DOPAZO et al., 1977), (DOBRIJEVIĆ; POPOVIĆ, 2010);
- IV) Fluxo de potência on line: Determina as grandezas elétricas nos barramentos de geração, barramentos de carga, e linhas de transmissão. Após esses cálculos, um modelo do estado atual da rede, passível de estudos e análises, é construído (TINNEY; HART, 1967), (GERHARDT, 2007);
- V) Análise de Segurança: Simulações de contingências são realizadas e seus desdobramentos são estudados para garantir a operação segura da rede. Existem restrições de tempo impostas a esta tarefa, e por isso diversas técnicas foram desenvolvidas ao longo do tempo para ajudar nesta tarefa (EJEBE; WOLLENBERG, 1979), (CARPENTIER, 1993), (DEVARAJ; YEGNANARAYANA; RAMAR, 2002). Algumas destas técnicas serão estudadas nas próximas seções;

VI) Fluxo de potência ótimo: Essa ferramenta permite otimizar o despacho e transmissão de energia elétrica levando em consideração restrições de operação e segurança. O conceito de otimização da operação mais visto em décadas passadas considera principalmente aspectos financeiros, embora aspectos ambientais tenham ganhado grande enfoque nas últimas duas décadas (DOMMEL; TINNEY, 1968), (MONTICELLI; PEREIRA; GRANVILLE, 1987), (AURICH, 2004), (DINU; ODAGESCU; MOISE, 2011);

### 2.1.1 Análise de segurança

A Análise de Segurança (AS) em redes elétricas envolve a avaliação de dados da rede através de simulações para estimar seu estado de operação atual, como também para estimar a evolução desse estado de operação em um determinado (e geralmente curto) espaço de tempo (JIA et al., 2016; HENNEAUX; KIRSCHEN, 2016; BALU, 1992).

Conforme Kabouris (2000); Henneaux e Kirschen (2016) a AS é muito importante, pois os investimentos no sistema e na reestruturação do setor elétrico são insuficientes para atender o constante crescimento da demanda de energia elétrica. Esta realidade ainda presente nos dias atuais, contribui para que os sistemas de energia elétrica operem nas proximidades de seus limites de transmissão.

Além de propiciar segurança durante a operação de redes elétricas, etapas de AS podem ser executadas durante o planejamento, ou planejamento de expansão, de uma rede elétrica. Essa aplicação é menos restritiva em termos de tempo, porém é importante para minimizar problemas durante a operação de uma rede implantada (SILVA JUNIOR et al., 2005).

Em um centro de controle e operação ao executar a AS de forma *on-line* três componentes básicos são considerados: Monitoramento, medição e controle. Esses três componentes dividem-se em cinco operações básicas: Monitoramento da segurança, Medição da segurança, Melhoria da segurança, Controle de Emergências e Controle restaurativo (SRIVANI; SWARUP, 2008).

O monitoramento da segurança consiste em medir as variáveis ambientais que afetam a segurança de um sistema. A medição de segurança, por sua vez, consiste em avaliar os dados e estimar o nível de robustez do sistema (estado de operação). A melhoria da segurança consiste em ampliar a robustez do sistema através de ações de controle (BALU, 1992).

A AS divide-se em avaliação de segurança dinâmica, do inglês *Dynamic Security Assessment* (DSA), e avaliação de segurança estática, do inglês *Static Security Assessment* (SSA).

#### 2.1.1.1 Avaliação de segurança dinâmica

A DSA consiste em reproduzir para estudo, o comportamento dinâmico, no domínio do tempo ou da frequência, de fenômenos que ocorram na rede. A simulação destes fenômenos é particularmente importante para a realização de estudos envolvendo a coordenação de controles

e proteções, ou mesmo para a compreensão de fenômenos como instabilidades ou colapso de tensão (FRANCISCO, 2005).

Os SEPs de tamanho real podem ser afetados por uma ampla quantidade de comportamentos dinâmicos. Estes fenômenos podem variar entre fenômenos lentos (que ocorrem durante minutos ou horas) e fenômenos extremamente rápidos, que ocorrem em milissegundos. Embora diversos equipamentos de atuação local tenham sido desenvolvidos ao longo do tempo, alguns distúrbios possuem impactos em áreas distantes da contingência que os originou (TOMSOVIC et al., 2005).

A DSA permite a captura e simulação da cronologia dos eventos, o que requer aquisição e processamento de grandes quantidades de dados, aumentando assim os tempos de simulação envolvidos. Atualmente algumas aplicações como técnicas de simulação com passo de integração variável, simulação quasi-dinâmica e processamento paralelo, vem reduzindo o tempo de simulação e propiciando o uso da DSA em aplicações de tempo real (FRANCISCO, 2005).

#### 2.1.1.2 Avaliação de segurança estática

É a análise de cenários operacionais do SEP onde as condições do sistema encontram-se em regime permanente. A segurança estática refere-se à habilidade de um SEP de operar dentro dos limites especificados e com qualidade de suprimento após uma contingência, considerando que os dispositivos de controle automático de ação rápida restabeleceram o equilíbrio de carga do sistema.

O sistema é considerado estaticamente seguro se os níveis de tensão em todos os barramentos (ou em um conjunto pré-definido de barramentos) da rede estiverem dentro da faixa aceitável e se os fluxos nos circuitos de transmissão e nos transformadores se encontrarem dentro dos seus limites térmicos (CARPENTIER, 1993) ou outros limites estabelecidos de acordo com a conveniência operativa. A SSA trata da análise, classificação, seleção e avaliação de contingências onde, para um dado ponto de operação, os critérios de segurança de regime permanente devem ser respeitados, mesmo quando houver perda de algum elemento do sistema.

A avaliação de segurança estática em SEP permite a detecção, através de simulação, de alguma violação de fluxo de linha ou tensão fora do limite, decorrente de uma contingência pertencente a uma lista de contingências. Este procedimento adquire grande importância em SEP de grande porte dada as restrições de tempo envolvidas na operação em tempo real. Identificar as contingências potencialmente danosas é importante para prosseguir com uma análise mais detalhada de cada uma delas, e este processo é chamado de análise de contingências (DEVARAJ; YEGNANARAYANA; RAMAR, 2002). Inserida neste contexto, a análise de contingências é uma das tarefas mais importantes para a operação de redes elétricas.



### 2.1.2 Análise de contingências

Contingência é a saída de operação de algum equipamento da rede, como um gerador, um transformador ou uma linha de transmissão (NAIK; KHEDKAR; BHAT, 2015; PANDIARAJAN; BABULAL, 2016; SUDERSAN; ABDELRAHMAN; RADMAN, 2004). Contingências podem ocorrer por problemas atmosféricos, incêndios, erros humanos, falhas em equipamentos (ocasionada por envelhecimento), entre outros (PANTELI; MANCARELLA, 2017; CIAPES-SONI et al., 2016; ALMEIDA S. E PESTANA, 2005). Quanto a sua ordem, contingências podem ser simples (N-1) ou múltiplas (N-k) (POUDEL; NI; SUN, 2018; MAJIDI-QADIKOLAI; BALDICK, 2016; KAPLUNOVICH; TURITSYN, 2014). Contingências simples envolvem a saída de operação de um equipamento da rede, enquanto que contingências múltiplas envolvem a saída de operação de dois ou mais equipamentos da rede (JIA et al., 2016; BALU, 1992).

A saída de múltiplos equipamentos de operação ao mesmo tempo gera uma explosão combinatória, o que torna a análise de contingências um problema que necessita de uma abordagem via meta-heurísticas. Podemos expressar a quantidade possível de contingências segundo a Equação 2.1.

$$C_{Nk} = \frac{N!}{(N - k)! * k!} \quad (2.1)$$

onde:

$C_{Nk}$ : combinações possíveis de contingências no sistema;

$N$ : quantidade de equipamentos do sistema;

$k$ : quantidade de equipamentos na contingência.

A Análise de Contingências é uma das tarefas mais importantes tanto para o planejamento quanto para a operação de redes elétricas. Na etapa de planejamento, a análise de contingências é utilizada para avaliar a performance de um SEP e a necessidade de expansão da capacidade de transmissão dado um crescimento na carga ou na geração. Na etapa de operação, a análise de contingências permite que o SEP seja mantido em estado seguro, onde os equipamentos operem dentro de suas margens de segurança e a energia seja entregue aos clientes dentro de critérios aceitáveis de qualidade (SRIVANI; SWARUP, 2008).

O objetivo da análise de contingências é saber quais contingências, de todas possíveis, são mais graves em uma rede elétrica. Mesmo com todo avanço computacional atual, juntamente com as restrições impostas pelos SEPs, é impraticável uma análise de todas contingências em tempo real (CANTO DOS SANTOS; COSTA; NOGUEIRA, 2015). Desta maneira, utiliza-se da seleção de contingências, onde a função desta seleção é reduzir a lista de contingências a ser avaliada pela etapa de análise de contingências (GUERRA et al., 2002). Para se obter a seleção de contingências, há a necessidade de algum método capaz de selecionar as contingências mais severas de um SEP de maneira rápida e eficiente.

Dentre os métodos utilizados para realizar a Seleção de Contingências, destaca-se a triagem. A triagem (ou *screening*) é um método baseado em soluções de Fluxo de Potência (CARPENTIER, 1993). Os métodos de triagem são eficazes, porém a necessidade de cálculo do Fluxo de Potência a cada simulação de contingência os torna menos eficientes sob o ponto de vista computacional (MELIOPOULOS; CHENG; XIA, 1994). Uma maneira de aumentar a eficiência é a utilização da solução desenvolvida por Stott e Alsac (1974), o Fluxo de Potência Desacoplado Rápido apresentada na seção 2.1.3.

Um fato importante é que durante a análise de contingências são encontradas algumas que causariam desconexões de partes da rede. Essas desconexões, decorrentes de saídas de linhas ou transformadores, são conhecidas como ilhamentos. Os ilhamentos inviabilizam o cálculo de obtenção do estado da rede, dado que as matrizes envolvidas nos cálculos tornam-se singulares. Na abordagem clássica do problema, as contingências que causam ilhamentos são apenas marcadas para uma avaliação posterior mais detalhada. CANTO DOS SANTOS e GARCIA (1998), desenvolveram um método onde essas contingências são ordenadas através da utilização de um modelo linearizado do fluxo de potência com a sobreposição de uma rede fictícia. Esse procedimento permite ordenar por gravidade as contingências que causariam ilhamentos (CANTO DOS SANTOS; GARCIA, 1998).

### 2.1.3 Fluxo de potência desacoplado rápido

O Método de Newton (TINNEY; HART, 1967) consiste na aplicação formal de um algoritmo genérico para resolver equações não lineares, e se constitui de sucessivas soluções da equação 2.2 (MOURA; MOURA, 2010):

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & N \\ M & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \Theta \\ \frac{\Delta V}{V} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

onde:

$\Delta P$ : vetor dos resíduos de potência a ativa;

$\Delta Q$ : vetor dos resíduos de potência reativa;

$H$ : matriz de dimensões  $(NPQ + NPV) \times (NPQ + NPV)$ ;

$N$ : matriz de dimensões  $(NPQ + NPV) \times (NPQ)$ ;

$M$ : matriz de dimensões  $(NPQ) \times (NPQ + NPV)$ ;

$L$ : matriz de dimensões  $(NPQ) \times (NPQ)$ ;

$NPQ$ : número de barramentos com potência ativa e reativa especificadas;

$NPV$ : número de barramentos com módulo de tensão e potência ativa gerada especificadas.

$\Delta\Theta$ : vetor das mudanças incrementais dos ângulos de tensões;

$\Delta V$ : vetor das mudanças incrementais dos módulos de tensões;

$V$ : vetor dos módulos de tensões.

O método do Fluxo de Potência Desacoplado Rápido (FCDR) é uma particularização do método de Newton-Raphson em que apenas as dependências entre a tensão e a potência ativa ( $V$  e  $Q$ ) e entre a potência ativa e ângulo da tensão do barramento ( $P$  e  $\Theta$ ) são levadas em consideração. É um método simples, confiável e eficiente de calcular um Fluxo de Potência. Essas características o tornam muito atraente para o cálculo de contingências on-line de redes de qualquer tamanho (STOTT; ALSAC, 1974; CHATTERJEE; MANDAL, 2017), sendo que a solução de um FCDR é bem aceita como base para cálculos de Índices de Performance (ALBUQUERQUE, 2005).

Após negligenciar as submatrizes acopladas  $[N]$  e  $[M]$  da equação 2.2, e realizar uma série de aproximações e simplificações permitidas pelas características do problema abordado, o fluxo de potência desacoplado pode ser representado conforme as equações 2.3 e 2.4 (STOTT; ALSAC, 1974):

$$\left[\frac{\Delta P}{V}\right] = [B'] [\Delta\Theta] \quad (2.3)$$

$$\left[\frac{\Delta Q}{V}\right] = [B''] [\Delta V] \quad (2.4)$$

As matrizes  $[B']$  e  $[B'']$  são reais e esparsas, e contêm as estruturas das submatrizes Jacobianas do fluxo de carga  $[H]$  e  $[L]$ , respectivamente. Estas matrizes contêm apenas admitâncias, e precisam ser triangularizadas apenas uma vez no começo do método. A matriz  $[B'']$  é simétrica, o que permite que apenas parte dela seja armazenada. O processo de aproximação consiste em solucionar as equações acima de forma alternada até que  $\left[\frac{\Delta P}{V}\right]$  e  $\left[\frac{\Delta Q}{V}\right]$  resultem em zero. Cada ciclo compreende uma solução de  $[\Delta\Theta]$  para atualizar  $[\Theta]$  e uma solução de  $[\Delta V]$  para atualizar  $[V]$  (STOTT; ALSAC, 1974).

#### 2.1.3.1 Outros métodos para o cálculo de fluxo de potência

O método conhecido como primeira iteração do FCDR chamado de 1P-1Q é o mais utilizado para a obtenção de um cálculo aproximado do fluxo de potência (MENG; XUE; LO, 2006).

Método FINFLO considerado um avanço (CHIEN et al., 2007), também foi utilizado para análise de contingências duplas de linha (MENG; XUE; LO, 2009). Nos dois casos em que foi

aplicado o método FINFLO, houveram resultados mais precisos do que o método 1P-1Q mas com perda de eficiência. A comparação entre os dois métodos foi realizada em três redes de teste: IEEE14, IEEE57, IEEE300 (MENG; XUE; LO, 2006).

Embora o método FINFLO tenha sido encontrado, o método 1P-1Q ainda é mais utilizado e largamente estudado em outros trabalhos, inclusive com melhorias em sua eficiência sem perda de sua eficácia (MENG; XUE; LO, 2006).

#### 2.1.4 Índice de performance para a seleção de contingências

Para selecionar as contingências na tarefa de análise de contingências, é necessário que haja uma maneira de avaliar a gravidade da contingência que está sob análise com relação as demais já analisadas. Uma maneira de avaliar a gravidade de uma contingência é a utilização de um índice de performance, onde este índice é um escalar que apresenta a severidade global dos efeitos de uma contingência em um SEP (CHEN; BOSE, 1989), (SUDERSAN; ABDELRAHMAN; RADMAN, 2004), (ALBUQUERQUE, 2005). A fórmula 2.5 apresenta a definição geral de um índice de performance.

$$PI = \sum_{i=1}^n \frac{w_i}{m} [f_i(x)]^m \quad (2.5)$$

onde:

*PI*: Índice de performance de um SEP;

*n*: é número de barramentos do SEP;

*w<sub>i</sub>*: fator de ponderação real do barramento *i*;

*f<sub>i</sub>(x)*: função de performance aplicada sobre o barramento *i*;

*m*: coeficiente de diferenciação.

O índice de performance *PI* é o somatório da função de performance *f<sub>i</sub>(x)* que se deseja avaliar para todos os barramentos de um SEP. Geralmente uma função de performance é a relação entre a grandeza elétrica que se deseja avaliar e o seu limite de operação no barramento sob análise. O coeficiente de diferenciação *m* e o fator de ponderação real do barramento *w<sub>i</sub>*, são utilizados para que grandes violações sejam diferenciadas de conjuntos com pequenas violações, com a finalidade de evitar mascaramentos quando deseja-se avaliar casos onde o sistema tolera pequenas restrições de funcionamento (EJEBE; WOLLENBERG, 1979).

## 2.2 Otimização por colônia de formigas

Otimização por colônia de formigas ou ACO é uma meta-heurística baseada no comportamento de formigas quando estas estão em busca de alimento. Proposto por (DORIGO, 1992;

COLORNI et al., 1992), o ACO é uma classe de algoritmos que consistem na busca das melhores soluções candidatas, através do uso de trilhas de feromônio artificial e informações heurísticas sobre o problema sob análise (DORIGO; STÜTZLE, 2019; LIAO et al., 2014).

Na natureza, as formigas saem aleatoriamente à procura de alimento e, quando o encontram, deixam uma trilha de feromônio para que outras formigas possam chegar ao alimento. De forma análoga, a ACO implementa um algoritmo onde as formigas se adaptam de acordo com os resultados obtidos por outros agentes (DORIGO; BIRATTARI; STUTZLE, 2006).

Normalmente os problemas de otimização combinatória tratados com ACO, são codificados através de um grafo de construção completa  $G(V,E)$ , onde  $V$  é o conjunto não vazio de objetos denominados vértices (ou nós) e  $E$  (do inglês *Edges* - arestas) é o conjunto de pares não ordenados de  $V$ . Contruir uma solução significa encontrar um caminho viável no grafo  $G$ . A exemplo do problema do caixeiro viajante, os nós correspondem as cidades com os clientes, e as arestas correspondem as rotas entre as cidades. Uma solução viável para o caixeiro viajante é um caminho hamiltoniano no grafo (BIANCHI; DORIGO, 2006).

Diversos algoritmos ACO foram propostos na literatura, abaixo são apresentadas as 3 versões mais bem sucedidas do algoritmo (DORIGO; BIRATTARI; STUTZLE, 2006):

- *Ant System* (DORIGO; MANIEZZO; COLORNI, 1991) o primeiro algoritmo ACO proposto na literatura, cada formiga atualiza a sua própria trilha de feromônio a cada iteração.
- *Max - Min Ant System* (STÜTZLE; HOOS, 2000) versão otimizada do primeiro algoritmo ACO apresentado, onde apenas a formiga com o melhor resultado atualiza a trilha de feromônio;
- *Ant Colony System* (DORIGO; GAMBARDELLA, 1997) versão que introduz a atualização do feromônio local, onde todas as formigas atualizam o feromônio após cada iteração. Porém, cada formiga atualiza o feromônio apenas na última aresta percorrida.

Com um número crescente de publicações e aplicações em diversas áreas da pesquisa operacional, gestão e tecnologia a ACO vem se caracterizando como uma ferramenta de otimização eficiente e eficaz (GUTJAHR; RAUNER, 2007).

### 2.2.1 Algoritmo *ant colony system*

Um dos algoritmos ACO mais interessante apresentado é o *Ant Colony System*, devido a sua forma de seleção probabilística de estados a serem aplicados a solução parcial do problema. Outro fator que torna este algoritmo de grande importância para análise em aplicações onde deseja-se implementar ACO, é a introdução do conceito de atualização local de feromônio. Baseado na descrição apresentada por Dorigo, Birattari e Stutzle (2006) o algoritmo *Ant Colony System* é apresentado a seguir.

### 2.2.1.1 Seleção probabilística de estados no *Ant Colony System*

Em um algoritmo ACO cada formiga é um agente computacional simples, que constrói iterativamente uma solução para o problema de otimização combinatória em questão. Inicialmente, cada formiga artificial parte de uma solução vazia, e adiciona componentes à sua solução parcial até atingir uma solução completa que atenda os critérios de parada do algoritmo. As soluções parciais do problema são chamadas de estados. Sendo assim, uma formiga move-se de um estado  $i$  para um estado  $j$  correspondente a uma solução parcial do problema. Em cada iteração do algoritmo, uma formiga  $x$  determina o conjunto de expansões viáveis para o seu estado atual e seleciona uma destas expansões, movendo-se para um novo estado e adquirindo uma solução parcial mais completa. Na *Ant Colony System* para uma formiga  $x$  mover-se do estado  $i$  para um estado  $j$  aplica-se a formula probabilística 2.6.

$$j = \begin{cases} \arg \max_{J_x(i)} [\tau(i, u)] \cdot [\eta(i, u)]^\beta & \text{se } q \leq q_0 \\ p_{(i,j)}^x & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.6)$$

onde:

$J_{x(i)}$ : é o subconjunto de nós que ainda não foram visitados pela formiga  $x$  posicionada no nó  $i$ ;

$u$ : é um nó ainda não visitado pela formiga em questão;

$\tau(i, u)$ : quantidade de feromônio na aresta  $(i, u)$ ;

$\eta(i, u)$ : função heurística, se considerar o problema do caixeiro viajante seria o inverso da distância entre as cidades  $i$  e  $u$ ;

$\beta$ : é um parâmetro que faz a relação entre a importância relativa do feromônio e a informação heurística  $\eta(i, u)$ ;

$q$ : é um valor escolhido randomicamente com probabilidade uniforme entre  $[0, 1]$ ;

$q_0$ : parâmetro definido entre  $(0 \leq q_0 \leq 1)$ . Este parâmetro determina a relação entre exploração da busca e exploração tendenciosa da busca;

$p_{(i,j)}^x$ : é a probabilidade com a qual a formiga  $x$  escolhe mover-se do nó  $i$  para o nó  $j$  conforme a distribuição probabilística 2.7.

A formula probabilística 2.6 de seleção de estados do *Ant Colony System*, utiliza uma regra chamada pseudo-aleatória, onde a probabilidade de uma formiga deslocar-se do nó  $i$  para o nó  $j$  depende de uma variável aleatória  $q$  com distribuição uniforme entre  $[0, 1]$  e um parâmetro pré-definido  $q_0$ . Logo, se  $q \leq q_0$  a função de exploração do próximo estado para seleção

de um nó  $j$  é utilizada de forma menos tendenciosa utilizando a regra pseudo-aleatória. Porém, se  $q > q_0$  a probabilidade de movimento da formiga passa a ser  $p_{(i,j)}^x$  utilizando a regra aleatória-proporcional, onde tem forte relação com a heurística utilizada no problema  $\eta(i, u)$  e o feromônio presente na aresta  $\tau(i, u)$ . Sendo assim, quando  $q > q_0$  ocorre uma exploração de estados mais tendenciosa com relação as iterações anteriores, e quando  $q \leq q_0$  a exploração de estados é menos tendenciosa.

$$p_{(i,j)}^x = \begin{cases} \frac{[\tau(i,j)] \cdot [\eta(i,j)]^\beta}{\sum_{u \in J_x(i)} [\tau(i,u)] \cdot [\eta(i,u)]^\beta} & \text{se } j \in J_x(i) \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.7)$$

### 2.2.1.2 Atualização de feromônio global no *Ant Colony System*

A atualização de feromônio de forma global ou *offline* como também é conhecida pode utilizar as seguintes regras de aplicação de feromônio:

- *Melhor da iteração  $L_{bi}$* : Onde apenas a formiga com o melhor resultado da iteração, ou a melhor aresta da iteração, pode atualizar o feromônio da aresta onde está posicionada;
- *Melhor até o momento  $L_{bs}$* : Onde apenas a formiga com o melhor resultado acumulado da iteração, ou o melhor caminho do grafo, pode atualizar o feromônio da aresta onde está posicionada.

A regra de aplicação do feromônio é escolhida na implementação do algoritmo e não necessariamente limita-se a uma regra, podem ser implementadas as duas regras simultaneamente para o algoritmo. A representação matemática de aplicação do feromônio é apresentada pela formula 2.8:

$$\tau_{(i,j)} \leftarrow \begin{cases} (1 - \rho) \cdot \tau(i, j) + \rho \cdot \Delta\tau(i, j) & \text{se } (i, j) \in L_{bi} \text{ } L_{bs} \\ \tau(i, j) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.8)$$

onde:

$$\Delta\tau_{(i,j)} = \frac{1}{L_{best}}, \text{ podendo } L_{best} \text{ ser tanto } L_{bi} \text{ ou } L_{bs} \quad (2.9)$$

Sendo,  $\rho$ : coeficiente de evaporação do feromônio.

### 2.2.1.3 Atualização de feromônio local no *Ant Colony System*

A atualização de feromônio local ocorre após a cada formiga passar por uma aresta, fazendo desta forma uma atualização local após sua mudança de estado, a atualização de feromônio local é demonstrada pela formula 2.10:

$$\tau_{(i,j)} = (1 - \varphi) \cdot \tau(i, j) + \varphi \cdot \tau_0 \quad (2.10)$$

Onde,  $\varphi \in (0, 1]$  é o coeficiente de queda do feromônio, e  $\tau_0$  é o valor inicial do feromônio. Como neste método há um parâmetro inicial de feromônio, a medida que as formigas visitam uma determinada aresta, esta perde sua atratividade, pois só há o coeficiente de queda do feromônio neste modo de atualização. A grande vantagem da atualização de feromônio local é a diversificação que ocorre na performance de busca para as próximas formigas, pois com a perda de atratividade de algumas arestas, elas devem procurar por novas soluções ainda não exploradas. Este método evita que diversas formigas gerem soluções idênticas durante uma iteração.

#### 2.2.1.4 Parametrização da *Ant Colony System*

A seguir serão apresentados os valores dos parâmetros de inicialização do algoritmo que serviram como balizadores iniciais deste trabalho. Conforme Dorigo e Gambardella (1997) os parâmetros utilizados no problema do caixeiro viajante foram os seguintes:  $\beta = 2$ ,  $q_0 = 0,9$ ,  $\varphi = \rho = 0,1$ ,  $\tau_0 = (n \cdot L_{nn})^{-1}$ . Onde  $L_{nn}$  é o distância do caminho obtida pela heurística da vizinhança próxima (ROSENKRANTZ; STEARNS; LEWIS, 2009), e  $n$  é o número de nós ou cidades. Foram utilizadas 10 formigas virtuais para resolver o problema apresentado.

### 2.2.2 Aplicações de algoritmos ACO

A família de algoritmos ACO é apresentada por Dorigo, Birattari e Stutzle (2006) como um conjunto de métodos para resolver vários problemas de otimização combinatória, podendo estes ser dinâmicos ou estáticos. A tabela 1 apresenta algumas aplicações bem sucedidas da meta-heurística ACO para resolver problemas clássicos de otimização, na mesma tabela são apresentados ainda os autores e os anos de publicação de cada trabalho.

Um fato importante sobre ACO que deve ser mencionado, é que mesmo que sua convergência tenha sido provada (DORIGO; BLUM, 2005), não há estudos na literatura sobre a velocidade de convergência desta meta-heurística. Desta maneira, a única forma de medir o desempenho do algoritmo é executando extensos testes experimentais (DORIGO; STÜTZLE, 2019).

## 2.3 Problema da mochila

O *knapsack problem* ou *rucksack problem*, é um problema clássico de otimização combinatória que contempla uma lista de itens  $n$ , onde cada item  $i$  possui valor  $v_{(i)}$  e peso  $w_{(i)}$ . Deve-se então determinar os itens que serão adicionados a um grupo, onde o peso total deve ser menor ou igual ao limite de peso pré-definido  $W$ , já o valor do grupo de itens selecionados deve ser o



Tabela 1 – Aplicações de ACO, baseada em Dorigo, Birattari e Stutzle (2006)

Tipo do Problema	Nome do Problema	Autores
Roteamento	Caixeiro Viajante	(DORIGO; MANIEZZO; COLORNI, 1991) (DORIGO; MANIEZZO; COLORNI, 1996) (DORIGO; GAMBARDELLA, 1997) (STUTZLE; HOOS, 1997) (STÜTZLE; HOOS, 2000)
	Roteamento de veículos	(GAMBARDELLA; TAILLARD; AGAZZI, 1999) (REIMANN; DOERNER; HARTL, 2004)
	Ordenação sequencial	(GAMBARDELLA; DORIGO, 2000)
Atribuição	Atribuição quadrática	(STÜTZLE; HOOS, 2000) (MANIEZZO, 1999)
	Tabela de cursos	(SOCHA; KNOWLES; SAMPELS, 2002) (SOCHA; SAMPELS; MANFRIN, 2003)
	Coloração de grafos	(COSTA; HERTZ, 1997)
Agendamento	Programação de projetos	(MERKLE; MIDDENDORF; SCHMECK, 2002)
	Atraso total ponderado	(DEN BESTEN; STÜTZLE; DORIGO, 2000) (MERKLE; MIDDENDORF, 2003)
	Programação da produção	(BLUM, 2005)
Subconjuntos	Recobrimento de conjuntos	(LESSING; DUMITRESCU; STÜTZLE, 2004)
	Árvores de cardinalidade $i$	(BLUM; BLESÁ, 2005)
	Problema da mochila múltiplo	(LEGUIZAMON; MICHALEWICZ, 1999)
	Clique máximo	(FENET; SOLNON, 2003)
Outros	Satisfação de restrições	(SOLNON, 2000) (SOLNON, 2002)
	Regras de classificação	(PARPINELLI; LOPES; FREITAS, 2002) (MARTENS et al., 2006)
	Redes Bayesianas	(CAMPOS; GÁMEZ MARTÍN; PUERTA CASTELLÓN, 2002) (DE CAMPOS et al., 2002)
	Dobramento de proteínas	(SHMYGELSKA; HOOS, 2005)
	Docking de proteína-ligante	(KORB; STÜTZLE; EXNER, 2006)

mais alto possível. Sendo assim, o nome deste problema deriva de alguém que é limitado por uma mochila de tamanho fixo e deve preenchê-la com os itens mais valiosos possíveis.

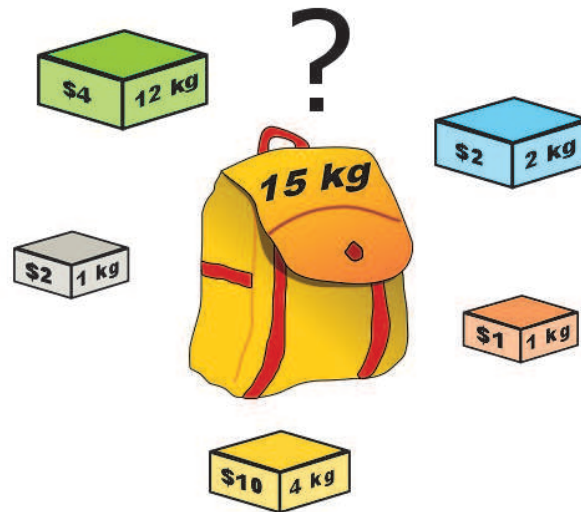
O problema é abordado frequentemente quando surgem restrições financeiras na alocação de recursos, é muito estudado ainda nos campos de análise combinatória, ciência da computação, teoria da complexidade, criptografia, matemática aplicada e esporte *fantasy*.

O KP vem sendo estudado por mais de um século, como o caso do primeiro trabalho envolvendo KP publicado por Mathews (1896). O nome *knapsack problem* data dos primeiros trabalhos de Dantzig (1940), onde refere-se ao problema de fazer a mala colocando os itens mais importantes e valiosos para viajar sem exceder o peso máximo permitido, conforme ilustrado na figura 3.

A forma mais comum do problema ser resolvido é mencionada na literatura como 0-1 KP, onde sua representação matemática pode ser observada na equação 2.11.

$$\begin{aligned}
 & \text{maximizar } \sum_{i=1}^n v_i x_i \\
 & \text{sujeito à } \sum_{i=1}^n w_i x_i \leq W \text{ e } x_i \in [0, 1]
 \end{aligned}
 \tag{2.11}$$

Figura 3 – Representação do problema da mochila



Fonte: [https://en.wikipedia.org/wiki/Knapsack\\_problem](https://en.wikipedia.org/wiki/Knapsack_problem)

onde:

$n$ : é número de itens do problema;

$v_i$ : valor do item  $i$ ;

$x_i$ : quantidade de itens  $i$  selecionados. No problema 0-1 KP a seleção de um item é exclusiva, ou seja, só pode haver 1 exemplar de cada item. Logo  $x_i$  assume valor de zeros ou uns;

$w_i$ : peso do item  $i$ ;

$W$ : é o peso máximo suportado pela mochila.

O KP é interessante para a ciência da computação devido a sua complexidade, o problema é um dos 21 NP-completos de Karp (1975). Onde a formulação do problema é relativamente simples, porém sua solução é complexa.

### 2.3.1 Similaridade entre o KP e a seleção de Contingências

A similaridade entre o KP e a seleção de contingências em uma rede elétrica apresentada neste trabalho, está no retorno das contingências mais graves após a execução do algoritmo. Uma vez que, o número de contingências mais graves retornadas pode ser relacionado ao tamanho da mochila, e a severidade das contingências o valor dos itens que serão depositados nos espaços da mochila. Desta forma, para maximizar o valor total presente na mochila, torna-se necessário que estejam presentes na mochila somente as contingências de valor mais alto da rede sob análise.

Como a quantidade de contingências candidatas para ocupar uma posição na mochila atende a equação 2.1, o problema fica com a sua formulação simplificada e com a resolução de alta complexidade. Sendo esta complexidade extrapolada conforme a ordem das contingências  $N-k$ . A seguir são apresentadas as relações entre o KP e a seleção de contingências para este trabalho:

1. lista de contingências mais graves foi considerada como a mochila;
2. foi considerada a quantidade desejada de contingências mais graves como a capacidade da mochila;
3. considerou-se cada contingência possível como um item a ser incluído ou não na mochila;
4. a severidade de cada contingência é tratada como o valor de cada item.

## 2.4 Considerações finais

Este capítulo teve como objetivo apresentar a fundamentação teórica, dos pilares desta dissertação. Onde a seção que tratou a segurança de sistemas elétricos de potência caracterizou o que é um SEP e como este é composto. Foram apresentados ainda, os conceitos básicos de análise de segurança em redes elétricas. Desta forma, torna-se mais claro que a seleção de contingências é a apontamento de quais equipamentos presentes na rede representam maior risco para o seu funcionamento em caso de falha. Este apontamento, se dá através da retirada de um ou mais elementos da rede elétrica. Após a retirada do(s) equipamento(s), são verificadas as violações de fluxo de potência ativa presentes na rede. Com o valor das violações de fluxo de potência ativa, é possível determinar uma lista de quais equipamentos causam as maiores violações na rede sob análise.

A seção que apresentou os conceitos de otimização por colônia de formigas, tem como objetivo principal, apresentar o funcionamento desta meta-heurística. Como a rede elétrica pode ser vista como um grafo, a otimização por colônia de formigas atende de forma direta a seleção de contingências em redes elétricas. Nesta seção ainda é dado um enfoque no algoritmo *ant colony system*, pois a aplicação desta meta-heurística na seleção de contingências segue este modelo de aplicação de feromônio, onde somente a última aresta visitada recebe feromônio. O motivo de aplicar feromônio somente no último equipamento visitado da rede elétrica, faz parte do mecanismo de busca para encontrar as contingências mais graves, pois o objetivo não é o de encontrar um caminho e sim a lista de contingências mais severas.

Por fim o capítulo apresentou o problema da mochila, que tem uma similaridade muito grande com a seleção de contingências. No problema da mochila tem-se um espaço finito para ser ocupado com os itens mais valiosos possíveis, já na seleção de contingências tem-se um espaço finito para ser ocupado pelas contingências mais graves presentes em um SEP.

### 3 TRABALHOS RELACIONADOS

Inserida na AS está a análise de contingências como uma das tarefas mais importantes para analisar a segurança de um SEP. A seleção de contingências tem como função reduzir a lista de contingências a serem analisadas na análise de contingências (GUERRA et al., 2002). Entendendo o contexto da seleção de contingências na AS, este capítulo apresenta algumas seções com técnicas de seleção de contingência que motivaram este trabalho aplicando a meta-heurística ACO na seleção de contingências.

Os critérios utilizados na seleção dos trabalhos apresentados neste capítulo, seguiram primeiramente pelo tipo de problema a ser resolvido, ou seja, trabalhos que buscam soluções para a seleção de contingências mais graves em uma rede elétrica. O segundo ponto para escolha dos trabalhos relacionados foi o de efeito histórico apresentados na seção 3.1, pois foi necessário entender a origem das soluções para o problema de seleção de contingências. O terceiro e último critério de seleção dos trabalhos relacionados foi o de métodos com resultados satisfatórios e atualmente em evolução para serem empregados de forma *on line* nos centros de controle. Este último critério de escolha dos trabalhos resultou em duas seções deste capítulo, uma que trata das redes neurais artificiais, seção 3.2, e outra que trata das meta-heurísticas, seção 3.3. Por fim este capítulo apresenta uma seção onde apresenta uma breve descrição do que motivou a escolha do algoritmo ACO para a seleção de contingências em uma rede elétrica.

#### 3.1 Métodos analíticos

Os primeiros métodos apresentados para a classificação de contingências utilizavam técnicas de cálculo, ou ainda técnicas mais simplistas devido ao potencial computacional disponível na época. Como é o caso do método apresentado por Ejebe e Wollenberg (1979) para a classificação de contingências em linhas de transmissão e geradores baseada na severidade de seus efeitos na tensão dos barramentos ou nos fluxos de linha. O método desenvolvido foi baseado no Teorema de Tellegens (DIRECTOR; ROHRER, 1969) para avaliar a sensibilidade em um índice de performance após as contingências, utilizando as equações para o fluxo de carga não linear AC e o modelo simples de fluxo de carga DC. Neste trabalho ficou definido como seleção de contingência por classificação indireta, pois após a avaliação e classificação de cada contingência pelo método, as contingências eram ordenadas e apenas as mais severas eram avaliadas pelo fluxo de carga completo.

No mesmo ano o método chamado de classificação direta (*direct ranking*) foi testado em uma rede real sem sucesso (IRISARRI; LEVNER; SASSON, 1979). O método gerou falsos alarmes, classificando como graves contingências que não eram graves. A vantagem deste método sob o primeiro era que o índice de performance formulado dispensava o conhecimento detalhado das tensões pós-contingência em cada barramento da rede para realizar a seleção de contingências (CHEN; BOSE, 1989).

Chen e Bose (1989) desenvolveram um método de classificação direta, voltado para a seleção de contingências de tensão. Neste trabalho foram obtidos resultados cuja eficácia é comparável ao método 1P-1Q para redes de 30, 118 e 662 barramentos, porém com eficiência superior. Porém o método apresentou dificuldades em relação a saída de operação de geradores ou mesmo restrições de geração de potência reativa (CHEN; BOSE, 1989).

Um dos grandes problemas utilizando o método da classificação direta é o mascaramento. O mascaramento ocorre quando contingências que causam algumas pequenas violações obtêm um valor do índice de performance maior que contingências que venham a causar grandes sobrecargas. Essa característica pode levar o algoritmo a ignorar contingências graves em detrimento de contingências menos graves (CARPENTIER, 1993), (MELIOPOULOS; CHENG; XIA, 1994).

Triagem ou *screening* foi outro método apresentado no início dos estudos de classificação de contingências. Este método baseia-se geralmente em soluções de um fluxo de potência, podendo ser utilizados cálculos aproximados do fluxo de potência, como por exemplo, o método 1P-1Q (CARPENTIER, 1993). Apesar dos métodos de triagem serem mais eficazes que métodos de seleção direta, estes são menos eficientes com relação a eficiência computacional (MELIOPOULOS; CHENG; XIA, 1994).

O método chamado de relaxação concêntrica divide o sistema em camadas, sob o princípio de que uma contingência possui um limite geográfico na topologia da rede em análise. Desta maneira, a camada zero é a composta pelos barramentos que estão conectadas ao ramo contingenciado, a camada um é a expansão da camada zero, ou seja, a camada um é representada pelos barramentos ligados aos barramentos da camada zero. O método evolui desta maneira até completar a rede chegando assim na camada  $n$ . O número de camadas a ser resolvido é um parâmetro do método, e após este estar definido o fluxo de potência é resolvido para as  $n$  camadas. A eficiência aumentada a medida que as etapas parciais do problema sejam solucionadas (ZABORSZKY; WHANG; PRASAD, 1980).

O método de fronteira ou *Bounding* proposto por Galiana (1984), permitem que o fluxo de potência seja resolvido apenas onde o efeito da contingência é definido como um problema em potencial. Neste método, o efeito da saída de um ramo no fluxo de potência ativa em outro ramo arbitrário pode ter seus limites superiores e inferiores obtidos. O limite obtido corresponde a um valor muito próximo ao do fluxo de carga DC. Propriedades de desigualdades aliadas a técnicas de matrizes esparsas são utilizadas para reduzir o tempo de computação sem perdas significativas na acurácia do método (BRANDWAJN, 1988).

### 3.2 Redes neurais artificiais

Redes neurais artificiais são muito boas para a extração de critérios de classificação e aproximação de funções complexas não-lineares, tornando-as assim uma ferramenta interessante para a análise de contingências. Normalmente técnicas que utilizam redes neurais artificiais possuem uma etapa de treinamento *off-line*, o que, possibilita um tempo de resposta muito baixo na sua

execução, permitindo seu uso em tempo real (JOYA; GARCÍA-LAGOS; SANDOVAL, 2010).

As Redes Neurais Artificiais são um método computacional altamente estudado para a seleção de contingências na análise de segurança estática. No entanto, para este método é necessário que a Rede Neural Artificial seja treinada com várias condições operacionais e de contingência da rede para alcançar o resultado satisfatório.

No trabalho desenvolvido por Devaraj, Yegnanarayana e Ramar (2002), os autores utilizaram um índice de performance como resultado durante o treinamento de uma rede neural artificial utilizada para a classificação de contingências simples de ramo. A rede de testes IEEE30 foi utilizada nos testes para avaliar a técnica. Neste trabalho, cada contingência foi modelada como uma rede neural e treinada utilizando uma grande massa de dados de entrada, o índice de performance foi definido como a saída da rede. Na etapa de treinamento, foi utilizado um método de seleção de características baseado em informação mútua, para que desta forma identificasse quais as variáveis de entrada do modelo eram relevantes para cada contingência. Após o treinamento, a rede neural foi capaz de classificar uma contingência com relação a várias condições de carga da rede.

Conforme Chakrabarti e Jeyasurya (2008), redes neurais artificiais tem chamado a atenção de pesquisadores por enquadrar-se como um ferramenta de medição *online* da estabilidade dos níveis de tensão da rede. Como a medição da estabilidade dos níveis de tensão da rede enquadra-se em um problema de natureza não-linear, as redes neurais tornam-se um método superior em relação aos métodos analíticos de monitoramento (CHAKRABARTI; JEYASURYA, 2008). Os autores utilizaram uma rede de funções de base radial para estimar margens de potência ativa para diferentes contingências. O trabalho considerou saídas simples de linha, variando as cargas de potência ativa, reativa e de potência real dos geradores com a finalidade de gerar casos base distintos para o treinamento da rede.

Sunitha, Kumar e Mathew (2013) apresentam um módulo *on-line* para avaliar a segurança estática de um sistema, este módulo foi apresentado em dois modelos de redes neurais artificiais sendo eles: rede neural artificial *feedforward* e rede neural de função de base radial. Ambos modelos propostos foram testados na rede IEEE118 com eficácia nos resultados para serem aplicados em um sistema de energia *on-line*. A comparação realizada das redes neurais artificiais propostas, foi feita como um modelo baseado no método de Newton Raphson para análise do fluxo de carga atingindo resultados muito bons em termos de precisão e velocidade computacional.

Os autores Lekshmi e Nagaraj (2018), apresentaram um módulo de rede neural de base radial treinada com otimização de enxame de partículas para a análise de segurança estática de um sistema. Segundo os autores, a técnica empregada reduziu o tempo de treinamento e melhorou a precisão do resultado. Foi utilizado neste estudo a rede IEEE30 para testes e saída simples de linha.

### 3.3 Meta-heurísticas

O termo meta-heurística tem origem grega, sendo a combinação da palavra heurística significa descobrir com o prefixo meta que significa além. Logo o termo meta-heurística está associado a um processo ou método de busca de alto nível para a descoberta de soluções de problemas (SILVA NETO; BECCENERI, 2009).

Meta-heurística pode ser definido como um processo de busca que tenta explorar as soluções viáveis baseado em uma estratégia. Esta estratégia deve ser composta de mecanismos que evitam o confinamento das soluções em mínimos ou máximos locais de baixa qualidade. Uma das grandes vantagens das meta-heurísticas está na sua capacidade de generalização, pois não há necessidade de impor condições à função objetivo ou às restrições do problema.

Saitoh, Takano e Toyoda (1996) desenvolveram um método de triagem de contingências duplas de ramo, ou saídas duplas de linha, utilizando algoritmos genéticos. Os testes foram realizados em uma rede de seis computadores, a rede testada era composta de 30 barramentos e 40 ramos, utilizando uma taxa de crossover de 50% e uma taxa de mutação de 2%. O método com compressão do espaço de buscas mostrou-se mais efetivo em encontrar as contingências críticas sob o ponto de vista de estabilidade transiente. O trabalho obteve bons resultados e apontou o algoritmo genético como uma ferramenta robusta para a AS de sistemas elétricos. Porém, o artigo deixa como uma necessidade para melhor avaliar o método, a realização de testes em uma rede de proporções reais.

Os autores Nims, El-Keib e Smith (1997) apresentaram uma abordagem para ordenação de contingências baseada em algoritmos genéticos. O problema foi abordado como um problema de otimização, a severidade da contingência foi medida de acordo com o valor singular mínimo da Jacobiana de um Fluxo de Potência. Segundo os autores, executar a análise de todas as contingências possíveis seria impraticável por questões de tempo, logo, foram mencionadas duas abordagens possíveis para a Análise de Contingências: Reduzir a quantidade de casos analisados ou analisar os casos de forma eficiente. Neste trabalho, acabaram optando para que o algoritmo genético fosse utilizado para reduzir a quantidade de casos avaliados. Os testes foram executados em redes de testes IEEE30 e IEEE57 com duas formas do algoritmo genético: A forma do algoritmo genético simples e um método híbrido com busca local. Com 70% dos casos avaliados, o método híbrido foi mais eficiente nas duas redes, sendo que a identificação baseada em potência aparente foi mais eficaz na rede IEEE30, enquanto que a identificação baseada em agrupamento de barramentos foi mais eficaz na rede IEEE57. A taxa de captura obtida foi de 99,5% na rede IEEE30 e 98,4% na rede IEEE57. O trabalho não apresentou testes em redes reais. Neste trabalho também não foram avaliadas redes de tamanho real.

No trabalho apresentado por Guerra et al. (2002), foi elaborado um método de seleção de contingências para violações de fluxo de potência em ramos de SEP através de uma abordagem multinível adaptativa. A etapa de seleção de contingências foi dividida em dois blocos. No primeiro bloco um pré-filtro de 3 estágios foi implementado, onde uma rápida análise é realizada

utilizando heurísticas de folga e vizinhança, são eliminadas contingências inofensivas para a operação do sistema. No segundo bloco o FCDR é aplicado às contingências restantes da lista, e então o índice de performance é calculado para ordenar a lista de contingências. Os filtros foram testados nas redes IEEE14, IEEE30, IEEE118, e em uma rede de 904 barramentos e 1283 ramos. O autor concluiu ao final dos testes que o método proposto foi capaz de identificar corretamente as contingências mais severas em relação a violações de fluxo de potência de maneira robusta.

Sudersan, Abdelrahman e Radman (2004) propuseram um método para identificar a severidade de contingências duplas de ramo. O problema foi abordado como um problema de otimização combinatória utilizando algoritmo genético para sua solução. A severidade das contingências foi avaliada de acordo com dois índices: o DCI (*double line contingency index*) e o VSI (*voltage sensitivity index*). O VSI mede a magnitude de tensão total que excede todos os barramentos, enquanto que o DCI mede o sobrefluxo em todos os ramos. O problema foi resolvido com dois algoritmos genéticos, um para o DCI e outro para o VSI. Os algoritmos foram testados em redes IEEE14 e IEEE30. O primeiro algoritmo conseguiu obter uma taxa de captura de 96% dos casos críticos. Não foi apresentado no trabalho estudos em redes de grande porte, ou em redes reais.

Canto dos Santos, Costa e Nogueira (2015) apresentaram um método para a seleção de contingências múltiplas, onde o problema foi modelado como um problema de otimização combinatória, e é resolvido utilizando algoritmo genético. A solução apresentada pelos autores é composta por dois algoritmos genéticos, onde um resolve o problema pela ótica da violação por fluxo de potência ativa e outro pela ótica da violação de tensão nos barramentos. Os testes foram realizados em uma rede de testes IEEE30 e em uma rede real de 810 barramentos e 1340 ramos. Segundo os autores, os resultados alcançados foram eficientes e eficazes quando comparados com o método exaustivo, deixando assim a oportunidade de implementação do modelo em um sistema *on-line*. O método apresentado alcançou taxa de captura de 99,48% e uma taxa de varredura no espaço de busca de 3,86% para a rede real.

### 3.4 ACO para seleção de contingências

A escolha da ACO para este trabalho ao invés de Redes Neurais Artificiais, se dá pela intenção de evitar um pré-treinamento necessário para as técnicas utilizando Redes Neurais Artificiais. Este pré-treinamento é realizado com várias condições de operação e de contingência da rede. Analisando as meta-heurísticas houve inicialmente uma pré-disposição pela escolha dos algoritmos genéticos, um dos fatores que trazia esta tendência eram os resultados satisfatórios obtidos por (CANTO DOS SANTOS; COSTA; NOGUEIRA, 2015). Porém, a ACO também é uma meta-heurística e não apresenta a dificuldade de evolução dos algoritmos genéticos quando a diferença de gravidade entre as contingências não é muito grande. A ausência desta dificuldade ocorre, pois o único critério de manter uma solução mais ou menos atrativa é o



feromônio depositado na solução. Desta forma, mesmo que a diferença de gravidade entre uma contingência e outra seja pequena, a contingência de maior gravidade irá se manter melhor posicionada durante a execução do algoritmo. Assim, a opção pelo algoritmo ACO foi realizada ao invés dos algoritmos genéticos.

Na extensa pesquisa realizada, para obter os trabalhos relacionados apresentados neste capítulo, não foi encontrado nenhum trabalho que utilize a meta-heurística ACO como ferramenta de auxílio na seleção de contingências para AS de SEPs. Durante a pesquisa pelos trabalhos relacionados, foi possível observar que os trabalhos encontrados tratam seus mecanismos de busca por soluções baseados em arestas (ramos contingenciados da rede). Isto fez com que este trabalho utilizando ACO direcionasse o seu mecanismo de busca e atratividade pelas melhores soluções baseado em vértices (barramentos da rede), só após a escolha de um vértice indica-se a aresta. Assim, a solução é construída em duas etapas, onde a primeira é a seleção do barramento e a segunda etapa é a seleção de um ramo conectado ao barramento escolhido na primeira etapa. Devido a estes fatos, este trabalho propõe sua utilização para avaliação como objetivo principal, e desta forma oferecer uma possível contribuição aos próximos pesquisadores da área.

#### 4 ALGORITMO ACO APLICADO PARA SELEÇÃO DE CONTINGÊNCIAS

Conforme foi abordado na subseção 2.1.2, a análise de contingências tem como função testar as contingências que se deseja analisar em um SEP. Para cada caso de contingência que se deseja testar, o fluxo de potência é calculado para todo o SEP. As simulações tem como papel, indicar ao final do teste de cada caso da lista de contingências, se o sistema atende às restrições de segurança impostas pela operação (MONTICELLI, 1983). Como a simulação de todas as contingências necessárias para uma boa análise de segurança em um SEP torna-se uma tarefa impraticável, por restrições impostas pela natureza do problema, torna-se necessário utilizar algum método ou técnica que venha em auxílio a esta tarefa. Tem-se então, a seleção de contingências com a função de reduzir a lista de contingências a ser avaliada pela análise de contingências (GUERRA et al., 2002).

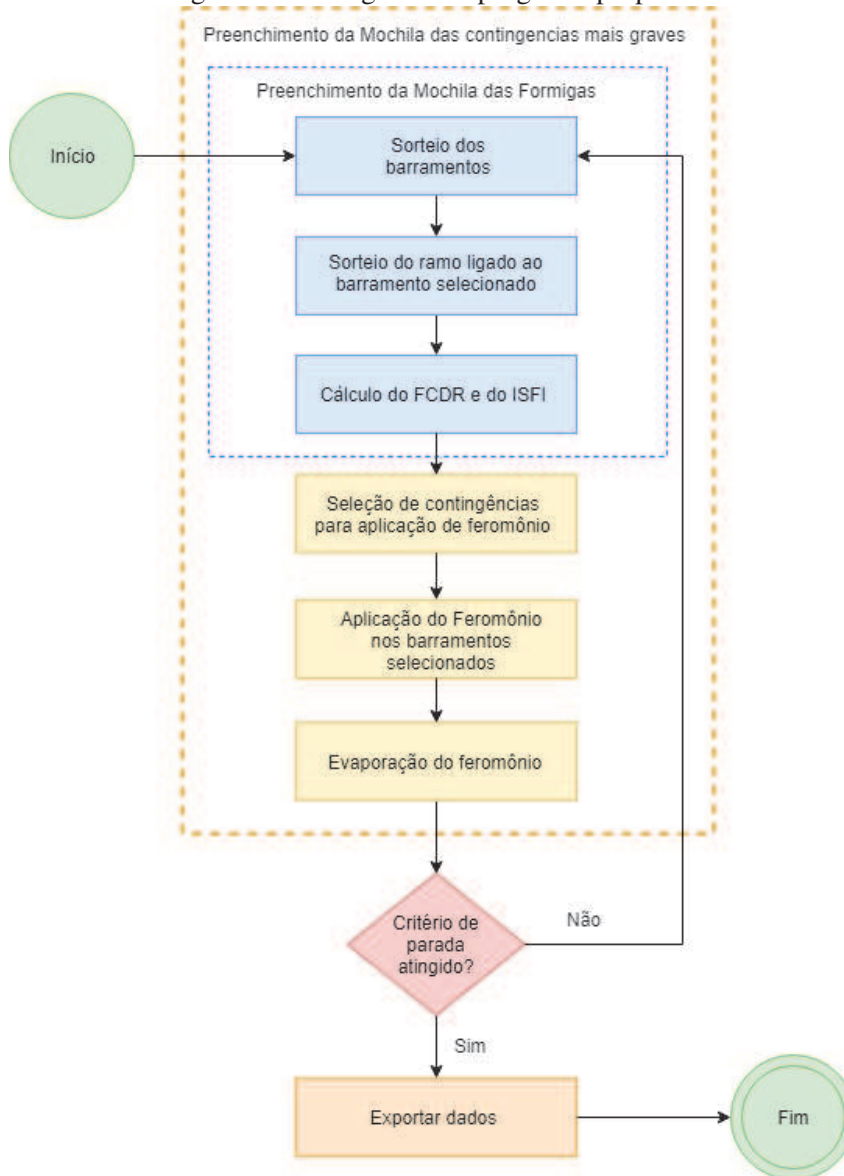
A seção 2.2 apresenta o algoritmo ACO como uma alternativa adequada para propor uma solução no problema de seleção de contingências, visto que o mesmo se enquadra como uma possível solução de problemas de otimização combinatória. No caso deste trabalho, a cada iteração, uma formiga encontra uma contingência e atualiza a atratividade desta contingência por aplicação de feromônio, de acordo com a sua severidade. Desta forma, em uma nova iteração, a contingência pode ficar mais interessante para ser escolhida novamente por uma formiga do algoritmo ACO.

No final da seção 2.3 o problema de seleção de contingências foi comparado ao problema da mochila, deixando mais claro o modelo aplicado para tratar o problema, e ainda, como os resultados de uma simulação do algoritmo ACO serão armazenados. Porém, o algoritmo além de entregar uma lista das contingências mais severas encontradas na simulação, apresenta uma característica de solução local para cada formiga em suas iterações. Esta solução local, como foi chamada neste trabalho, pode ser vista como uma mochila de tamanho pré definido para cada uma das formigas do algoritmo ACO. Esta mochila, presente em cada formiga virtual, tem como objetivo selecionar a contingência mais severa encontrada por uma formiga na iteração vigente. Desta forma o feromônio é aplicado apenas na melhor solução encontrada por cada formiga evitando que uma solução pouco atrativa receba feromônio.

O algoritmo ACO neste trabalho apresenta então, para cada iteração pelo menos um espaço, em uma mochila de uma formiga virtual, que representa uma solução possível na análise de contingências do sistema. Sendo a contingência desta solução de ordem  $k$ , onde  $k$  representa a quantidade de ramos que foram suprimidos da lista de ramos do sistema.

A figura 4 apresenta o fluxograma do algoritmo ACO proposto. Os passos deste fluxograma serão descritos nas seções e subseções a seguir.

Figura 4 – Fluxograma do programa proposto



Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.1 Preenchimento da mochila das formigas

Cada formiga do algoritmo foi implementada para receber uma mochila de tamanho pré-definido, otimizando assim a busca por soluções do problema de seleção de contingências. As mochilas das formigas são liberadas ao início de cada iteração do algoritmo, de forma que todas as suas posições possam ser ocupadas por novas soluções. Subsequentemente, o preenchimento da mochila que cada formiga recebe é realizado em três passos básicos, que se repetem até que a mochila de todas as formigas estejam completas. Os passos são apresentados nas subseções a seguir.

#### 4.1.1 Sorteio dos barramentos

Inicialmente, todas as barras e ramos da rede elétrica são lidos do arquivo texto utilizado para descrição de parâmetros elétricos do SEP. As barras então recebem um índice chamado probabilidade mínima de seleção de igual valor para todas, como este valor é equivalente para todas as barras do sistema, a probabilidade inicial de um barramento ser sorteado é comum para todos os barramentos. Outro parâmetro que influencia no sorteio das barras é o feromônio, o feromônio é um parâmetro que assim como a probabilidade mínima de seleção está presente em cada barramento. O valor do feromônio inicia com valor igual a zero, e recebe incremento de valor a cada vez que o barramento é selecionado como apto para tal na iteração em questão, maiores detalhes do incremento de feromônio serão apresentados na subseção 4.2. Logo, a probabilidade de sorteio de um barramento, depende do valor acumulado entre a probabilidade mínima de seleção e o valor de feromônio que podem elevar as chances de sorteio do barramento.

Figura 5 – Exemplo de aplicação de feromônio em barramentos

Barramento A	
Probabilidade mínima de seleção 100	Feromônio 70
Barramento B	
Probabilidade mínima de seleção 100	Feromônio 140

Fonte: Elaborado pelo autor.

A figura 5 apresenta o exemplo de dois barramentos com valor de atratividade, ou feromônio, diferentes. Como pode ser observado o barramento A apresenta probabilidade mínima de seleção com valor igual a 100 e feromônio com valor igual a 70, com isto o *range* de probabilidade deste barramento tem valor igual a 170. O barramento B do exemplo tem probabilidade mínima de seleção igual a 100 e feromônio igual a 140, desta forma seu *range* de probabilidade tem valor igual a 240. O algoritmo calcula a seguir o valor acumulado de probabilidade mínima de seleção mais feromônio de todos os barramentos do sistema, obtendo assim o valor acumulado que representa o fator de multiplicação que será aplicado ao número randômico sorteado entre 0 e 1. Desta forma, no exemplo da figura 5 tem-se o valor acumulado  $p_{total} = 410$ , supondo um número sorteado aleatoriamente com valor igual a 0,1, temos então o resultado do sorteio  $p_{sorteio} = 410 \cdot 0,1 = 41$ . O resultado  $p_{sorteio} = 41$ , está dentro do intervalo do barramento A, fazendo assim com que o barramento A seja o selecionado pelo sorteio deste exemplo. No exemplo descrito, o barramento A apresenta probabilidade de seleção de 41,46% enquanto o barramento B apresenta probabilidade de seleção de 58,54%, para que o barramento B fosse selecionado o valor de  $p_{sorteio}$  deveria estar dentro do intervalo [171,240]. A representação matemática do cálculo executado a cada iteração do algoritmo para o sorteio dos barramentos é apresentado na equação 4.1.

$$p_{total} = \sum_{i=1}^n (h_i + f_i) \quad (4.1)$$

$$p_{sorteio} = p_{total} \cdot q$$

onde:

$p_{total}$ : é o valor acumulado das probabilidades na iteração;

$n$ : total de barramentos existentes no sistema sob análise;

$h_i$ : valor da probabilidade mínima de seleção no barramento  $i$ ;

$f_i$ : valor do feromônio no barramento  $i$ ;

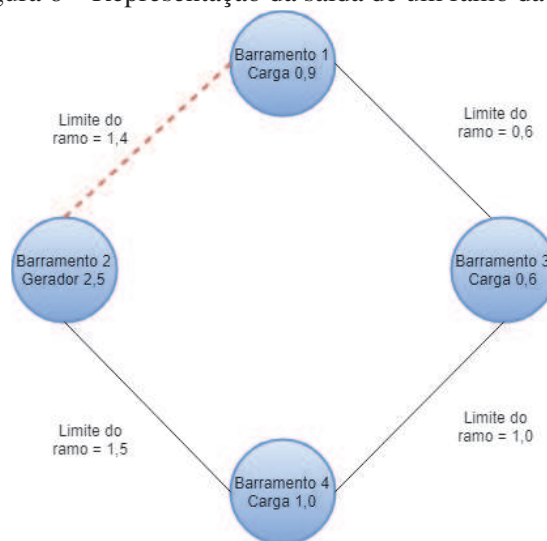
$p_{sorteio}$ : é o valor sorteado com base no acumulado das probabilidades na iteração  $p_{total}$ ;

$q$ : é um valor escolhido aleatoriamente com probabilidade uniforme entre  $[0,1]$ .

#### 4.1.2 Sorteio do ramo ligado ao barramento selecionado

Uma vez sorteado o barramento, a etapa de sorteio de um ramo ligado ao barramento é iniciada. Nesta etapa todos os ramos ligados ao barramento possuem probabilidade de seleção uniforme, ou seja, todos os ramos ligados ao barramento selecionado tem a mesma chance de serem selecionados. O sorteio do ramo é a indicação do ramo contingenciado, onde a figura 6 esboça um exemplo de saída de um ramo de uma rede elétrica.

Figura 6 – Representação da saída de um ramo da rede



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 6, o ramo 2-1 foi selecionado, mas a probabilidade de escolha do ramo 2-4 é a mesma. O ramo 2-1 contingenciado deixa de passar o fluxo de potência do barramento 1 para

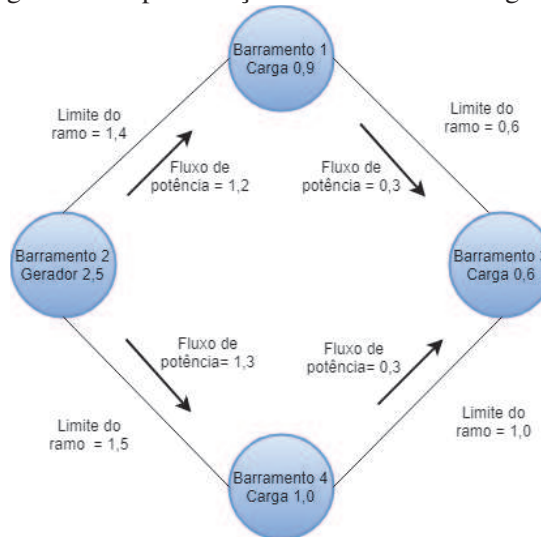
o barramento 2, fazendo com que, o fluxo de potência encontre uma nova rota de transmissão, quando possível. Como cada ramo possui um limite de operação, torna-se necessário o cálculo do FCDR para verificar os ramos pós contingência que irão apresentar violações de fluxo de potência.

#### 4.1.3 Cálculo do FCDR e do ISFI

Nesta etapa, o algoritmo realiza o cálculo da severidade de cada contingência candidata a entrar na mochila das formigas. São consideradas candidatas até este momento, pois ao executar o cálculo do fluxo de potência, algumas contingências não convergem em seus cálculos, por motivos de desconexões, divergências ou até mesmo por motivo de não convergência do método utilizado para o cálculo do fluxo de potência. Os casos de impossibilidade de cálculo, são considerados graves, e portanto, são reservados em uma lista e disponibilizados ao final da execução do algoritmo ACO.

Para calcular a severidade da contingência, primeiro o ramo selecionado pelas etapas anteriores é retirado da lista de ramos da rede. Em seguida executa-se o FCDR para obter o estado de cargas e demandas atendidas para a rede. Após a simulação deste estado, é computado o índice de severidade de fluxo (ISFI). O ISFI é calculado considerando o valor do fluxo de potência ativa, conforme a equação 4.2:

Figura 7 – Representação da rede sem contingência



Fonte: Elaborado pelo autor.

$$ISFI = \sum_{l=1}^v \frac{pmw_l^2}{cmw_l^2} \quad (4.2)$$

onde:

$pmw_l$ : fluxo de potência ativa do ramo  $l$ , em MW;

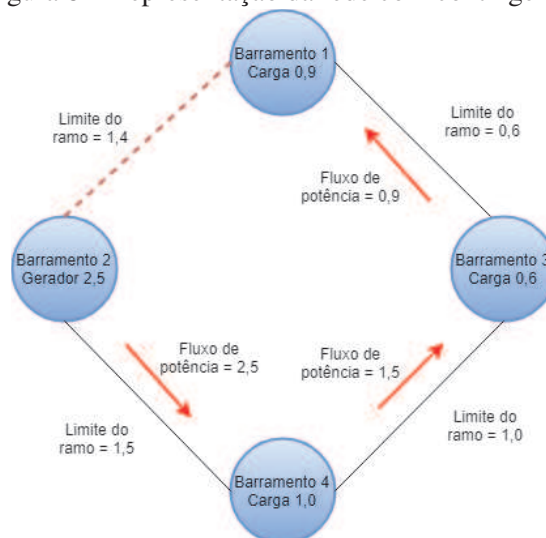
$cmw_l$ : capacidade de carga do ramo  $l$ , em MW;

$v$ : número de ramos com sobrecarga;

$l$ : índice do ramo sobrecarregado.

Após a execução do FCDR, as violações de fluxo de potência ativa em cada uma das linhas de transmissão são contabilizadas em ISFI. Essas violações, ocorrem quando o fluxo de potência ativa em uma linha de transmissão é superior ao seu limite. A figura 7, apresenta um exemplo de rede, onde o barramento 2 representa um gerador de capacidade  $2,5pu^1$ , os barramentos 1, 3 e 4 representam cargas de  $0,9pu$ ,  $0,6pu$  e  $1,0pu$  respectivamente. A rede sem contingência, opera com todas as linhas sem nenhuma violação de fluxo de potência, ou seja, com os fluxos de potência operando abaixo dos limites permitidos nos ramos.

Figura 8 – Representação da rede com contingência



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para entender o efeito de uma contingência e a maneira como o ISFI é calculado, a figura 8 apresenta a rede com o ramo 2-1 contingenciado. Pode-se então notar que os fluxos de potência dos ramos 2-4, 4-3 e 3-1 apresentam valores superiores a seus limites permitidos. Isto ocorre, pois o fluxo que antes passava pelo ramo 2-1, agora flui entre os ramos restantes do exemplo para atender a carga existente no barramento 2.

O cálculo do ISFI para o exemplo apresentado na figura 8, aplicando a equação 4.2, resulta da seguinte maneira:  $ISFI = \frac{2,5^2}{1,5^2} + \frac{1,5^2}{1,0^2} + \frac{0,9^2}{0,6^2} = 7,278pu$ . Este cálculo, é aplicado para cada contingência de ramo, e o resultado é ordenado de forma a indicar as contingências mais graves da simulação.

Para evitar cálculos desnecessários do ISFI, uma vez calculado o índice de uma contingência o resultado é armazenado em memória cache. Otimizando assim o algoritmo nas próximas

<sup>1</sup>pu - refere-se a sistema por unidade. As grandezas elétricas representadas com a grandeza pu são normalizadas.

iterações, ou ainda, caso outra formiga selecione a mesma contingência. Desta forma, toda a vez que uma contingência já calculada é acionada, o custo computacional tende a zero, por tratar-se de uma busca em um vetor alocado em memória cache.

O passo de cálculo do ISFI, é a última etapa do preenchimento das mochilas das formigas, após este passo o algoritmo inicia a atualização do feromônio.

## 4.2 Atualização do feromônio

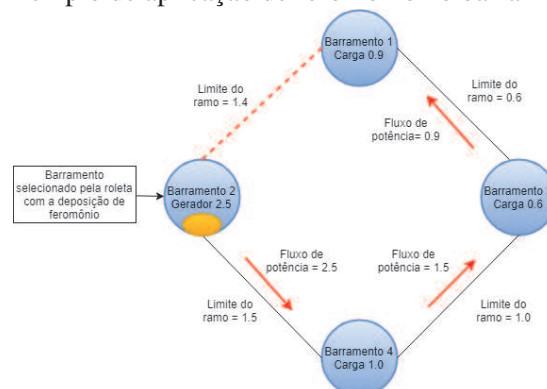
A atualização do feromônio ocorre a cada iteração do algoritmo, sendo realizada em três etapas: Seleção de contingências para aplicação de feromônio; Aplicação de feromônio nos barramentos selecionadas; Evaporação do feromônio. As três etapas, serão descritas nas subseções seguintes após o detalhamento dos métodos implementados para a aplicação do feromônio nos barramentos.

### 4.2.1 Método de aplicação de feromônio

No algoritmo, foram desenvolvidos dois métodos de aplicação de feromônio para análise de convergência da solução. A utilização de um dos métodos deve ser indicada antes de iniciar a execução do algoritmo.

*Aplicação de feromônio no barramento sorteado:* O primeiro método de aplicação de feromônio leva em conta apenas o barramento sorteado com os critérios definidos na subseção 4.1.1, deixando o barramento da outra extremidade do ramo selecionado sem acréscimo de feromônio. Este método foi implementado com a ideia de que somente um barramento pode receber feromônio a cada ramo contingenciado, aumentando assim a atratividade apenas no barramento sorteado em uma nova iteração. A figura 9 apresenta um exemplo onde o barramento sorteado recebe feromônio.

Figura 9 – Exemplo de aplicação de feromônio no barramento sorteado

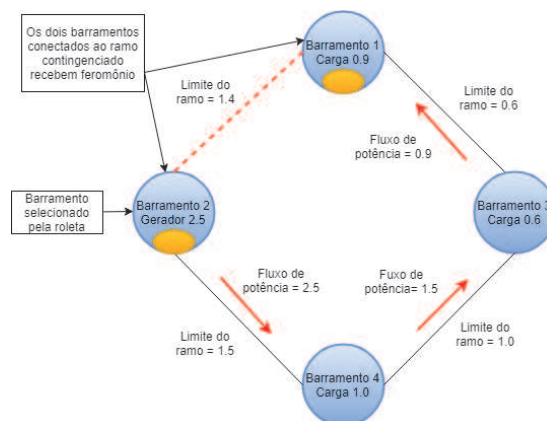


Fonte: Elaborado pelo autor.



*Aplicação de feromônio nos dois barramentos ligados ao ramo contingenciado:* o segundo método de aplicação de feromônio leva em consideração não apenas o barramento sorteado, mas também o barramento presente na outra extremidade do ramo contingenciado. Desta maneira, o feromônio é depositado nos dois barramentos do ramo, aumentando a atratividade de ambos os barramentos para uma nova iteração. A figura 10 apresenta um exemplo onde os dois barramentos conectados ao ramo contingenciado recebem feromônio.

Figura 10 – Exemplo de aplicação de feromônio nos dois barramentos conectados ao ramo contingenciado



Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.2.2 Seleção de contingências para aplicação de feromônio

Após o preenchimento das mochilas das formigas, o algoritmo realiza uma análise dos valores dos ISFls presentes na mochila de cada formiga. Esta análise, tem como objetivo encontrar o ISFl mais elevado dentro da mochila das formigas. Uma vez que, o ISFl mais elevado de cada formiga seja encontrado, tem-se os ramos contingenciados com maior severidade da iteração e por conseguinte os barramentos ligados a estes ramos.

Conforme apresentado na subseção 4.1.1, o feromônio é um parâmetro presente em cada um dos barramentos do sistema. Logo, os valores de ISFl selecionados para atualizar o feromônio indicam o barramento, ou os barramentos (dependendo do método de aplicação do feromônio escolhido), do(s) ramo(s) contingenciado(s) para o acréscimo de feromônio.

#### 4.2.3 Aplicação do feromônio nos barramentos selecionados

Em testes iniciais, o algoritmo utilizou uma forma de cálculo para determinar a quantidade de feromônio a ser aplicada. Este cálculo, era realizado de maneira inversamente proporcional ao maior ISFl encontrado pelo algoritmo até o momento em questão. Porém, após alguns testes, ficou evidente que o feromônio poderia ser adicionado de forma direta por uma constante de

valor definido ao iniciar o algoritmo.

Desta forma, o feromônio é aplicado como um aditivo na probabilidade do sorteio dos barramentos para as próximas iterações do algoritmo. Como a contingência é tratada observando os ramos, são elevadas as probabilidades do(s) barramento(s) conectadas ao ramo da contingência sob análise, conforme o método de aplicação de feromônio escolhido no início do algoritmo.

#### 4.2.4 Evaporação do feromônio

Ao final da iteração, após todas as formigas terem atualizado o feromônio das contingências selecionadas em suas mochilas, o algoritmo realiza o cálculo de evaporação do feromônio. A evaporação é um passo fundamental em um algoritmo ACO, pois a evaporação evita que o algoritmo fique tendencioso a uma solução ótima local. Assim, a evaporação evita que uma solução aumente tanto sua atratividade que o sorteio da subseção 4.1.1 fique resultando em um único barramento. A Equação 4.3, é executada em todos os barramentos do sistema com a finalidade de evaporar o feromônio aplicado nas iterações anteriores.

$$\tau_{Bi} = (1 - \rho) \cdot \tau_{Bi} \quad (4.3)$$

onde:

$\tau_{Bi}$ : quantidade de feromônio que será depositada no barramento sob análise;

$\rho$ : coeficiente de evaporação do feromônio.

### 4.3 Preenchimento de mochila global e critério de parada

A mochila detalhada até o momento foi a da implementação realizada para cada formiga. Porém, o algoritmo tem como objetivo entregar as  $n$  contingências mais graves do sistema sob análise, onde  $n$  é o número definido de contingências mais graves que se deseja avaliar. Para isto ocorrer o algoritmo conta com uma mochila global de  $n$  posições, para armazenar as contingências mais severas encontradas até a iteração onde o algoritmo encontra-se.

Ao final de cada iteração, as contingências selecionadas na subseção 4.2.2 tem os seus índices de severidade comparados com os índices das contingências que encontram-se na mochila global. Desta forma, caso alguma contingência da iteração vigente apresente um ISFI maior do que uma das contingências presente na mochila global, a mochila global é atualizada, caso contrário a mochila global é preservada e o algoritmo segue para a análise de critério de parada.

Por se tratar de um algoritmo que busca uma solução para o problema de otimização combinatória existente na seleção de contingências, a possibilidade de aplicar critério de parada com base no resultado da função objetivo torna-se pouco interessante, sem antes conhecer os resultados do problema sob simulação. Portanto, um bom critério de parada é a quantidade de

iterações que o algoritmo deve executar. A quantidade de iterações também é um parâmetro determinado pelo usuário no início do algoritmo.

Atingindo o critério de parada os resultados obtidos pelo algoritmo são salvos em formato csv, para que possam ser analisados e/ou comparados com outros métodos, com a finalidade de verificar a eficiência e eficácia obtida. Os resultados que são salvos para análise serão descritos no capítulo 5.

## 5 METODOLOGIA PROPOSTA PARA A AVALIAÇÃO DO ALGORITMO

Este trabalho propõe-se a utilizar o algoritmo ACO aplicado para seleção de contingências em duas redes elétricas, sendo elas: A rede IEEE30, uma rede de teste muito utilizada para validar métodos desenvolvidos pelo meio científico, e a uma rede real de 810 barramentos e 1340 ramos que representa a rede sul e sudeste do Brasil. Para ambas as redes serão testadas contingências duplas de ramos, ou seja, contingências de ordem  $N-k$ , onde  $k = 2$ . Deste modo, dois ramos serão retirados da lista de ramos da rede sob avaliação, e então, o ISFI será calculado para avaliar a severidade do caso.

### 5.1 Avaliação de eficácia do algoritmo

Para avaliar a eficácia do algoritmo ACO na seleção de contingências, todas as contingências duplas de ramos possíveis serão simuladas pelo método clássico e as severidades obtidas serão armazenadas em arquivo csv para comparação com o método proposto.

O método clássico é exaustivo e consiste desta forma na análise completa de contingências da rede em questão. Sendo assim, o fluxo de potência é calculado para todas as contingências de ordem  $N-2$ , utilizando-se um índice de performance para classificá-las (MONTICELLI, 1983; MONTICELLI; PEREIRA; GRANVILLE, 1987).

Após obter a lista das contingências mais graves, considerando violações de fluxo de potência, via método clássico, esta será comparada com a lista de contingências mais graves retornada pelo algoritmo ACO. A comparação será realizada através da taxa de captura, e tem como objetivo verificar a eficácia do método proposto. Cabe lembrar que muitas contingências apresentam inviabilidade de cálculo do fluxo de potência (divergência, desconexão ou a não convergência do método de cálculo), apesar destes casos pertencerem a lista de casos graves, eles são computados em uma lista a parte e não são utilizados para efeito comparativo na taxa de captura. O fato destes casos de inviabilidade de cálculo do fluxo de potência serem retornados em uma lista a parte, vem da necessidade de serem tratados por algum outro método especializado para esta tarefa.

O algoritmo ACO, tem a informação da quantidade de contingências possíveis do sistema de antemão, obtida através do cálculo apresentado na equação 2.1. Isto, torna possível o cálculo do percentual do espaço de busca percorrido até atingir o critério de parada definido. O percentual do espaço de busca percorrido, será outro parâmetro para avaliar o algoritmo ACO, mas neste caso com relação a eficiência do método proposto.

#### 5.1.1 Taxa de captura

A Taxa de captura ( $T_{cr}$ ), é um escalar que mede o quanto um método de seleção é efetivo em retornar as contingências mais graves. A taxa de captura, compara a lista de contingências

mais graves retornada pelo método avaliado com a lista de contingências mais graves retornada pelo método clássico (que testa todas as contingências possíveis) (FU; BOSE, 1999), (ALBUQUERQUE, 2005), (QUINTELA, 2002), (CANTO DOS SANTOS; COSTA; NOGUEIRA, 2015), (POLYMENEAS; MELIOPOULOS, 2017). A Equação 5.1 mostra como a  $T_{cr}$  é obtida:

$$T_{cr} = \frac{Z_p}{Q} * 100 \quad (5.1)$$

onde:

$T_{cr}$ : taxa de captura;

$Q$ : quantidade de contingências graves que deseja-se capturar;

$Z_p$ : contingências sabidamente graves que estão nas posições  $p$  iniciais da lista;

$p$ : posições tomadas da lista de contingências graves segundo o método avaliado.

Os valores  $Q$  e  $p$  foram considerados como 20 para a rede IEEE30 e para a rede 810 barramentos. Ou seja, ao final do programa, o algoritmo irá checar se os 20 primeiros valores encontrados pelo algoritmo ACO, condizem com os 20 primeiros valores encontrados pelo método clássico, utilizando em ambos uma execução completa do FCDR para cálculo do fluxo de potência, tendo em vista que este é um método de cálculo mais eficiente para esta finalidade (STOTT; ALSAC, 1974), (CHATTERJEE; MANDAL, 2017).

### 5.1.2 Percentual de varredura do espaço de busca

O espaço de busca, pode ser entendido como o conjunto de todos os valores possíveis para as variáveis de decisão de um problema (PAPADIMITRIOU; STEIGLITZ, 1998), (CANTO DOS SANTOS; COSTA; NOGUEIRA, 2015). Neste trabalho, o espaço de busca considerado, é o conjunto de todas as contingências duplas de ramo possíveis ( $N-2$ ). O percentual de varredura do espaço de busca identifica quantas soluções, dentre as possíveis, foram testadas. Quanto menor o percentual, maior a eficiência, pois menos execuções do FCDR serão necessárias. O percentual de varredura do espaço de busca é obtido através da Equação 5.2:

$$peb_i = \frac{qia_i}{C_k^r} \quad (5.2)$$

onde:

$peb_i$ : percentual do espaço de busca atingido na iteração  $i$ ;

$qia_i$ : quantidade de contingências avaliadas até a iteração  $i$ ;

$C_k^r$ : combinações de  $r$  ramos tomados de  $k$  em  $k$ ;

$k$ : ordem das contingências.

### 5.1.3 Tempo de execução

O tempo de execução é medido em 10 amostras independentes, utilizando sementes aleatórias distintas. A média e o desvio padrão serão calculados e apresentados.

Os da rede de teste IEEE30 foram realizados em um *desktop* do Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada (PPGCA) - Unisinos com as seguintes configurações:

- *Processador: Intel(R) Xeon(R) CPU E5-1620 0 @ 3.60GHz;*
- *Memória Cache: 10 MB;*
- *Memória RAM: 16GB ;*

Os testes para a rede real foram executados em *cluster* do PPGCA - Unisinos, sendo estes divididos entre 10 nós para execução em paralelo. Para a divisão dos testes, foram gerados arquivos de inicialização do algoritmo, onde eram definidas as parametrizações de teste de início e de fim da execução. O *cluster* é composto pelas seguintes configurações de *hardware*:

- *Processador: Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2620 v3 @ 2.40GHz;*
- *Memória Cache: 15 MB;*
- *Memória RAM: 16GB ;*

## 5.2 Parametrizações do algoritmo ACO

Para utilizar o algoritmo ACO desenvolvido neste trabalho, são necessários diversos valores pré-definidos como:

- *quantidade de iterações que o algoritmo irá executar;*
- *quantidade de formigas na ACO;*
- *tamanho da mochila das formigas;*
- *quantidade de feromônio adicionada;*
- *taxa de evaporação do feromônio.*

Estes valores são considerados as parametrizações do algoritmo ACO, como a escolha da parametrização afeta diretamente no resultado do algoritmo. Uma bateria de testes é pré-definida para buscar as melhores parametrizações tanto para a rede IEEE30 quanto para a rede de 810 barramentos. Neste ponto, vale lembrar que o algoritmo ACO para seleção de contingências foi elaborado com dois métodos de aplicação de feromônio, fica definido de agora em diante que o Método 1 representa a aplicação de feromônio apenas no barramento sorteado, enquanto

que o Método 2 representa o método de aplicação de feromônio em ambos os barramentos ligados ao ramo contingenciado. Sendo assim, quatro baterias de testes devem ser executadas para buscar as melhores parametrizações, IEEE 30 - Método 1, IEEE 30 - Método 2, 810 - Método 1, 810 - Método 2.

### 5.2.1 Parametrizações para a rede de testes IEEE 30

Devido a grande quantidade de parametrizações possíveis para serem testadas, a primeira etapa da bateria de testes retorna a taxa média de captura e o percentual de espaço de busca varrido para 60 execuções do algoritmo ACO. Na segunda etapa um conjunto pequeno de parametrizações, as melhores da primeira etapa, são novamente submetidas a testes. Porém, neste teste o algoritmo ACO é executado 1000 vezes. Executar o algoritmo várias vezes é de extrema importância, para evitar desta maneira que o mesmo atinja resultados ótimos sem a validação de repetibilidade, uma vez que, um algoritmo meta-heurístico trabalha combinações de escolhas aleatórias. Desta forma, a execução do algoritmo diversas vezes, evita que o resultado apresentado tenha sido favorecido por uma inicialização em um ponto do problema onde encontra-se o ótimo global.

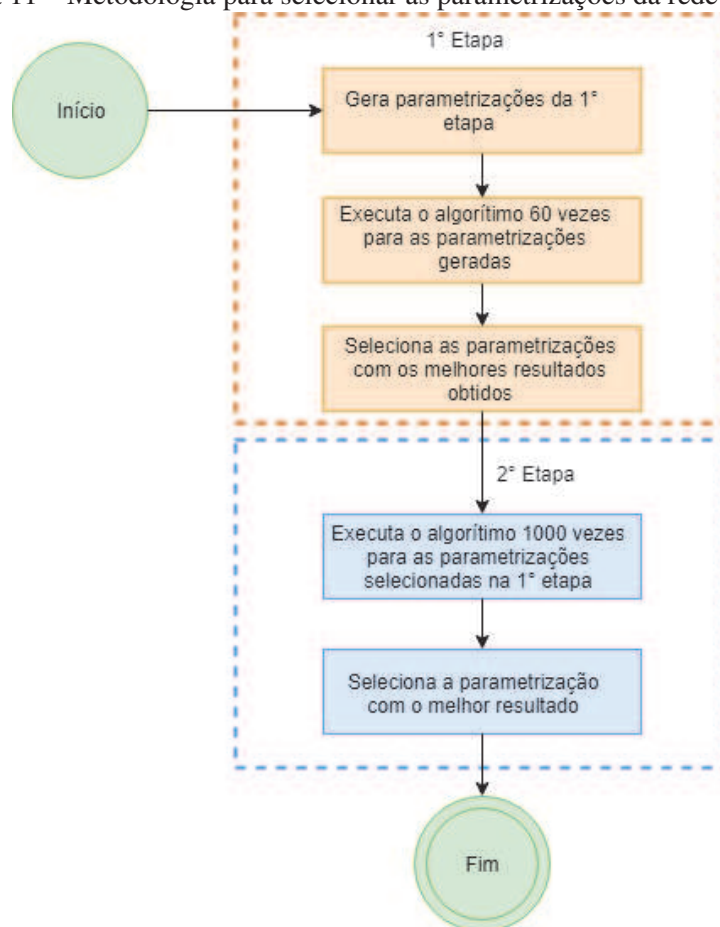
Após analisar a taxa média de captura e o percentual de espaço de busca dos resultados obtidos na segunda etapa, a melhor parametrização de cada uma das baterias de testes (métodos 1 e 2) é selecionada para a execução final do algoritmo ACO, com a finalidade de gerar os dados de resultados deste trabalho. A figura 11 apresenta o fluxo das etapas de geração das melhores parametrizações para o algoritmo ACO aplicado a rede de testes IEEE 30.

### 5.2.2 Parametrizações para a rede real de 810 barramentos

A rede real de 810 barramentos e 1340 ramos, em decorrência de seu tamanho e possibilidades de soluções para as N-2 contingências possíveis, tem seu fluxo de testes para seleção de parametrizações diferente do empregado para a rede IEEE 30. Isto ocorre devido a restrição de tempo para testar e avaliar todas as parametrizações pretendidas, se os mesmos critérios adotados na subseção 5.2.1 fossem utilizados seriam necessários aproximadamente 5 meses de testes para realizar todas as etapas da avaliação. O cálculo de tempo necessário foi realizado de forma direta, utilizando o tempo de execução do algoritmo multiplicado pelo número de parametrizações e suas repetições necessárias para a avaliação. Devido a este fato, foi desenvolvida uma bateria de teste que não prejudicasse a avaliação final dos resultados e ainda permitisse o teste das parametrizações pretendidas.

Desta forma três etapas de teste para a escolha das melhores parametrizações foram desenvolvidas, onde a primeira etapa da bateria de testes retorna a taxa média de captura e o percentual de espaço de busca varrido para 5 execuções do algoritmo ACO. A segunda etapa é composta por um conjunto reduzido de parametrizações, onde as melhores encontradas na

Figura 11 – Metodologia para selecionar as parametrizações da rede IEEE 30



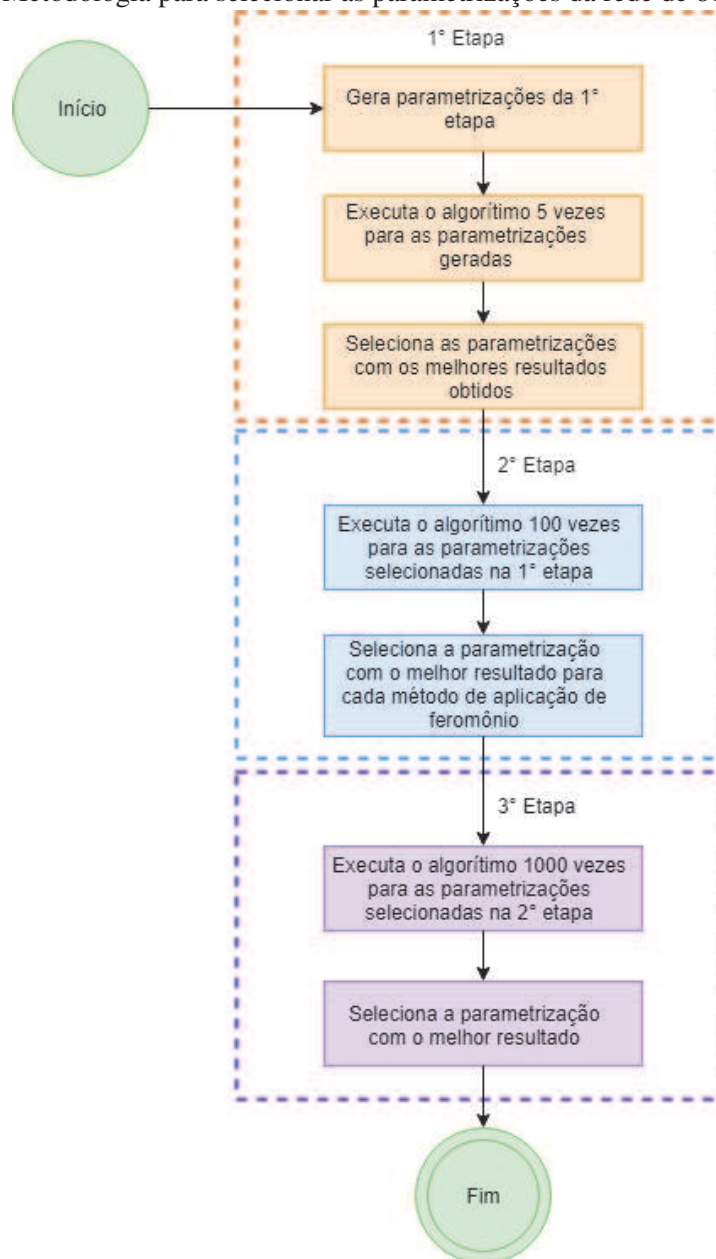
Fonte: Elaborado pelo autor.

primeira etapa são novamente submetidas a testes. Porém, nesta nova etapa de teste o algoritmo ACO é executado 100 vezes. Na terceira e última etapa, um conjunto pequeno de parametrizações, as melhores resultantes da segunda etapa, são novamente submetidas a testes. Este último teste como o realizado para a rede IEEE 30 é de 1000 execuções, para garantir a repetibilidade da solução.

Com os testes da terceira etapa é possível analisar a taxa média de captura e o percentual de espaço de busca dos resultados obtidos. Então, a melhor parametrização de cada uma das baterias de testes (métodos 1 e 2) é selecionada para a execução final do algoritmo ACO. Para que os dados gerados pelas melhores parametrizações sejam apresentados nos resultados deste trabalho. A figura 12 apresenta o fluxo das etapas de geração das melhores parametrizações para o algoritmo ACO aplicado a rede real de 810 barramentos.



Figura 12 – Metodologia para selecionar as parametrizações da rede de 810 barramentos



Fonte: Elaborado pelo autor.

## 6 TESTES E RESULTADOS

Os testes e resultados apresentados neste capítulo correspondem a rede de teste IEEE 30 e a rede real de 810 barramentos.

### 6.1 Testes e resultados da rede IEEE 30

Este trabalho apresenta, dois artigos nos anexos referentes a testes realizados na rede de testes IEEE 30, sendo o primeiro um artigo publicado no *Computer on the Beach* 2018, e o segundo um artigo submetido o *IEEE Systems Journal* que encontra-se atualmente em *Major Revision*. O primeiro artigo tem seus resultados para consulta apenas no artigo, pois a deposição de feromônio nos barramentos seguia uma metodologia diferente da atual. Os resultados apresentados a seguir, correspondem aos do artigo submetido para o *IEEE Systems Journal*.

A rede de testes IEEE 30 é composta por 30 barramentos e 41 ramos. Quando consideradas as contingências duplas de ramo, esta rede apresenta 820 contingências possíveis. Para realizar a análise de eficácia foi necessário executar o FCDR para todas as 820 possibilidades de contingências, e as 20 mais severas são apresentadas na tabela 2, estas são as contingências comparadas com as melhores soluções encontradas pelo algoritmo ACO para obtenção da taxa de captura.

O algoritmo ACO modelado com KP foi usado com os dois métodos de aplicações de feromônio. Em ambos os métodos, 1260 parametrizações diferentes foram testadas, a tabela 3 apresenta os valores utilizados nas parametrizações. Cada parametrização foi testada 60 vezes, com 1000 iterações cada, aquelas considerados melhores em termos de taxa média de captura e percentual de espaço de busca foram separadas para comparação posterior.

A tabela 4 apresenta as melhores parametrizações encontradas para os dois métodos. Para cada parametrização selecionada foram realizadas 1000 execuções.

Nos gráficos apresentados nas Figuras 13 e 14, o eixo das abcissas corresponde ao total de iterações, enquanto que o eixo das ordenadas mostra a percentual atingido por iteração tanto para a taxa média de captura, quanto para o percentual de espaço de busca. A figura 13 mostra o resultado do método 1, que usa apenas 3 formigas com 6 espaços na mochila. Esse método com a parametrização escolhida apesar de atingir uma taxa média de captura de 0,57% maior que o método 2, fez com que o algoritmo utilizasse mais o espaço de busca para encontrar as contingências mais severas, o que representa um maior uso de recursos computacionais em relação ao método 2. O resultado para o método 2 apresentado na Figura 14, utilizou 2 formigas com 3 espaços na mochila, embora a taxa média de captura tenha sido ligeiramente inferior à encontrada pelo método 1, houve uma diferença muito significativa em relação ao espaço de busca varrido, onde o método 2 foi 24,79% menor, indicando assim, este método uma opção melhor em termos dos recursos computacionais necessários para a rede de testes IEEE 30.

Também é possível visualizar, através das figuras 13 e 14, que em ambos os casos a taxa

Tabela 2 – Tabela com as 20 contingências mais severas para a na rede de teste IEEE30

Posição em relação a severidade	Ramo 1		Ramo 2		ISFI
	Barramento origem	Barramento destino	Barramento origem	Barramento destino	
1	9	10	4	12	22,6533
2	2	5	4	6	21,8283
3	6	9	4	12	20,3017
4	4	12	10	17	19,9234
5	1	3	2	5	18,9124
6	1	2	4	12	18,6640
7	3	4	2	5	18,5979
8	4	12	27	28	17,9991
9	2	5	2	6	17,1005
10	1	2	2	5	17,0508
11	1	2	27	28	16,8502
12	2	6	4	6	16,5015
13	4	12	10	20	15,6529
14	1	2	6	8	15,1325
15	1	2	2	4	14,9919
16	2	5	4	12	14,8173
17	4	12	19	20	14,7994
18	1	2	6	28	14,7208
19	1	2	12	15	14,2808
20	1	2	9	10	14,1610

Tabela 3 – Tabela utilizada para a construção de parâmetros para teste na rede de teste IEEE30

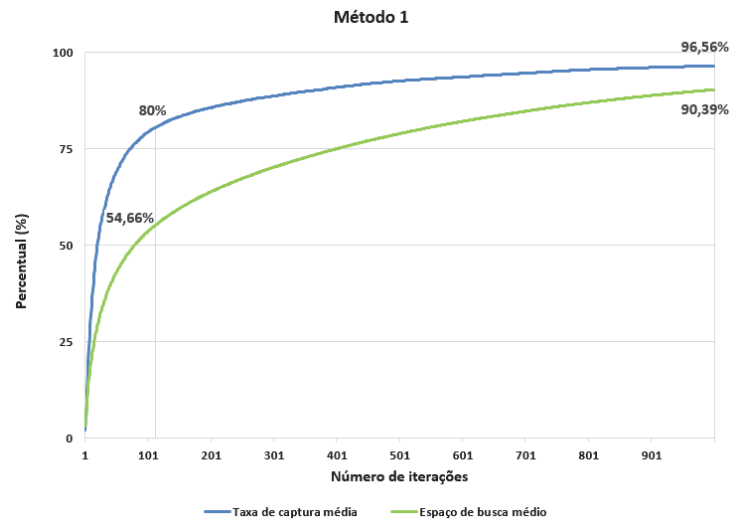
Parâmetro	Valor inicial	Valor final	Taxa de incremento
Quantidade de formigas	1	3	1
Tamanho da mochila da formiga	3	6	1
Quantidade de feromônio adicionada	30	80	10
Taxa de evaporação do feromônio	1%	20%	1%

Tabela 4 – Melhores parametrizações encontradas para a rede de testes IEEE30

Parâmetro	Método 1	Método 2
Quantidade de formigas	3	2
Tamanho da mochila da formiga	6	3
Quantidade de feromônio adicionada	40	80
Taxa de evaporação do feromônio	9%	3%

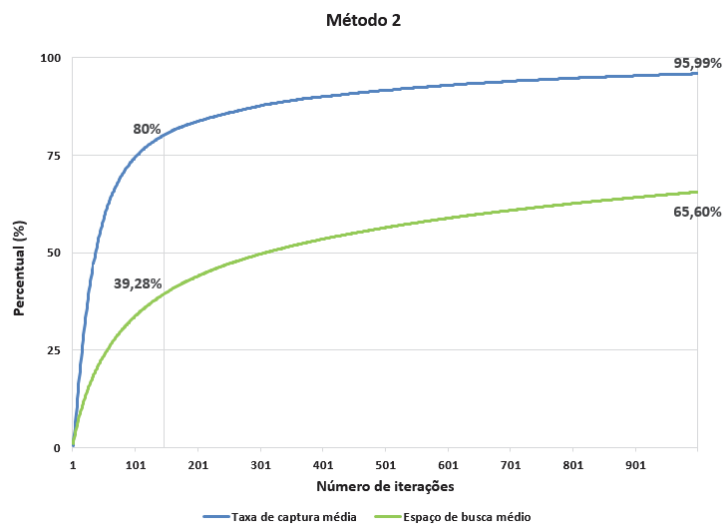
de captura alcançou valores acima de 95%. Os gráficos também mostram o ponto em que os dois métodos atingiram 80% da taxa de captura de contingências duplas de ramo mais severas. O método 1, atingiu 80% da taxa de captura na iteração 108 utilizando um espaço de busca de 54,66%, já o método 2 atingiu 80% da taxa de captura na iteração 145 utilizando um espaço de busca de 39,28%.

Figura 13 – Resultado da melhor parametrização para a rede de testes IEEE30 utilizando o método 1



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 14 – Resultado da melhor parametrização para a rede de testes IEEE30 utilizando o método 2

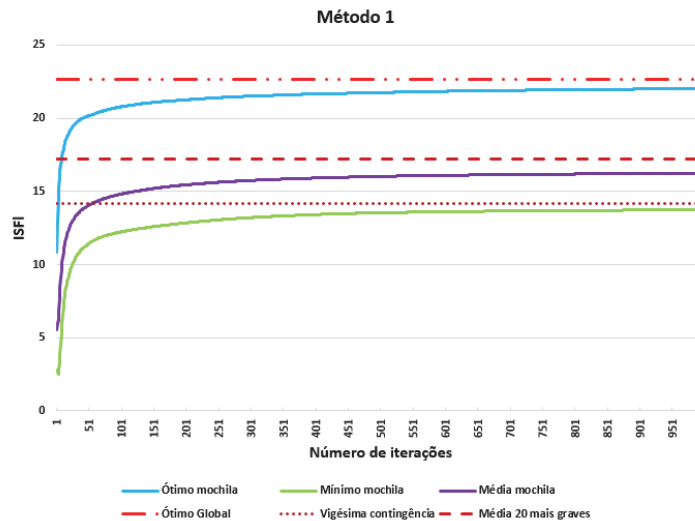


Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 15 apresenta o gráfico de evolução da busca pelas 20 contingências mais severas da rede IEEE 30, utilizando o algoritmo ACO com o método 1 de aplicação de feromônio. Pode-se observar que, a contingência mais severa contida na mochila, ótimo da mochila, atinge em média um valor igual a 20 já na iteração de número 42. Porém, o valor médio da contingência mais severa só atinge o valor igual a 22, próximo a contingência mais severa da rede (22,6533), na iteração de número 927. Na Figura 16, é apresentado o gráfico de evolução da busca utilizando o método 2 de aplicação de feromônio, onde pode-se observar que o valor médio da contingência mais severa presente na mochila atinge um valor igual a 20 já na iteração de número 11. Utilizando o método 2, o valor médio igual a 22 na contingência mais severa contida na mochila é obtido na iteração de número 104. A contingência mais severa contida na

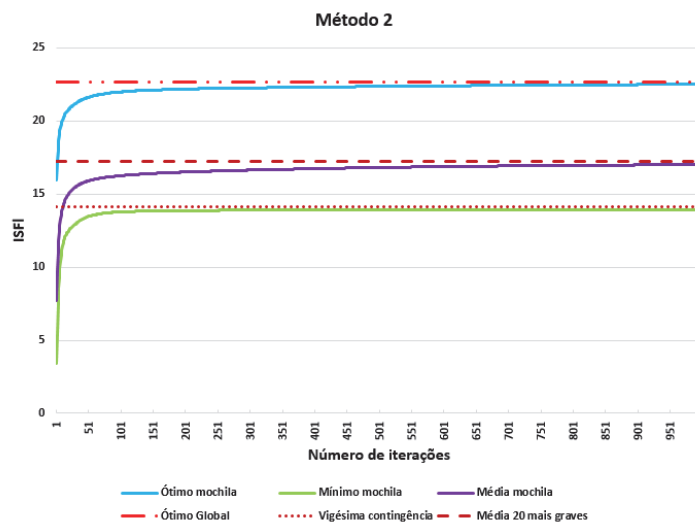
mochila utilizando o método 2, atinge seu ápice na iteração 924 com um valor de 22,5, sendo este valor muito próximo do ótimo global da rede IEEE 30.

Figura 15 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 1 na rede IEEE30



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 16 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 2 na rede IEEE30



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os gráficos apresentados nas Figuras 15 e 16, também comprovam pelos valores médios obtidos nas 1000 execuções do algoritmo ACO para a rede IEEE 30 que o método 2 é mais eficaz na busca das contingências mais severas.

Com relação a eficiência, o tempo médio de 10 execuções do algoritmo ACO para teste das contingências de segunda ordem na rede IEEE 30 foi de 9,8 segundos, com um desvio padrão de 3,47 segundos.

Para aplicações em sistemas maiores, como a rede real de 810 barramentos, o espaço de busca é maior, e por este motivo mais recursos computacionais serão necessários para executar o algoritmo. No entanto, um espaço de busca percentualmente menor é necessário para obter taxas de captura semelhantes conforme pode ser observado na seção 6.2.

## 6.2 Testes e resultados da rede real 810 barramentos

A rede real utilizada para testar a capacidade de resolução do algoritmo ACO, é composta por 810 barramentos e 1340 ramos. Quando consideradas as contingências duplas de ramo, esta rede apresenta 897130 contingências possíveis. Da mesma forma que a realizada para a rede de testes IEEE 30, foi necessário executar o FCDR para todas as possibilidades de contingências da rede real de 810 barramentos, e as 20 mais severas são apresentadas na tabela 5, estas são as contingências comparadas com as melhores soluções encontradas pelo algoritmo ACO com a finalidade de obter a taxa de captura.

Tabela 5 – Tabela com as 20 contingências mais severas para a rede de 810 barramentos

Posição em relação a severidade	Ramo 1		Ramo 2		ISFI
	Barramento origem	Barramento destino	Barramento origem	Barramento destino	
1	1431	1457	1431	1459	16220,4238
2	976	995	992	993	12014,8984
3	976	993	994	995	11951,0283
4	992	993	1159	1155	5964,4355
5	992	993	1160	1155	5947,6455
6	992	993	1431	1457	5606,3647
7	992	993	1486	1253	5487,0420
8	978	982	992	993	5300,1196
9	992	993	1309	1241	5135,5264
10	994	995	1159	1155	5130,3843
11	994	995	1160	1155	5113,6587
12	982	988	992	993	4975,6953
13	752	762	992	993	4975,2686
14	992	993	1230	1227	4774,2432
15	994	995	1431	1457	4772,4370
16	976	995	1159	1155	4660,4033
17	992	993	1136	1227	4649,7725
18	976	995	1160	1155	4643,5903
19	760	766	992	993	4527,1465
20	992	993	1139	1230	4456,9863

Para a rede real de 810 barramentos o algoritmo ACO modelado com KP, assim como na rede de teste IEEE 30, também foi avaliado com os dois métodos de aplicações de feromônio. Em ambos os métodos, 28000 parametrizações diferentes foram testadas, a tabela 6 apresenta os intervalos dos parâmetros utilizados para gerar as parametrizações. Os resultados apresentados

nesta seção estão organizados pelo número da parametrização gerada pelo algoritmo ACO, onde as parametrizações de 1 à 28000 correspondem ao método 2 e as parametrizações de 28001 à 56000 correspondem ao método 1 de aplicação de feromônio. Cada parametrização foi testada cinco vezes, com 6500 iterações cada, aqueles considerados melhores em termos de taxa média de captura e percentual de espaço de busca foram selecionadas para a segunda etapa da bateria de testes.

Tabela 6 – Tabela utilizada para a construção de parâmetros para teste na rede de 810 barramentos

Parâmetro	Valor inicial	Valor final	Taxa de incremento
Quantidade de formigas	2	12	1
Tamanho da mochila da formiga	2	12	1
Quantidade de feromônio adicionada	10	100	10
Taxa de evaporação do feromônio	1%	28%	1%

Para executar a segunda etapa da bateria de testes, foram escolhidos os 50 melhores resultados obtidos na primeira etapa, de cada um dos métodos de aplicação de feromônio testados. Na segunda etapa cada parametrização foi executada 100 vezes, com 6500 iterações cada. Após os testes da segunda etapa, foram separados as 10 melhores parametrizações de cada um dos métodos de aplicação de feromônio, estas parametrizações selecionadas foram utilizadas para a terceira etapa da bateria de testes.

Os resultados apresentados na tabela 7 são referentes as 10 melhores parametrizações do método 1 de aplicação de feromônio, enquanto os a tabela 8 apresenta as 10 melhores parametrizações para o método 2 de aplicação de feromônio. Conforme esperado, o percentual de espaço de busca é muito menor do que o obtido pela rede de teste IEEE 30.

Tabela 7 – Tabela dos melhores resultados da 2ª etapa de testes da rede 810 barramentos, utilizando aplicação de feromônio apenas no barramento sorteado

Número da parametrização	Espaço de busca	Taxa de captura	Número de formigas	Mochila das formigas	Feromônio depositado	Evaporação do feromônio
55219	3,76%	97,25%	12	8	100	1%
54823	4,38%	97,30%	11	10	90	1%
54944	4,58%	97,55%	11	12	100	1%
55163	4,83%	98,85%	12	7	100	2%
53327	4,92%	97,95%	8	10	80	1%
53635	4,96%	98,60%	9	7	60	1%
54491	5,38%	98,80%	11	4	90	3%
53567	5,83%	98,90%	9	5	100	3%
54501	6,28%	99,15%	11	4	100	4%
54040	6,95%	99,10%	10	5	80	3%

A terceira e última etapa de testes realizada para obter as melhores parametrizações, contou com a execução de cada parametrização escolhida por 1000 vezes, sendo cada execução com-

Tabela 8 – Tabela dos melhores resultados da 2ª etapa de testes da rede 810 barramentos, utilizando aplicação de feromônio nos dois barramentos ligados ao ramo contingenciado

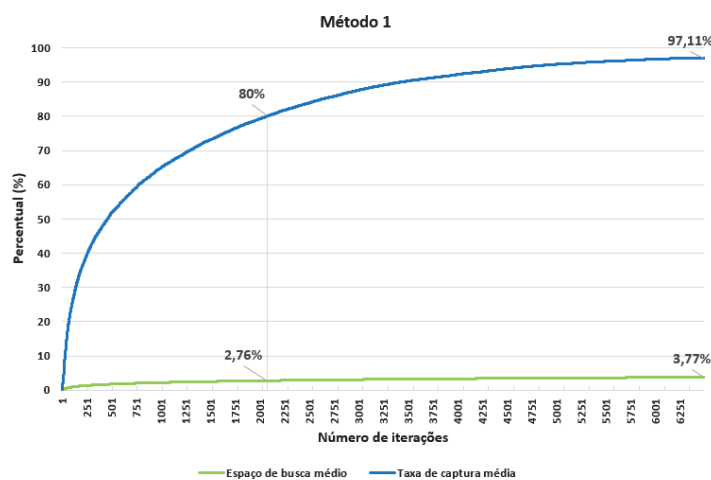
Número da parametrização	Espaço de busca	Taxa de captura	Número de formigas	Mochila das formigas	Feromônio depositado	Evaporação do feromônio
16345	6,30%	95,35%	6	4	60	1%
17423	6,61%	96,45%	8	5	90	1%
17929	6,63%	96,50%	9	5	100	1%
11967	6,64%	95,75%	5	5	80	1%
4487	6,72%	93,15%	6	4	80	1%
11932	7,87%	97,55%	5	4	100	3%
16376	7,89%	97,60%	6	4	90	3%
16882	7,89%	98,20%	7	4	100	3%
15870	7,91%	97,75%	5	4	80	3%
16421	8,01%	97,95%	6	5	80	2%

posta por 6500 iterações. A tabela 9 apresenta a melhor configuração obtida na terceira etapa para cada método de aplicação de feromônio testado.

Tabela 9 – Tabela dos melhores resultados da 3ª etapa de testes da rede 810 barramentos

Número da parametrização	Espaço de busca	Taxa de captura	Número de formigas	Mochila das formigas	Feromônio depositado	Evaporação do feromônio
55219	3,77%	97,11%	12	8	100	1%
16345	6,27%	95,76%	6	4	60	1%

Figura 17 – Resultado da melhor parametrização para a rede real de 810 barramentos utilizando o método 1

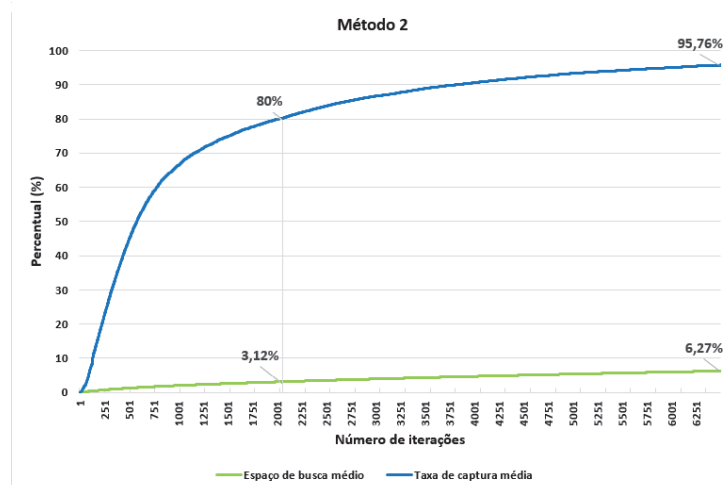


Fonte: Elaborado pelo autor.

Seguindo a mesma abordagem de representação gráfica utilizada para a rede de teste IEEE 30, os gráficos mostrados nas Figuras 17 e 18, tem a quantidade de iterações apresentadas



Figura 18 – Resultado da melhor parametrização para a rede real de 810 barramentos utilizando o método 2



Fonte: Elaborado pelo autor.

no eixo das abcissas, enquanto que o eixo das ordenadas apresenta o percentual atingido por iteração tanto para a taxa média de captura, quanto para o percentual de espaço de busca. A figura 17 apresenta o resultado do método 1, que utiliza 12 formigas com 8 espaços na mochila. Esse método com a parametrização escolhida atingiu a melhor taxa média de captura, 97,11% ou ainda 1,35% a mais que o obtido pelo método 2. O método 1 além de obter para a rede real uma taxa de captura maior, conseguiu utilizar um espaço de busca de apenas 3,77% do total. O resultado obtido pelo método 2, apresentado na figura 18, utilizou 6 formigas com 4 espaços na mochila. O método 2 por sua vez, necessitou de 6,27% do espaço de busca para obter uma taxa de captura menor do que o método 1. Apesar da taxa de captura ter um diferença pequena entre um método e outro, o tempo de execução é muito diferente, pois o espaço de busca percorrido pelo método 2 é de 66,3% maior do que o percorrido pelo método 1.

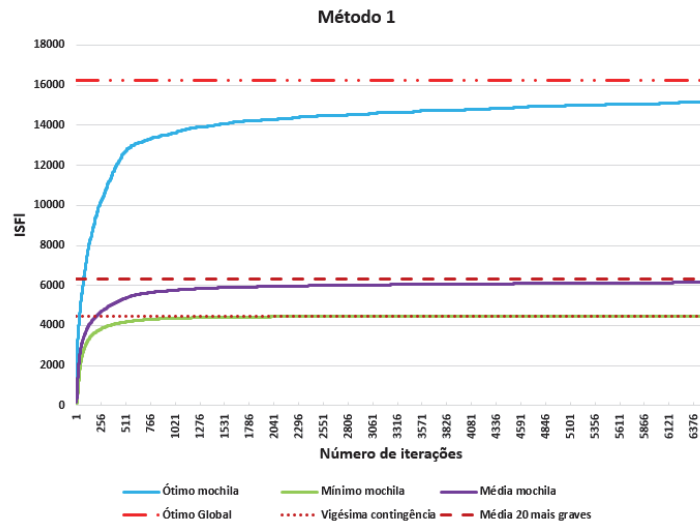
Diferentemente do ocorrido para a rede de testes IEEE 30 o método 1 se destacou para a rede real de 810 barramentos, mostrando-se mais interessante em termos de recursos computacionais para a obtenção das contingências duplas de ramo mais severas da rede.

Conforme apresentado pelas figuras 17 e 18, ambos os casos obtiveram uma taxa de captura com valores acima de 95%. Os gráficos também mostram o ponto em que os dois métodos atingiram 80% da taxa de captura de contingências duplas de ramo mais severas. O método 1, atingiu 80% da taxa de captura na iteração 2076 utilizando um espaço de busca de 2,76%, já o método 2 atingiu 80% da taxa de captura na iteração 2023 utilizando um espaço de busca de 3,12%.

O gráfico apresentado pela Figura 19, esboça a evolução do algoritmo ACO utilizando o método 1 de aplicação de feromônio, com relação as 20 contingências mais severas da rede real de 810 barramentos. Pode-se observar que, o valor médio obtido pela contingência mais severa presente na mochila atinge o valor de 12017,80 na iteração 416, este valor já engloba a segunda contingência mais severa presente na rede real de 810 barramentos. A contingência mais severa

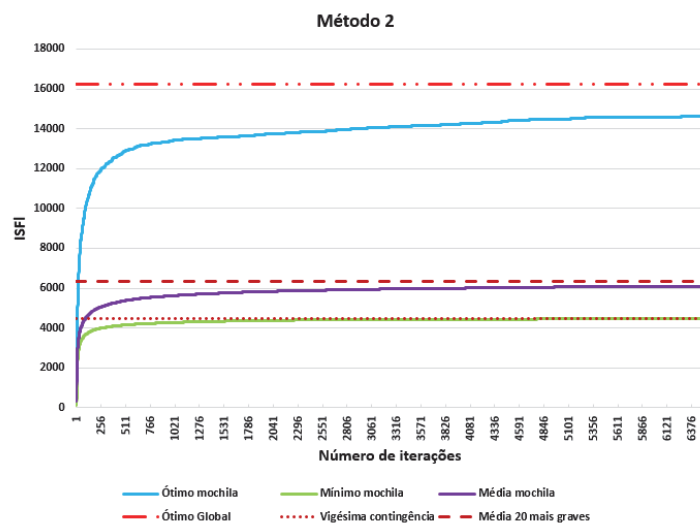
contida na mochila utilizando o algoritmo ACO com o método 1, atinge o ápice do seu um valor médio na iteração de número 6462 com um valor de 15169,04. O ótimo global da rede real de 810 barramentos foi encontrado em 75% das 1000 execuções utilizando o método 1, sendo esta a única contingência com resultado abaixo de 100% de captura ao final das iterações.

Figura 19 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 1 na rede real



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 20 – Resultado médio por iteração das 20 contingências mais graves utilizando o método 2 na rede real



Fonte: Elaborado pelo autor.

O algoritmo ACO utilizando o método 2 de aplicação de feromônio, tem a sua evolução de busca, iteração a iteração, apresentada na Figura 20. Neste gráfico, pode ser observado que o valor médio da contingência mais severa contida na mochila atinge o valor de 12016,45 já na iteração 270. Porém, o ápice utilizando este método ocorre na iteração 6480 e o valor médio da

contingência mais severa contida na mochila neste momento apresentou um valor de 14664,38. Para este método o ótimo global da rede real de 810 barramentos foi encontrado apenas em 63% das 1000 execuções do algoritmo ACO.

Para a rede real de 810 barramentos os gráficos apresentados pelas figuras 19 e 20, apontam assim co método 1 como mais eficaz na busca das 20 contingências mais severas.

Considerando eficiência do algoritmo ACO, o tempo médio de 10 execuções para encontrar as contingências de ramos duplas na rede real de 810 barramentos foi de 34 minutos e 53 segundos, com um desvio padrão de 7 minutos e 16 segundos.

### 6.3 Comparação da ACO com Algoritmos Genéticos

Os resultados obtidos pelo algoritmo genético apresentado por (CANTO DOS SANTOS; COSTA; NOGUEIRA, 2015), são comparados ao algoritmo ACO desenvolvido neste trabalho. A escolha do algoritmo genético para comparação, se dá pela utilização da mesma rede real de 810 barramentos para teste, e da forma empregada para medir a performance dos algoritmos ser a mesma. Deixando os métodos em condição de comparação direta.

A tabela 10, apresenta os resultados em termos de percentual de espaço de busca percorrido, e de taxa de captura das contingências duplas de ramos mais severas obtidas para cada um dos algoritmos.

Tabela 10 – Tabela dos melhores resultados de testes do algoritmo ACO e algoritmo genético para a rede 810 barramentos

Técnica utilizada	Espaço de busca	Taxa de captura
ACO	3,77%	97,11%
AG	3,86%	99,48%

Como pode ser observado na tabela 10, o algoritmo ACO utilizando o método 1 de aplicação de feromônio, percorreu um espaço de busca pouco menor do que o algoritmo genético. Porém, o algoritmo genético obteve uma taxa de captura um pouco maior que o algoritmo ACO. A diferença entre os dois algoritmos está na maneira em que se busca soluções para a seleção de contingências, pois o algoritmo genético busca soluções pelas arestas, ou ramos da rede elétrica. Enquanto o algoritmo ACO busca soluções pelos vértices, ou barramentos da rede elétrica. O algoritmo ACO ainda oferece vários pontos para otimização de seus resultados, um ponto interessante seria o sorteio de barramentos presentes na lista das contingências mais severas até o momento. Onde uma formiga poderia a cada iteração sortear as suas soluções considerando apenas os barramentos presentes na lista das 20 contingências mais severas obtidas até então. Este tipo de implementação seria caracterizado com uma busca local, limitando o espaço de busca de uma ou mais formigas. Esta implementação deixaria o algoritmo em igual situação ao algoritmo genético, pois o genético conta com uma busca local, o cruzamento entre os melhores indivíduos da população. Esta característica, facilita a resolução do problema para casos como

o da contingência mais severa presente na rede real de 810 barramentos, pois esta contingência é a única dentre as 20 mais severas que apresenta barramentos iguais nos dois ramos, o barramento 1431 se repete nos dois ramos contingenciados. Este tipo de implementação pode levar a resultados melhores inclusive na rede IEEE 30.



## 7 CONCLUSÃO

A energia elétrica é um recurso essencial para as pessoas hoje em dia, pois este recurso trata desde conforto pessoal até sistemas que são utilizados como suprimento de vida em hospitais. No âmbito empresarial e corporativo, a capacidade de produção e a redução de risco de vidas em atividades de trabalho também é dependente de energia elétrica. Para garantir o bom funcionamento de um sistema de distribuição de energia elétrica, engenheiros trabalham com empenho na Análise de Segurança de SEP. Nesta atividade, identificar possíveis distúrbios que podem levar a rede elétrica a uma condição grave de operação é uma tarefa de grande importância, pois somente conhecendo as condições críticas de uma rede é possível tomar ações de controle, e desta forma, prevenir situações de colapso em um SEP.

Na Análise de Segurança a avaliação de todas as contingências possíveis em um SEP de grande porte torna-se inviável, dada as restrições de tempo para que se obtenha um resultado em tempo hábil. Muitas abordagens tem sido apresentadas e testadas para resolver este problema, mas devido ao tamanho e complexidade das redes elétricas atuais as técnicas de otimização combinatória e inteligência artificial tem-se destacado para esta tarefa.

Este trabalho é a proposta de sistema alternativo à etapa de seleção de contingências para a análise de segurança estática em SEPs, utilizando um algoritmo baseado na meta-heurística ACO. Utilizar a ACO é interessante, pois sua forma de implementação torna mais razoável utilizar uma abordagem até então não utilizada por outros métodos. A abordagem de buscar a solução pelos barramentos da rede elétrica (vértices) e não pelos ramos (arestas). Na abordagem proposta, somente após selecionar um barramento que um ramos conectado a este é indicado para ser contingenciado.

Para que o algoritmo ACO fosse efetivo em encontrar as contingências mais graves, explorou-se a similaridade com o problema da mochila, resolvendo-se o mesmo como um problema combinatório. Com o objetivo de manter a seleção de contingências eficiente, foi utilizado para cálculo de fluxo de potência o método FCDR para obtenção de um caso base para o cômputo do ISFI. Embora eficaz, esse método, ainda demanda um certo esforço computacional.

A eficiência do algoritmo ACO e a eficácia do método FCDR foram verificadas neste trabalho, testadas na rede de testes IEEE 30 e em uma rede real de 810 barramentos. A eficácia desta combinação foi verificada utilizando a taxa de captura das 20 contingências duplas de ramo mais severas existentes nas redes testadas.

Os resultados obtidos são promissores, pois, utilizando as parametrizações propostas no capítulo 6, o algoritmo obteve resultados acima de 95% na taxa média de captura para todas as redes e métodos testados. Para a rede de teste IEEE30, o método 2 foi satisfatório, pois enquanto a taxa média de captura diferiu pouco em relação ao método 1, o espaço médio de busca foi 24,79% menor, ocasionando a utilização de menos ciclos de clock durante a execução do programa. Na rede real de 810 barramentos, o método 1 foi mais eficaz e eficiente, pois além de oferecer uma taxa média de captura maior que a oferecida pelo método 2, o espaço de busca

foi 66,3% menor que o percorrido pelo método 2.

A utilização da meta-heurística ACO para a seleção de contingências, oferece alguns espaços para melhorias em trabalhos futuros. Uma destas melhorias está comentada na comparação com o algoritmo genético na seção 6.3, onde pode ser implementada uma espécie de busca local por soluções, considerando apenas os barramentos das 20 contingências mais severas presentes no momento da iteração. Porém, esta melhoria só poderia ser utilizada após a primeira iteração do algoritmo, pois se faz necessária a existência de uma lista de contingências mais severas para a execução desta alteração.

Outro ponto que pode ser explorado é o paralelismo do código, pois como se trata de uma colônia de formigas, cada formiga com sua mochila pode ser vista como um processo paralelo de execução. Desta forma, o ponto de encontro pós processo paralelo seria o das formigas com suas mochilas cheias de soluções candidatas. Este paralelismo pode permitir um tempo de execução do algoritmo menor, o que tornaria este mais próximo ainda dos ambientes de operação em centros de controle de Sistemas de Elétricos de Potência.

## REFERÊNCIAS

- ABIDO, M. Optimal power flow using particle swarm optimization. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, [S.l.], v. 24, n. 7, p. 563–571, 2002.
- ADIBI, M. Power system restoration. **Methodologies and Implementation Strategies. IEEE series on Power Engineering. PM Anderson. Series Editor**, [S.l.], 2000.
- ALBUQUERQUE, M. Seleção de contingências com relação a estabilidade de tensão para análise de segurança em tempo real. **Dissertação de mestrado**, [S.l.], 2005.
- ALMEIDA S. E PESTANA, R. Definição e análise de contingências severas na rede eléctrica portuguesa. **9º Congresso Hispano-Luso de Engenharia Electrotécnica**, [S.l.], p. 1–9, 2005.
- ALNUJAIMI, A.; ABIDO, M.; ALMUHAINI, M. Distribution power system reliability assessment considering cold load pickup events. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], 2018.
- ALVES, J. M.; BORGES, C. L.; OLIVEIRA FILHO, A. Uma ferramenta para análise da segurança estática de sistemas de energia eléctrica em tempo real utilizando processamento distribuído. In: XV CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, SETEMBRO, 2004. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2004.
- AURICH, M. Um modelo de fluxo de potencia ótimo linear com reprogramação corretiva via método de pontos interiores. **Campinas, SP**, [S.l.], 2004.
- BALU, N. On-line power system security analysis. **IEEE**, [S.l.], v. 80, p. 262–280, 1992.
- BIANCHI, L.; DORIGO, M. **Ant colony optimization and local search for the probabilistic traveling salesman problem**: a case study in stochastic combinatorial optimization. [S.l.]: Université libre de Bruxelles, 2006.
- BLUM, C. Beam-aco—hybridizing ant colony optimization with beam search: an application to open shop scheduling. **Computers & Operations Research**, [S.l.], v. 32, n. 6, p. 1565–1591, 2005.
- BLUM, C.; BLESIA, M. J. New metaheuristic approaches for the edge-weighted k-cardinality tree problem. **Computers & Operations Research**, [S.l.], v. 32, n. 6, p. 1355–1377, 2005.
- BRANDWAJN, V. Efficient bounding method for linear contingency analysis. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 3, n. 1, p. 38–43, 1988.
- CAMPOS, L. M. d.; GÁMEZ MARTÍN, J. A.; PUERTA CASTELLÓN, J. M. Learning bayesian networks by ant colony optimisation: searching in two different spaces. **Mathware & soft computing. 2002 Vol. 9 Núm. 2 [-3]**, [S.l.], 2002.
- CANTO DOS SANTOS, J.; GARCIA, A. Tratamiento de contingencias que causan desconexiones em sistemas electricos de potencia. **Información Tecnológica**, [S.l.], v. 9, n. 6, 1998.



CANTO DOS SANTOS, J. V.; COSTA, I. F.; NOGUEIRA, T. New genetic algorithms for contingencies selection in the static security analysis of electric power systems. **Expert Systems with Applications**, [S.l.], v. 42, n. 6, 2015.

CARPENTIER, J. Static security assessment and control: a short survey. In: ATHENS POWER TECH, 1993. APT 93. PROCEEDINGS. JOINT INTERNATIONAL POWER CONFERENCE, 1993. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1993. v. 1, p. 1–9.

CHAKRABARTI, S.; JEYASURYA, B. Multicontingency voltage stability monitoring of a power system using an adaptive radial basis function network. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, [S.l.], v. 30, n. 1, p. 1–7, 2008.

CHATTERJEE, S.; MANDAL, S. A novel comparison of gauss-seidel and newton-raphson methods for load flow analysis. In: POWER AND EMBEDDED DRIVE CONTROL (ICPEDC), 2017 INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 2017. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–7.

CHEN, S. Open design of networked power quality monitoring systems. **IEEE Transactions on Instrumentation and measurement**, [S.l.], v. 53, n. 2, p. 597–601, 2004.

CHEN, Y.; BOSE, A. Direct ranking for voltage contingency selection. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 4, n. 4, p. 1335–1344, 1989.

CHIEN, S.-E. et al. Automation of contingency analysis for special protection systems in taiwan power system. In: INTELLIGENT SYSTEMS APPLICATIONS TO POWER SYSTEMS, 2007. ISAP 2007. INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 2007. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p. 1–6.

CIAPESSONI, E. et al. Probabilistic risk-based security assessment of power systems considering incumbent threats and uncertainties. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [S.l.], v. 7, n. 6, p. 2890–2903, 2016.

COLORNI, A. et al. An investigation of some properties of an "ant algorithm". In: PPSN, 1992. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1992. v. 92, p. 509–520.

COSTA, D.; HERTZ, A. Ants can colour graphs. **Journal of the operational research society**, [S.l.], v. 48, n. 3, p. 295–305, 1997.

COSTA, I.; LEO, J. A. Identification of topology errors in power system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 8, n. 4, p. 1531–1538, 1993.

DANTZIG, G. B. Discrete-variable extremum problems. **Operations research**, [S.l.], v. 5, n. 2, p. 266–288, 1957.

DANTZIG, T. Number, the language of science. revised and augmented. **The Journal of Nervous and Mental Disease**, [S.l.], v. 92, n. 4, p. 546, 1940.

DE CAMPOS, L. M. et al. Ant colony optimization for learning bayesian networks. **International Journal of Approximate Reasoning**, [S.l.], v. 31, n. 3, p. 291–311, 2002.

DEN BESTEN, M.; STÜTZLE, T.; DORIGO, M. Ant colony optimization for the total weighted tardiness problem. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PARALLEL PROBLEM SOLVING FROM NATURE, 2000. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2000. p. 611–620.

- DEVARAJ, D.; YEGNANARAYANA, B.; RAMAR, K. Radial basis function networks for fast contingency ranking. **International journal of electrical power & energy systems**, [S.l.], v. 24, n. 5, p. 387–393, 2002.
- DINU, S.; ODAGESCU, I.; MOISE, M. Environmental economic dispatch optimization using a modified genetic algorithm. **International Journal of Computer Applications (0975-8887)**, [S.l.], v. 20, n. 2, 2011.
- DIRECTOR, S.; ROHRER, R. The generalized adjoint network and network sensitivities. **IEEE Transactions on Circuit Theory**, [S.l.], v. 16, n. 3, p. 318–323, 1969.
- DOBRIJEVIĆ, Đ. M.; POPOVIĆ, D. P. An unified external network equivalent in steady-state security assessment. **Facta universitatis-series: Electronics and Energetics**, [S.l.], v. 23, n. 2, p. 179–189, 2010.
- DOMMEL, H. W.; TINNEY, W. F. Optimal power flow solutions. **IEEE Transactions on power apparatus and systems**, [S.l.], n. 10, p. 1866–1876, 1968.
- DOPAZO, J. et al. An external system equivalent model using real-time measurements for system security evaluation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], v. 96, n. 2, p. 431–446, 1977.
- DORIGO, M. Ottimizzazione, apprendimento automatico, ed algoritmi basati su metafora naturale. **Unpublished doctoral dissertation, Politecnico di Milano, Italy**, [S.l.], 1992.
- DORIGO, M.; BIRATTARI, M.; STUTZLE, T. Ant colony optimization. **IEEE computational intelligence magazine**, [S.l.], v. 1, n. 4, 2006.
- DORIGO, M.; BLUM, C. Ant colony optimization theory: a survey. **Theoretical computer science**, [S.l.], v. 344, n. 2-3, p. 243–278, 2005.
- DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. **IEEE Transactions on evolutionary computation**, [S.l.], v. 1, n. 1, p. 53–66, 1997.
- DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. **The ant system**: an autocatalytic optimizing process. [S.l.]: Technical report, 1991.
- DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)**, [S.l.], v. 26, n. 1, p. 29–41, 1996.
- DORIGO, M.; STÜTZLE, T. Ant colony optimization: overview and recent advances. In: **Handbook of metaheuristics**. [S.l.]: Springer, 2019. p. 311–351.
- DUGAN, R. C. et al. **Electrical power systems quality**. [S.l.]: mcgraw-Hill New York, 1996. v. 2.
- DUHART, B. et al. An experimental study on ant colony optimization hyper-heuristics for solving the knapsack problem. In: MEXICAN CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION, 2018. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2018. p. 62–71.
- EJEBE, G.; WOLLENBERG, B. Automatic contingency selection. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], n. 1, p. 97–109, 1979.

ELGERD, O. I. **Electric energy systems theory: an introduction**. [S.l.]: McGraw-Hill Book Company, New York, NY, 1982.

ESTEBSARI, A. et al. Techno-economic impacts of automatic undervoltage load shedding under emergency. **Electric Power Systems Research**, [S.l.], v. 131, p. 168–177, 2016.

FENET, S.; SOLNON, C. Searching for maximum cliques with ant colony optimization. In: **WORKSHOPS ON APPLICATIONS OF EVOLUTIONARY COMPUTATION**, 2003. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2003. p. 236–245.

FIGUEROA-CANDIA, M.; FELDER, F. A.; COIT, D. W. Resiliency-based optimization of restoration policies for electric power distribution systems. **Electric Power Systems Research**, [S.l.], v. 161, p. 188–198, 2018.

FRANCISCO, G. d. S. Avaliação de ferramentas de análise de estabilidade de tensão. **Itajubá, MG**, [S.l.], 2005.

FU, C.; BOSE, A. Contingency ranking based on severity indices in dynamic security analysis. **IEEE Transactions on power systems**, [S.l.], v. 14, n. 3, p. 980–985, 1999.

GALIANA, F. Bound estimates of the severity of line outages in power system contingency analysis and ranking. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], n. 9, p. 2612–2624, 1984.

GAMBARDELLA, L. M.; DORIGO, M. An ant colony system hybridized with a new local search for the sequential ordering problem. **INFORMS Journal on Computing**, [S.l.], v. 12, n. 3, p. 237–255, 2000.

GAMBARDELLA, L. M.; TAILLARD, É.; AGAZZI, G. Macs-vrptw: a multiple colony system for vehicle routing problems with time windows. In: **NEW IDEAS IN OPTIMIZATION**, 1999. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1999.

GAO, F. et al. An improved voltage compensation approach in a droop-controlled dc power system for the more electric aircraft. **IEEE Trans. Power Electron**, [S.l.], v. 31, n. 10, p. 7369–7383, 2016.

GERHARDT, R. A. **Um sistema computacional para análise de segurança em sistemas de energia elétrica**. [S.l.]: Universidade do Vale do Rio do Sinos, 2007.

GUERRA, A. F. et al. Seleção de contingências para violações de mw em ramos de sistemas elétricos de potência utilizando abordagem multinível adaptativa. **Campinas, SP**, [S.l.], 2002.

GUTJAHR, W. J.; RAUNER, M. S. An aco algorithm for a dynamic regional nurse-scheduling problem in austria. **Computers & Operations Research**, [S.l.], v. 34, n. 3, p. 642–666, 2007.

HENNEAUX, P.; KIRSCHEN, D. S. Probabilistic security analysis of optimal transmission switching. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 31, n. 1, p. 508–517, 2016.

IRISARRI, G.; LEVNER, D.; SASSON, A. Automatic contingency selection for on-line security analysis-real-time tests. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], n. 5, p. 1552–1559, 1979.

JIA, Y. et al. Risk-based power system security analysis considering cascading outages. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, [S.l.], v. 12, n. 2, p. 872–882, 2016.

- JOHNSON, D.; HILBURN, J.; JOHNNY, J. **Fundamentos de análise de circuitos elétricos .(o. d. martins, & ma moreira de santis, trads.) rio de janeiro, rj.** [S.l.]: Brasil: Prentice-Hall do Brasil, 1994.
- JOYA, G.; GARCÍA-LAGOS, F.; SANDOVAL, F. Contingency evaluation and monitorization using artificial neural networks. **Neural Computing and Applications**, [S.l.], v. 19, n. 1, p. 139–150, 2010.
- KABOURIS, J. Voltage security considerations in an open power market. **IEEE**, [S.l.], p. 278–283, 2000.
- KAPLUNOVICH, P.; TURITSYN, K. S. Statistical properties and classification of n-2 contingencies in large scale power grids. In: SYSTEM SCIENCES (HICSS), 2014 47TH HAWAII INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 2014. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014. p. 2517–2526.
- KARP, R. M. On the computational complexity of combinatorial problems. **Networks**, [S.l.], v. 5, n. 1, p. 45–68, 1975.
- KORB, O.; STÜTZLE, T.; EXNER, T. E. Plants: application of ant colony optimization to structure-based drug design. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON ANT COLONY OPTIMIZATION AND SWARM INTELLIGENCE, 2006. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2006. p. 247–258.
- KUNDUR, P.; BALU, N. J.; LAUBY, M. G. **Power system stability and control.** [S.l.]: McGraw-hill New York, 1994. v. 7.
- KUNDUR, P. et al. Definition and classification of power system stability ieee/cigre joint task force on stability terms and definitions. **IEEE transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 19, n. 3, p. 1387–1401, 2004.
- LEGUIZAMON, G.; MICHALEWICZ, Z. A new version of ant system for subset problems. In: EVOLUTIONARY COMPUTATION, 1999. CEC 99. PROCEEDINGS OF THE 1999 CONGRESS ON, 1999. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1999. v. 2, p. 1459–1464.
- LEKSHMI, M.; NAGARAJ, M. Online static security assessment module using radial basis neural network trained with particle swarm optimization. In: **Intelligent and efficient electrical systems.** [S.l.]: Springer, 2018. p. 215–224.
- LESSING, L.; DUMITRESCU, I.; STÜTZLE, T. A comparison between aco algorithms for the set covering problem. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON ANT COLONY OPTIMIZATION AND SWARM INTELLIGENCE, 2004. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2004. p. 1–12.
- LIAO, T. et al. Ant colony optimization for mixed-variable optimization problems. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, [S.l.], v. 18, n. 4, p. 503–518, 2014.
- MAJIDI-QADIKOLAI, M.; BALDICK, R. Integration of  $n - 1$  contingency analysis with systematic transmission capacity expansion planning: ercot case study. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 31, n. 3, p. 2234–2245, 2016.
- MANIEZZO, V. Exact and approximate nondeterministic tree-search procedures for the quadratic assignment problem. **INFORMS journal on computing**, [S.l.], v. 11, n. 4, p. 358–369, 1999.

- MARTENS, D. et al. Ant-based approach to the knowledge fusion problem. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON ANT COLONY OPTIMIZATION AND SWARM INTELLIGENCE, 2006. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2006. p. 84–95.
- MATHEWS, G. B. On the partition of numbers. **Proceedings of the London Mathematical Society**, [S.l.], v. 1, n. 1, p. 486–490, 1896.
- MELIOPOULOS, A. S.; CHENG, C. S.; XIA, F. Performance evaluation of static security analysis methods. **IEEE Transactions on power systems**, [S.l.], v. 9, n. 3, p. 1441–1449, 1994.
- MENG, Z.; XUE, Y.; LO, K. A new approximate load flow calculation method for contingency selection. In: POWER SYSTEMS CONFERENCE AND EXPOSITION, 2006. PSCE'06. 2006 IEEE PES, 2006. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2006. p. 1601–1605.
- MENG, Z.; XUE, Y.; LO, K. An approximate load flow calculation method for the contingency selection of double transmission line outage. In: THE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL ENGINEERING. SHENYANG, CHINA:[SN], 2009. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2009.
- MERKLE, D.; MIDDENDORF, M. Ant colony optimization with global pheromone evaluation for scheduling a single machine. **Applied Intelligence**, [S.l.], v. 18, n. 1, p. 105–111, 2003.
- MERKLE, D.; MIDDENDORF, M.; SCHMECK, H. Ant colony optimization for resource-constrained project scheduling. **IEEE transactions on evolutionary computation**, [S.l.], v. 6, n. 4, p. 333–346, 2002.
- MONTICELLI, A. J. **Fluxo de carga em redes de energia elétrica**. [S.l.]: E. Blucher, 1983.
- MONTICELLI, A.; PEREIRA, M.; GRANVILLE, S. Security-constrained optimal power flow with post-contingency corrective rescheduling. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 2, n. 1, p. 175–180, 1987.
- MOURA, A. P. D.; MOURA, A. A. F. D. Fluxo de potência newton-raphson desacoplado com matrizes constantes de susceptância e de condutância. **XVIII Congresso Brasileiro de Automática. Bonito, MS**, [S.l.], p. 332–339, 2010.
- NAIK, S.; KHEDKAR, M.; BHAT, S. Effect of line contingency on static voltage stability and maximum loadability in large multi bus power system. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, [S.l.], v. 67, p. 448–452, 2015.
- NIMS, J. W.; EL-KEIBB, A.; SMITH, R. Contingency ranking for voltage stability using a genetic algorithm. **Electric power systems research**, [S.l.], v. 43, n. 1, p. 69–76, 1997.
- PANDIARAJAN, K.; BABULAL, C. Fuzzy harmony search algorithm based optimal power flow for power system security enhancement. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, [S.l.], v. 78, p. 72–79, 2016.
- PANTELI, M.; MANCARELLA, P. Modeling and evaluating the resilience of critical electrical power infrastructure to extreme weather events. **IEEE Systems Journal**, [S.l.], v. 11, n. 3, p. 1733–1742, 2017.

- PAPADIMITRIOU, C.; STEIGLITZ, K. **Combinatorial optimization**: algorithms and complexity. [S.l.]: Dover Publications, 1998. (Dover Books on Computer Science Series).
- PARPINELLI, R. S.; LOPES, H. S.; FREITAS, A. A. Data mining with an ant colony optimization algorithm. **IEEE transactions on evolutionary computation**, [S.l.], v. 6, n. 4, p. 321–332, 2002.
- POLYMENEAS, E.; MELIOPOULOS, A. S. Margin-based framework for online contingency selection in unbalanced networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 32, n. 1, p. 30–38, 2017.
- POUDEL, S.; NI, Z.; SUN, W. Electrical distance approach for searching vulnerable branches during contingencies. **IEEE Transactions on Smart Grid**, [S.l.], v. 9, n. 4, p. 3373–3382, 2018.
- QUINTELA, A. Estudo de índices de proximidade ao limite de estabilidade de tensão e aplicação na seleção de contingências. **Dissertação de mestrado**, [S.l.], 2002.
- REIMANN, M.; DOERNER, K.; HARTL, R. F. D-ants: savings based ants divide and conquer the vehicle routing problem. **Computers & Operations Research**, [S.l.], v. 31, n. 4, p. 563–591, 2004.
- ROSENKRANTZ, D. J.; STEARNS, R. E.; LEWIS, P. M. An analysis of several heuristics for the traveling salesman problem. In: **Fundamental problems in computing**. [S.l.]: Springer, 2009. p. 45–69.
- SAITOH, H.; TAKANO, Y.; TOYODA, J. Genetic algorithm-based method for contingency screening in power systems. **Electrical engineering in Japan**, [S.l.], v. 116, n. 2, p. 99–111, 1996.
- SHMYGELSKA, A.; HOOS, H. H. An ant colony optimisation algorithm for the 2d and 3d hydrophobic polar protein folding problem. **BMC bioinformatics**, [S.l.], v. 6, n. 1, p. 30, 2005.
- SILVA JUNIOR, I. d. J. et al. Planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando segurança e planos de programação da geração. **Campinas, SP**, [S.l.], 2005.
- SILVA NETO, A.; BECCENERI, J. Técnicas de inteligência computacional inspiradas na natureza—aplicação em problemas inversos em transferência radiativa. **Sociedade Brasileira de Matemática aplicada e Computacional (SBMAC)**, [S.l.], v. 41, p. 122, 2009.
- SOCHA, K.; KNOWLES, J.; SAMPELS, M. A max-min ant system for the university course timetabling problem. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON ANT ALGORITHMS, 2002. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2002. p. 1–13.
- SOCHA, K.; SAMPELS, M.; MANFRIN, M. Ant algorithms for the university course timetabling problem with regard to the state-of-the-art. In: WORKSHOPS ON APPLICATIONS OF EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2003. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2003. p. 334–345.
- SOLNON, C. Solving permutation constraint satisfaction problems with artificial ants. In: ECAI, 2000. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2000. p. 118–122.
- SOLNON, C. Ants can solve constraint satisfaction problems. **IEEE transactions on evolutionary computation**, [S.l.], v. 6, n. 4, p. 347–357, 2002.

SRIVANI, J.; SWARUP, K. Power system static security assessment and evaluation using external system equivalents. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, [S.l.], v. 30, n. 2, p. 83–92, 2008.

STOTT, B.; ALSAC, O. Fast decoupled load flow. **IEEE transactions on power apparatus and systems**, [S.l.], n. 3, p. 859–869, 1974.

STUTZLE, T.; HOOS, H. Max-min ant system and local search for the traveling salesman problem. In: EVOLUTIONARY COMPUTATION, 1997., IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 1997. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1997. p. 309–314.

STÜTZLE, T.; HOOS, H. H. Max–min ant system. **Future generation computer systems**, [S.l.], v. 16, n. 8, p. 889–914, 2000.

SUDERSAN, A.; ABDELRAHMAN, M.; RADMAN, G. Contingency selection and static security enhancement in power systems using heuristics-based genetic algorithms. In: SYSTEM THEORY, 2004. PROCEEDINGS OF THE THIRTY-SIXTH SOUTHEASTERN SYMPOSIUM ON, 2004. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2004. p. 556–560.

SUNITHA, R.; KUMAR, S. K.; MATHEW, A. T. Online static security assessment module using artificial neural networksexample of. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 28, n. 4, p. 4328–4335, 2013.

TINNEY, W. F.; HART, C. E. Power flow solution by newton’s method. **IEEE Transactions on Power Apparatus and systems**, [S.l.], n. 11, p. 1449–1460, 1967.

TOMSOVIC, K. et al. Designing the next generation of real-time control, communication, and computations for large power systems. **Proceedings of the IEEE**, [S.l.], v. 93, n. 5, p. 965–979, 2005.

VUONG, M. H.; LEFEBVRE, S.; DAI DO, X. Detection and estimation of topology and parameter errors from real-time measurements. In: POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING, 2002 IEEE, 2002. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2002. v. 3, p. 1565–1569.

WEEDY, B. M. et al. **Electric power systems**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012.

WU, F. F.; MOSLEHI, K.; BOSE, A. Power system control centers: past, present, and future. **Proceedings of the IEEE**, [S.l.], v. 93, n. 11, p. 1890–1908, 2005.

ZABORSZKY, J.; WHANG, K.-W.; PRASAD, K. Fast contingency evaluation using concentric relaxation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, [S.l.], n. 1, p. 28–36, 1980.

ZANETTA JR, L. C. **Fundamentos de sistemas elétricos de potência**. [S.l.]: Editora Livraria da Física, 2006.

ZHONG, J. et al. Determining optimal inspection intervals in maintenance considering equipment aging failures. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], v. 32, n. 2, p. 1474–82, 2017.

## Otimização por Colônia de Formigas para a análise de segurança de sistemas de energia elétrica

Juarez da Silva<sup>1</sup>, Felipe Caon<sup>1</sup>, Iverson Costa<sup>1</sup>, José V. Canto dos Santos<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidade do Vale do Rio dos Sinos - UNISINOS  
Av. Unisinos, 950 Bairro Cristo Rei, São Leopoldo - RS

{juarezmachado, fvcaon}@edu.unisinos.br, iverson.c@gmail.com, jvcanto@unisinos.br

**Abstract.** Security analysis in electrical systems is an arduous task with high importance degree for energy suppliers. In this task, contingency is the operational output of one or more equipment of a network, and contingency selection is the correct ascertainment of the most severe existent contingencies in a system. Indicate the contingencies is the first step to develop control action and maintain the system operation integrity. In this paper, the contingency selection problem is designed as a combinatorial optimization problem. This problem is solved using the Ant Colony Optimization (ACO) meta-heuristic. The ACO based method is presented and tested over IEEE30 bus test system with double contingencies. Results show that an accuracy close to 100% of severe contingencies were chosen by the algorithm, when compared to exhaustive method.

**Resumo.** A análise de segurança de redes elétricas é uma tarefa com elevado grau de importância para as concessionárias de energia elétrica. Nesta tarefa, uma contingência é a saída de operação de um ou mais equipamentos, enquanto que seleção de contingências é a determinação das contingências mais severas existentes no sistema. Indicar estas contingências é o primeiro passo para realizar ações de controle e manter a integridade da operação do sistema. Neste trabalho, a seleção de contingências é modelada como um problema de otimização combinatorial, e um algoritmo de Otimização por Colônia de Formigas, do inglês Ant Colony Optimization (ACO), é aplicado. O método é apresentado e testado em uma rede IEEE30, considerando contingências duplas de ramos no sistema. Os resultados demonstram, em comparação ao método exaustivo, uma exatidão próxima de 100% na seleção das contingências duplas de ramos mais severas, segundo o critério de violação de potência ativa nos ramos.

### 1. Introdução

A energia elétrica é um recurso de grande importância para a sociedade, em que o desenvolvimento social e econômico são totalmente dependentes deste meio. Para chegar até o usuário final, a energia elétrica passa por diferentes processos e sistemas interconectados. Estes sistemas são chamados de Sistemas Elétricos de Potência (SEP). Os SEPs são então encarregados de conduzir a energia elétrica das fontes geradoras até os locais onde será consumida. Desse modo, a qualidade e a continuidade do fornecimento de energia têm um papel fundamental no modo de vida contemporâneo [Adibi 2000].

A constante expansão das redes elétricas, com a finalidade de proporcionar mais benefícios à população, traz consigo uma maior complexidade na operação e manutenção.



Esta complexidade demanda que a análise de segurança da rede elétrica seja verificada praticamente em tempo real, para evitar erros de decisão ao desconectar um equipamento da rede, ou ainda prever a possibilidade de saída de operação de um equipamento subdimensionado. A fim de atingir o objetivo de confiabilidade no fornecimento de energia elétrica para a população, os centros de controle devem investigar e identificar rapidamente distúrbios que podem ocorrer e, ao mesmo tempo, corrigi-los para que não haja surtos de tensão ou blecautes na rede. A análise de contingências é uma etapa relevante da análise de segurança, sendo esta responsável por determinar qual o nível de importância de cada equipamento de uma rede. Ela deve identificar entre todas as possibilidades de contingências, quais delas poderiam levar o sistema a um estado de instabilidade ou de insegurança [Srivani and Swarup 2008]. Uma análise extensiva sobre todas as contingências em uma rede elétrica torna-se inviável, devido às restrições de tempo impostas a essa operação. Neste sentido, as contingências mais graves devem ser identificadas de forma segura e ágil [Elgerd 1982]. Para auxiliar na análise de contingências de sistemas elétricos, é cada vez mais comum a utilização de métodos computacionais com o intuito de selecionar as contingências mais graves do sistema.

Para realizar a análise de contingências em um SEP, este trabalho trata a seleção de contingências como um problema de otimização combinatória análogo ao problema da mochila, do inglês *Knapsack Problem* (KP). O KP clássico consiste em maximizar o valor dos itens contidos em uma mochila, levando em consideração que a mochila tem uma capacidade finita e que, cada item, tem um valor. O objetivo, portanto, é encontrar a mochila mais valiosa, ou seja, encontrar uma lista de contingências contendo as contingências mais severas possíveis do sistema.

Como proposta de solução ao problema de otimização combinatória na seleção das contingências em um SEP, utiliza-se um algoritmo meta-heurístico de Otimização por Colônia de Formigas, do inglês *Ant Colony Optimization* (ACO) [Dorigo et al. 2006]. A modelagem do problema por KP e a utilização da meta-heurística ACO, levou a implementação para uma proposta onde cada formiga recebe uma mochila, e cada espaço desta mochila recebe uma contingência possível do sistema.

Para testar a abordagem proposta, levou-se em consideração a resolução de contingências duplas na rede de testes IEEE30, onde as contingências mais severas foram selecionadas sob aspecto de violação de fluxo de potência ativa nas linhas de transmissão.

## **2. Conceitos Básicos**

### **2.1. Sistemas elétricos de potência**

Um SEP consiste em um conjunto de instalações e equipamentos que são destinados a geração, transmissão, medição e distribuição de energia elétrica [Zanetta Jr 2006]. É necessário que os SEPs estejam sempre em pleno funcionamento enviando energia de forma segura a seus consumidores, ou seja, com uma taxa de falhas baixíssima. Em caso de falha, em qualquer parte de seu processo, o SEP deverá identificar onde a falha ocorreu e consertá-la de forma rápida e segura.

Falhas em SEPs podem ocorrer por motivos diversos, tais como sobrecargas na rede, fatores climáticos e envelhecimento de componentes eletrônicos. Quando estas falhas acontecem, a alimentação de outros componentes dependentes é interrompida. Logo, é necessária a substituição de componentes a fim de que a alimentação seja reestabelecida.

Em muitos SEPs, existem meios alternativos nas linhas de transmissões para a passagem de energia elétrica de um ponto a outro. Deste modo, se houver alguma falha na rede, a alimentação será interrompida para apenas uma parcela dos consumidores, aumentando assim a confiabilidade da rede elétrica. O grande problema de expandir a rede elétrica desta forma, é a complexidade na análise das linhas de transmissão em tempo real. Assim, é desejável o uso de algum algoritmo que possa realizar esta análise de forma rápida.

## 2.2. Análise de segurança

A Análise de Segurança em Redes Elétricas (AS) envolve a avaliação de dados da rede através de simulações para estimar seu estado de operação atual, como também para estimar a evolução desse estado de operação em um determinado (e geralmente curto) espaço de tempo [Balu 1992].

O crescimento constante da demanda energética, aliado aos insuficientes investimentos no sistema e à reestruturação do setor elétrico, têm contribuído para a operação dos sistemas de energia elétrica nas proximidades de seus limites de transmissão, o que torna a AS muito importante [Kabouris 2000]. Inserida neste contexto, a análise de contingências é uma das tarefas mais importantes para a operação de redes elétricas.

## 2.3. Análise de contingências

Contingência é a saída de operação de algum equipamento da rede, como um gerador, um transformador ou uma linha de transmissão [Sudersan A. 2004]. Contingências podem ocorrer por problemas atmosféricos, incêndios, erros humanos, falhas em equipamentos, entre outros [Almeida 2005]. Quanto a sua ordem, contingências podem ser simples ou múltiplas. Contingências simples envolvem a saída de operação de um equipamento da rede, enquanto que contingências múltiplas envolvem a saída de operação de dois ou mais equipamentos da rede [Balu 1992].

A saída de múltiplos equipamentos de operação ao mesmo tempo gera uma explosão combinatória. Podemos expressar a quantidade possível de contingências segundo a Equação 1.

$$C_{lk} = \frac{l!}{(l-k)! * k!} \quad (1)$$

onde:

$C_{lk}$ : combinações possíveis de contingências no sistema;

$l$ : quantidade de equipamentos do sistema;

$k$ : quantidade de equipamentos na contingência.

O objetivo da análise de contingências é saber quais contingências, de todas possíveis, são mais graves em uma rede elétrica. Devido ao fato de flutuação de energia nas redes, a análise deve acontecer de forma contínua e rápida. Mesmo com todo avanço computacional atual, juntamente com as restrições impostas pelos SEPs, é impraticável uma análise de todas contingências em tempo real [Canto dos Santos et al. 2015]. Existindo assim a necessidade de algum algoritmo capaz de realizar esta análise de forma mais eficiente.

#### 2.4. Otimização por Colônia de Formigas

A ACO é uma meta-heurística baseada no comportamento de formigas quando estas estão em busca de alimento. Proposto por [Dorigo 1992], o algoritmo consiste na busca do melhor caminho possível para determinadas situações através do uso de feromônio como agente de aprendizado.

Na natureza, as formigas saem aleatoriamente, à procura de alimento e, quando o encontram, deixam uma trilha de feromônio para que outras formigas possam chegar ao alimento. De forma análoga, a ACO implementa um algoritmo onde as formigas se adaptam de acordo com os resultados obtidos por outros agentes [Dorigo et al. 2006]. A meta-heurística pode ser implementada como mostra o pseudocódigo na Figura 1.

```

Sequência básica para implementação do ACO
Início do loop
  Solução
  Ações Daemon (opcional)
  Atualização de feromônios
Fim do loop

```

Figura 1. Pseudocódigo do algoritmo ACO.

O pseudocódigo da Figura 1 mostra procedimentos básicos de um algoritmo ACO, conforme sugerido pelos autores [Dorigo et al. 2006]:

- a) solução;
- b) ações *Daemon*;
- c) atualização de feromônios.

O primeiro procedimento consiste em representar a solução de acordo com a modelagem do problema, onde este deve ser visto em forma de grafo. As formigas irão se mover entre os nodos do grafo se houver algum tipo de conexão entre eles. O movimento entre os nodos do grafo de vizinhança também leva em consideração o feromônio depositado na região.

Ações *Daemon*, o segundo procedimento, diz respeito à implementações que tenham como objetivo refinar a busca no algoritmo, de forma a tomar melhores decisões e convergir a bons resultados mais rapidamente.

O procedimento de atualização de feromônios tem por objetivo guiar a busca através das taxas de deposição e evaporação. Um aumento excessivo na deposição do feromônio faz com que todas formigas convirjam para a mesma solução. Em contrapartida, um aumento bem dimensionado na taxa de evaporação de feromônio pode fazer com que as formigas procurem soluções ainda não consideradas, pesquisando em novos espaços de busca, sendo estes espaços promissores ou não.

Considerando os procedimentos necessários à implementação do algoritmo ACO, é possível visualizar as principais variáveis que são necessárias para encontrar a melhor solução:

- número de formigas na busca;
- quantidade de feromônio depositada nas soluções encontradas;
- taxa de evaporação do feromônio.

## 2.5. Problema da mochila

O KP, é um problema de otimização combinatória. O problema proposto por [Dantzig 1957] levanta a questão de armazenar em uma mochila os objetos mais valiosos sem sobrecarregar sua capacidade, maximizando o valor dos itens colocados na mochila. Neste trabalho, a similaridade entre o KP e o problema da seleção de contingências é abordado da seguinte maneira:

- a) lista de contingências mais graves foi considerada como a mochila;
- b) foi considerada a quantidade desejada de contingências mais graves como a capacidade da mochila;
- c) considerou-se cada contingência possível como um item a ser incluído ou não na mochila;
- d) a severidade de cada contingência é tratada como o valor de cada item.

## 3. Metodologia e condução dos experimentos

Este trabalho apresenta o algoritmo ACO modelado com KP para a seleção das contingências mais severas de uma rede elétrica. Utilizou-se como critério de seleção das contingências a violação de fluxo de potência ativa nas linhas de transmissão e transformadores do sistema. Para otimizar a busca da solução da ACO, uma vez que o modelo considerado no trabalho é o de KP, foi codificada uma mochila para cada formiga da colônia. Esta mochila permite que cada formiga possa armazenar uma quantidade de contingências previamente parametrizada no algoritmo.

Foi definida como contingência a saída de operação de duas linhas de transmissão, ou seja, contingências duplas de ramo. Na rede IEEE30, o total de contingências duplas de ramo possíveis é 820, ou seja, a combinação binária de todos os 41 ramos existentes na rede tomados de dois a dois.

A severidade de cada contingência é determinada pelo cálculo de violações de fluxo de potência ativa. Inicialmente, um Fluxo de Carga Desacoplado Rápido (FCDR) [Stott and Alsac 1974] é executado para obter o estado de cargas e demandas atendidas para a rede. Após a simulação desse estado, é computado o Índice de Severidade de Fluxo (ISFI). O ISFI é calculado considerando o valor do fluxo de potência ativa, conforme a Equação 2:

$$ISFI = \sum_{l=1}^v \frac{pmw_l^2}{cmw_l^2} \quad (2)$$

onde:

- pmw<sub>l</sub>*: fluxo de potência ativa do ramo *l*;
- cmw<sub>l</sub>*: capacidade do ramo *l*, em MW;
- v*: número de ramos com sobrecarga;
- l*: índice do ramo sobrecarregado.

Após a execução do FCDR, as violações de fluxo de potência ativa em cada uma das linhas de transmissão são contabilizadas em ISFI. Essas violações ocorrem quando o fluxo de potência ativa em uma linha de transmissão é superior ao seu limite.

### 3.1. Fluxo de funcionamento do algoritmo

O algoritmo desenvolvido neste trabalho funciona conforme o fluxograma apresentado na figura 2. Inicialmente, cada formiga separa um subconjunto de barras. As barras que formam esse subconjunto são escolhidas de forma aleatória, sem levar em consideração qualquer critério de vizinhança. Dentre as barras do subconjunto, a formiga seleciona uma barra e, posteriormente, um ramo qualquer ligado a esta barra. A probabilidade de seleção da barra é afetada pela quantidade de feromônio depositada nela e a probabilidade de seleção de cada ramo é uniforme. A cada dois ramos selecionados, uma contingência é formada, e o FCDR é executado para estimar a geração e as cargas nesse cenário pós-contingência. Após a estimativa gerada pelo FCDR, a severidade da contingência é computada, utilizando-se ISFI. O processo de formação e cálculo de severidade de contingências é repetido até que a mochila esteja cheia. Durante o processo de preenchimento da mochila, podem ocorrer casos em que as contingências inviabilizem o cálculo do FCDR, seja por não convergência ou por desconexões. Esses casos são graves e, por isso, são separados pelo algoritmo para avaliação posterior.

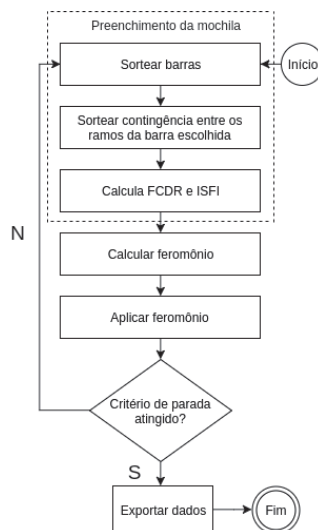


Figura 2. Diagrama de blocos para o programa proposto.

Assim que as formigas estejam com suas mochilas completas, inicia-se a etapa de distribuição de feromônio. O feromônio é aplicado a cada iteração em todas as barras ligadas às contingências da mochila, sendo este distribuído de forma inversamente proporcional ao maior ISFI encontrado até o momento ( $ISFI_{max}$ ). O parâmetro denominado como Multiplicador de feromônio ( $M_{fr}$ ), é definido no início do programa e tem como objetivo aumentar ou reduzir a velocidade de convergência por uma solução. É importante ressaltar que um  $M_{fr}$  muito alto pode levar a solução para ótimos locais. A Equação 3 apresenta a maneira como o Feromônio aplicado à Barra ( $FB_i$ ) é realizada para cada mochila.

$$FB_i = \left( \frac{ISFl_i * M_{fr}}{ISFl_{max}} \right) + FB_i \quad (3)$$

onde:

$FB_i$ : quantidade de feromônio que será depositada na barra sob análise;

$ISFl_i$ : ISFl da contingência sob análise;

$M_{fr}$ : multiplicador de feromônio;

$ISFl_{max}$ : indica o maior ISFl encontrado até a iteração vigente.

O feromônio calculado é aplicado como um aditivo na probabilidade do sorteio das barras para as próximas iterações do algoritmo. Como a contingência é tratada observando os ramos, são elevadas as probabilidades das barras conectadas ao ramo da contingência sob análise.

Ao final da iteração, após todas as formigas terem atualizado o feromônio de todas as contingências em suas mochilas, o algoritmo realiza o cálculo de evaporação do feromônio, para evitar que o algoritmo fique preso em uma solução ótima local. A Equação 4, é executada em todas as barras do sistema com a finalidade de evaporar o feromônio aplicado nas iterações anteriores.

$$FB_i = (1 - \rho)FB_i \quad (4)$$

onde:

$FB_i$ : quantidade de feromônio que será depositada na barra sob análise;

$\rho$ : coeficiente de evaporação do feromônio.

A principal característica desejável para o algoritmo proposto é a capacidade de convergir a bons resultados utilizando poucos recursos computacionais, ou seja, fazendo varreduras de pequenas porções do espaço de busca.

### 3.2. Taxa de captura

A Taxa de captura ( $T_{cr}$ ) é um escalar que mede o quanto um método de seleção é efetivo em retornar as contingências mais graves. Ele compara a lista de contingências mais graves retornada pelo método avaliado com a lista de contingências mais graves retornada pelo método exaustivo, que testa todas as contingências possíveis [Albuquerque 2005], [Quintela 2002]. A Equação 5 mostra como a  $T_{cr}$  é obtida:

$$T_{cr} = \frac{k_p}{N} * 100 \quad (5)$$

onde:

$T_{cr}$ : taxa de captura;

$N$ : quantidade de contingências graves que deseja-se capturar;

$K_p$ : contingências sabidamente graves que estão nas posições  $p$  iniciais da lista;

$p$ : posições tomadas da lista de contingências graves segundo o método avaliado.

Os valores  $N$  e  $p$  foram considerados como 20 para a rede IEEE30. Ou seja, ao final do programa, o algoritmo irá checar se os 20 primeiros valores encontrados pelo algoritmo ACO condizem com os 20 primeiros valores encontrados pelo ANAREDE®.

### 3.3. Percentual de varredura do espaço de busca

O espaço de busca pode ser entendido como o conjunto de todos os valores possíveis para as variáveis de decisão de um problema [Papadimitriou and Steiglitz 1998]. Neste trabalho, o espaço de busca considerado é o conjunto de todas as contingências duplas de ramo possíveis. O percentual de varredura do espaço de busca identifica quantas soluções, dentre as possíveis, foram testadas. Quanto menor o percentual, maior a eficiência. O percentual de varredura do espaço de busca é obtido através da Equação 6:

$$peb_i = \frac{qia_i}{C_k^r} \quad (6)$$

onde:

$peb_i$ : percentual do espaço de busca atingido na iteração  $i$ ;  
 $qia_i$ : quantidade de contingências avaliadas até a iteração  $i$ ;  
 $C_k^r$ : combinações de  $r$  ramos tomados de  $k$  em  $k$ ;  
 $k$ : ordem das contingências.

## 4. Testes e resultados

O algoritmo ACO modelado com KP foi utilizado para encontrar as contingências duplas de ramo mais severas sob o ponto de vista de ISFl na rede IEEE30, que possui 820 contingências duplas de ramos possíveis.

Antes de iniciar os testes foram feitas as escolhas dos parâmetros a serem usados para obter o melhor resultado no algoritmo. Para apresentação de resultados duas parametrizações, listadas na Tabela 1, foram escolhidas:

Parâmetros	Parametrização 1	Parametrização 2
Tamanho da mochila	6	3
Quantidade de formigas	1	8
Fator de evaporação	10%	10%
Multiplicador de feromônio	800	1000
Número de iterações	350	500
Quantidade de barras para subconjunto de filtro	12	12

**Tabela 1. Melhores parametrizações encontradas para a rede IEEE30.**

Os resultados obtidos para ambas as parametrizações, média de 30 execuções, podem ser visualizados na Tabela 2:

Resultado	Parametrização 1	Parametrização 2
Espaço de busca varrido	68,0%	74,7%
Taxa média de captura	93,0%	95,5%

**Tabela 2. Resultados dos testes na rede IEEE30, média de 30 execuções.**

É possível visualizar, através das Figuras 3 e 4, que em ambos os casos, a taxa média de captura atinge valores acima de 90%. O que também deve ser levado em conta

é o percentual do espaço de busca varrido, que na parametrização 2 é 6,7% menor. Para aplicações em sistemas maiores, conforme o espaço de busca for maior, mais recursos computacionais serão necessários para a execução do algoritmo. Entretanto objetiva-se que um espaço de busca percentualmente menor seja necessário para obter taxas de captura similares.

Nos gráficos apresentados nas Figuras 3 e 4, o eixo das abcissas corresponde ao total de iterações, enquanto o eixo das ordenadas mostra o percentual atingido até a iteração. A Figura 3 mostra a parametrização 1, que utiliza apenas 1 formiga com 6 espaços na mochila. Nesta parametrização o algoritmo precisou de mais iterações para encontrar as contingências mais graves, porém os recursos computacionais utilizados foram menores, dado que um percentual menor do espaço de busca foi varrido. Na parametrização 2, apresentada na Figura 4, havia mais formigas, o que fez a taxa média de captura convergir de forma mais rápida.

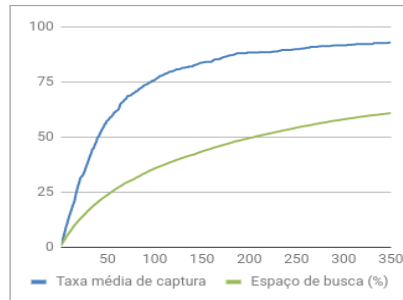


Figura 3. Parametrização 1

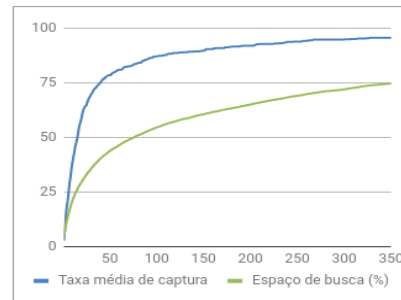


Figura 4. Parametrização 2

## 5. Conclusão e trabalhos futuros

Este trabalho, apresenta uma alternativa à etapa de seleção de contingências do problema de análise de segurança de sistemas de energia elétrica, utilizando um algoritmo baseado na meta-heurística ACO. Para que o algoritmo ACO fosse efetivo em encontrar as contingências mais graves, explorou-se a similaridade com o problema da mochila, resolvendo-se o mesmo como um problema combinatório. Com o objetivo de manter a seleção de contingências eficiente, foi utilizado para cálculo de fluxo de potência o método FCDF para obtenção de um caso base para o cômputo do ISFI. Embora eficaz, esse método, ainda demanda um certo esforço computacional.

Os resultados obtidos mostraram-se promissores pois, utilizando as parametrizações propostas, o algoritmo obteve resultados acima de 90% na taxa média de captura. Para a rede IEEE30, a parametrização 1 mostrou-se satisfatória, pois enquanto a taxa média de captura diferiu pouco em relação à parametrização 2, o espaço médio de busca se mostrou 6,7% menor, fazendo com que menos ciclos de *clock* sejam usados durante a execução do programa. Ao passo que o algoritmo se mostra eficaz, este poderá ser eficiente, pois a varredura média do espaço de busca se mostra baixa. Deste modo, se torna evidente que o algoritmo ACO pode ser considerado uma ferramenta promissora para a execução da seleção de contingências em redes maiores, o que justifica aprofundar os estudos na área.



Como trabalhos futuros, a meta será testar o algoritmo implementado em redes elétricas reais, de maior porte. Além disso, planeja-se fazer uma comparação do ACO com outras meta-heurísticas já estudadas para o problema de seleção de contingências.

## Referências

- Adibi, M. (2000). Power system restoration. *Methodologies and Implementation Strategies. IEEE series on Power Engineering. PM Anderson. Series Editor.*
- Albuquerque, M. (2005). Seleção de contingências com relação a estabilidade de tensão para análise de segurança em tempo real. *Dissertação de mestrado.*
- Almeida, S. e Pestana, R. (2005). Definição e análise de contingências severas na rede eléctrica portuguesa. *9º Congresso Hispano-Luso de Engenharia Electrotécnica*, pages 1–9.
- Balu, N. (1992). On-line power system security analysis. *IEEE*, 80:262–280.
- Canto dos Santos, J. V. C., Costa, I. F., and Nogueira, T. (2015). New genetic algorithms for contingencies selection in the static security analysis of electric power systems. *Expert Systems with Applications*, 42(6).
- Dantzig, G. B. (1957). Discrete-variable extremum problems. *Operations research*, 5(2):266–288.
- Dorigo, M. (1992). Ottimizzazione, apprendimento automatico, ed algoritmi basati su metafora naturale. *Unpublished doctoral dissertation, Politecnico di Milano, Italy.*
- Dorigo, M., Birattari, M., and Stutzle, T. (2006). Ant colony optimization. *IEEE computational intelligence magazine*, 1(4).
- Elgerd, O. I. (1982). Electric energy systems theory: an introduction.
- Kabouris, J. (2000). Voltage security considerations in an open power market. *IEEE*, pages 278–283.
- Papadimitriou, C. and Steiglitz, K. (1998). *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*. Dover Books on Computer Science Series. Dover Publications.
- Quintela, A. (2002). Estudo de índices de proximidade ao limite de estabilidade de tensão e aplicação na seleção de contingências. *Dissertação de mestrado.*
- Srivani, J. and Swarup, K. (2008). Power system static security assessment and evaluation using external system equivalents. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 30(2):83–92.
- Stott, B. and Alsac, O. (1974). Fast decoupled load flow. *IEEE transactions on power apparatus and systems*, (3):859–869.
- Sudersan A., A. M. e. R. G. (2004). Contingency selection and static security enhancement in power systems using heuristics-based genetic algorithms. pages 556–560.
- Zanetta Jr, L. C. (2006). *Fundamentos de sistemas elétricos de potência*. Editora Livraria da Física.

# Towards a More Reliable System for Contingency Selection in Static Security Analysis of Electric Power Systems

Juarez Machado da Silva, Iverson Costa, José Vicente Canto dos Santos, Jorge Luis Victória Barbosa, Torsten Braun, and Gustavo Pessin

**Abstract**—The reliable supply of electricity plays a key role in the contemporary way of life. In order to provide more benefits to the population, electrical networks are getting bigger to produce more energy. This growth, while necessary, brings problems in operation and maintenance, since the networks are more complex. This complexity requires that network security analysis should be performed in real time to avoid decision errors when disconnecting a device from the network or predicting the possibility of operating output from an undersized device. In this paper, an intelligent system for contingency selection in static security analysis of electric power systems is proposed. The indication of the contingencies is the first step to develop control action and maintain the system operation integrity. We propose and evaluate the contingency selection as a combinatorial optimization problem, employing an ant colony optimization metaheuristic to model the situation. The system is evaluated over a IEEE 30-bus network considering double outages of branches. Results show an accuracy close to five nines for severe contingencies.

**Index Terms**—Ant Colony Optimization, Electric Power Systems, Static Security Analysis, Contingency Selection.

## I. INTRODUCTION

**E**LECTRICITY is a resource of great importance for the society, in which social and economic development are totally dependent on this environment. To reach the customer, the electric energy goes through different processes and interconnected devices forming a complex system. This system is called Electric Power System (EPS). EPSs are responsible for conducting the electric power from the generating sources to the consumers. In this way, the reliable supply of electricity plays a key role in the contemporary way of life [1], [2].

In order to provide more benefits to the population, electrical networks are getting bigger to produce more energy. This growth, while necessary, brings problems in operation and maintenance, since the networks are more complex. This complexity requires that network security analysis be done in real time to avoid decision errors when disconnecting a device from the network or predicting the possibility of operating output from an undersized device.

J. M. da Silva, I. Costa, J. V. C. dos Santos, and J. L. V. Barbosa are with the Polytechnic School, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Sao Leopoldo – RS, Brazil e-mail: juarezmachado@edu.unisinos.br

T. Braun is with the Institute of Computer Science, University of Bern, Bern Switzerland e-mail: braun@inf.unibe.ch

G. Pessin is with the Robotics Lab, Instituto Tecnológico Vale, Ouro Preto – MG, Brazil e-mail: pessin@ieee.org

Manuscript received April 19, 2005; revised August 26, 2015.

With the objective of achieving reliability in providing electric power to the population, control centers should quickly investigate and identify disturbances that may occur and, at the same time, correct them to overcome any voltage surges or blackouts that may happen in the network [2], [3]. The safety analysis in electrical power systems is treated in two ways, being a static and a dynamic analysis. The static security analysis considers the system in equilibrium, for this the system must be observed in a steady state of its operation. However, the dynamic security analysis considers the transient state of the system, so the electromagnetic phenomena that occur during changes in the system topology are analyzed. Contingency analysis is a relevant step in the security analysis, which is responsible for determining the level of importance of each device in a network. The contingency analysis must identify among all contingency possibilities, which of them could lead the system to a state of instability or insecurity [4].

An extensive analysis of all the contingencies in a power grid becomes impracticable, due to the time constraints imposed on the operation. In this sense, the most serious contingencies must be identified in a secure and agile way [5], [6]. To assist in the analysis of electrical system contingencies, it is increasingly common to use computational methods in order to select the most serious contingencies of the system.

Artificial Neural Networks (ANN) are a highly studied computational method for the selection of contingencies in static security analysis [7]–[9]. The results presented by the literature have been showing satisfactory results for this kind of problem, when using ANN as solution methods [7]. However, for this method it is necessary that the ANN module be trained with various operating and contingency conditions of the network to achieve the result. The method was developed considering simple branch contingency. In our work, we are using a method based on metaheuristic, specifically Ant Colony Optimization (ACO) [10], [11], as a strategy to avoid system training requirements with different operating conditions as in the ANN method.

The use of Genetic Algorithms (GA) in the static contingency selection problem have proved to be effective [12]. This also motivated the choice of the ACO algorithm for our work, since the ACO is a metaheuristic like the GA, with great potential of resolution of this type of problem. The ACO developed in this work differs from other existing methods due to the possibility of implementing its search mechanism of new solutions directly by the vertices (buses), and indirectly

from the edges (branches) of the network.

To perform the contingency analysis in an EPS, this article treats the static selection of contingencies as a combinatorial optimization problem analogous to the Knapsack Problem (KP). The classic KP consists of maximizing the value of the items contained in a knapsack, taking into account that the knapsack has a finite capacity, and that each item has a value [13], [14]. The goal, therefore, is to find the most valuable knapsack, it means to find a list of contingencies containing the most severe contingencies possible in the system.

The modeling of the problem by KP and the use of the ACO metaheuristic led to the implementation where each ant receives a knapsack, and each space of this knapsack receives a possible contingency of the system. To test the proposed approach, double outages of branches in the IEEE 30-bus test network were considered. The severity selection criteria is the active power flow violation in transmission lines caused by the contingency.

The article is organized as follows. Section II presents the basic concepts to understand the article, through a brief review of the literature. Section III shows the proposed method and the conduction of the experiments. Section IV presents the tests and results on the IEEE 30-bus test network. Finally, section V presents conclusions and indicates directions of future works.

## II. BASIC CONCEPTS

This section presents a brief literary review on security analysis in electrical power systems. The basic concepts used in ant colony optimization metaheuristics are also presented in this section, because ACO is the basis of the algorithm developed for the resolution of the static contingency selection in the IEEE 30-bus test network. At the end of this section are presented the concepts of the knapsack problem, this was used to model the static contingency selection problem in this article due to the similarity between the two problems.

### A. Electrical Power Systems

An EPS consists of a set of installations and equipments for the generation, transmission, measurement and distribution of electrical energy [15], [16]. It is necessary that the EPS stays always in full operation by sending energy safely to the consumers with a very low failure rate. In case of failure, in any part of the process, the EPS should identify where the fault occurred and repair it quickly and safely [17]–[19]. Figure 1 shows a simplified example of an EPS.

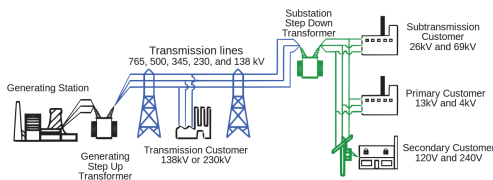


Fig. 1. Simplified electrical power system example

Failures in EPSs can occur for a variety of reasons, such as network overload, weather factors, and aging of electronic components [20], [21]. Knowing the most serious faults in advance is important so that the control center can decide how to reconfigure the network and raise its level of operational safety.

### B. Security Analysis

The Security Analysis (SA) in power networks involves evaluating network data through simulations to estimate the current operating state, as well to estimate the evolution of that state of operation in a given (and usually short) space of time [22], [23].

The operation of electric power systems has been working close to its limits of power transmission. This scenario occurs due to factors such as the increasing energy demand for the population, insufficient investments in the EPSs and the slow restructuring of the electric sector [23], [24]. Inserted in this context, contingency analysis is one of the most important tasks for the operation of electrical networks.

### C. Contingency Analysis

Contingency is the operation outage of one or more devices from a network, such as a generator, transformer or transmission line [6], [25]. Contingencies can occur due to weather issues, fires, human errors, equipment failures (enhanced by aging), among others [26], [27]. As for their order, contingencies can be simple (N-1) or multiple (N-k) [28]–[30]. Simple contingencies involve the operation outage of a device from the network, while multiple contingencies involve the operation outage of two or more devices from the network [22].

The operation outage of multiple devices at the same time generates a combinatorial explosion. We can express the possible quantity of contingencies according to equation 1.

$$C_{Nk} = \frac{N!}{(N-k)! * k!} \quad (1)$$

where:

- $C_{Nk}$ : possibilities of combinations of contingencies in the system;
- $N$ : amount of system equipment;
- $k$ : amount of equipment in contingency.

The purpose of the contingency analysis is to know which contingencies, of all possible, are most serious in a power grid. Due to the fluctuation of energy in the networks, the analysis must happen continuously and rapidly. Even with all current computational advancements, along with the constraints imposed by EPS, it is impractical to analyze all real-time contingencies [12]. There is thus the need for some algorithm capable of performing this analysis more efficiently.

### D. Ant Colony Optimization

Ant colony optimization is a metaheuristic based on the behavior of ants when they are in search of food. Proposed by Coloni et al. [31], the algorithm consists of searching for

the best possible path for certain situations through the use of pheromones as a learning agent.

In nature, ants go out randomly in search of food, and when they find it, they leave a trail of pheromone so other ants can reach the food. Analogously, ACO implements an algorithm where the ants adapt according to the results obtained by other agents [10], [11].

The metaheuristic can be implemented as shown by the following pseudocode.

*Basic Sequence for Implementing of the ACO*

*Loop Start*

*Solution*

*Daemon Action (optional)*

*Pheromone Update*

*End of the Loop*

The pseudocode shows the basic procedures of an ACO algorithm, as suggested by the authors [10]:

- 1) solution;
- 2) daemon actions;
- 3) pheromone update.

The first procedure consists of representing the solution according to the modeling of the problem, where it must be seen in a graph form. Originally, the ants will move between the nodes of the graph if there is some kind of connection between them. The movement between the nodes of the neighborhood graph also takes into account the pheromones deposited in the region.

Daemon actions, the second procedure, concerns implementations that aim to refine the search in the algorithm, in order to make better decisions and converge to good results more quickly.

The procedure of pheromone updating aims to guide the search through deposition and evaporation rates. An excessive increase in pheromone deposition causes all ants to converge to the same solution. On the other hand, a well-sized increase pheromone evaporation rate can cause the ants to seek solutions not yet considered, searching in new solution spaces, those spaces being promising or not.

Considering the procedures necessary to implement the ACO algorithm, it is possible to visualize the main variables that are necessary to find the best solution:

- number of ants in search;
- amount of pheromones deposited in the solutions found;
- pheromone evaporation rate.

#### E. The Knapsack Problem

The knapsack problem is a combinatorial optimization problem. The problem proposed by Dantzig [13] raises the question of storing the most valuable objects in a knapsack without overloading their capacity, maximizing the value of the items placed in the knapsack [14]. In this work, the similarity between KP and the contingency selection problem is approached as follows:

- 1) each possible contingency is considered as an item to be included or not in the knapsack;
- 2) the severity of each contingency is treated as the value of each item.

### III. METHODOLOGY AND CONDUCTION OF THE EXPERIMENTS

This work presents the ACO algorithm modeled with KP for the selection of the most severe contingencies of an electrical network in the static aspect. The criteria for contingency selection is the violation of the active energy flow in the transmission lines and in the transformers of a system. The active power flow violation is obtained by the Fast Decoupled Load Flow (FDLF) calculation [32], [33]. Figure 2-I shows an example of a simplified graph as a power grid, in this example the term bus is defined for power plants or generators, electricity substations and consumers or loads. The connecting elements between the buses are treated as branches, and it can still be understood as the transformers and the transmission lines of electrical energy from one point to another.

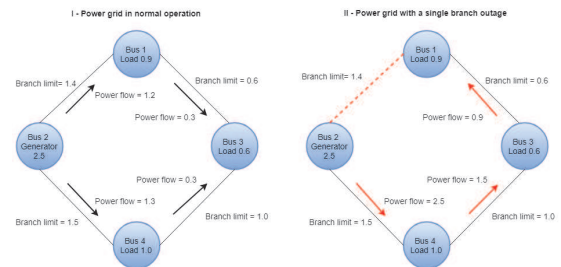


Fig. 2. Simplified power grid example

Figure 2-II presents the power grid with a single branch outage, or a single branch contingency, where the branch connecting the buses 1 and 2 is removed from the system and the network is subjected to an overload condition in the remaining branches.

The IEEE 30-bus test network used in this work is composed of 41 branches, in order to increase the complexity of the problem to test the capacity of the method developed for multiple contingencies, this work was proposed to test double outages of branches (N-2). Considering the Equation 1 the IEEE 30-bus test network presents 820 possibilities of N-2 contingencies.

To optimize the search for the ACO solution, since the model considered in the work is KP, a knapsack was coded for each ant in the colony. This knapsack allows each ant to store a number of contingencies previously parameterized in the algorithm.

#### A. Algorithm operation flow

The algorithm proposed works according to the flowchart shown in Figure 3. The main objective of the algorithm is to find the most serious contingencies in the network under analysis. Therefore, once the algorithm starts its operation a global knapsack is initialized to store the most serious contingencies found until the iteration in force. This process of filling the global knapsack is shown in Figure 3 as *Knapsack filling of the most serious contingencies*. The ants and their knapsacks are also initialized at the start of the algorithm.

Figure 3 shows the process of *Knapsack filling* of each ant in the blue blocks. The amount of most severe contingencies to be stored by the algorithm in the global knapsack is pre-defined prior to program execution, as well as the number of ants and the knapsack capacity of each ant.

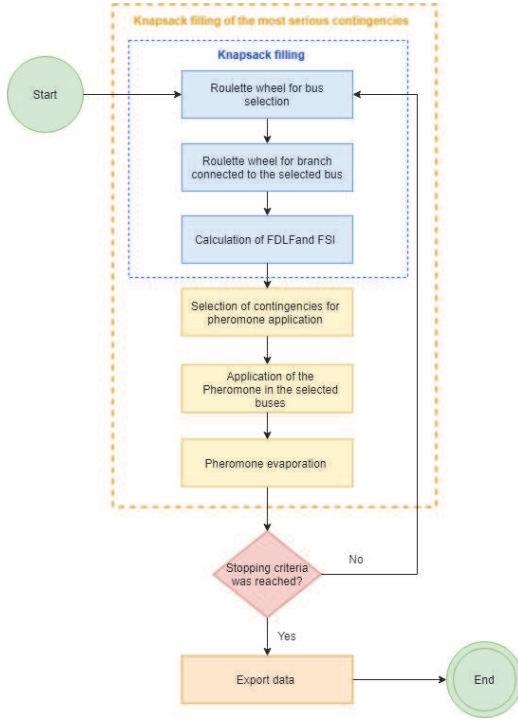


Fig. 3. Block diagram of the proposed algorithm

1) *Roulette wheel for bus selection*: The first step to be performed by the algorithm is the roulette wheel [34] for the buses selection, shown in Figure 3 as *roulette wheel for bus selection*. The probability of selecting a bus at the roulette wheel is directly affected by the amount of pheromone present on the bus at the time the roulette wheel rotates. In the first iteration of the algorithm all buses present the same probability of selection, for this a fixed value was created for all buses called *minimum probability of selection*. The value of the pheromone receives increment each time a bus is selected as fit for such in the iteration in question. Figure 4 shown an example of pheromone values applied in two buses.

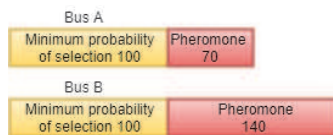


Fig. 4. Example of pheromone applied in buses

At each iteration the cumulative probability value of all buses should be calculated to define the overall roulette wheel range. Considering the example in Figure 4 the cumulative probability value is the sum of the range of bus A and the range of bus B, in this example the accumulated value is  $p_{cum} = 410$ . After obtaining the accumulated probability value, a number between zero and one is chosen by a roulette wheel with uniform probability. The number chosen is multiplied by the cumulative probability and defines a value that belongs to the range of a bus. Assuming that the value obtained in roulette wheel, between zero and one, is 0.1. The resulting value of roulette wheel for bus selection is  $p_{roulette} = 41$ , this value is within the range of bus A, since bus A has an interval  $[0, 170]$  and bus B  $(170, 410]$ . The Equation 2 represents the calculations used for the draw of the buses.

$$p_{cum} = \sum_{i=1}^n (h_i + ph_i) \quad (2)$$

$$P_{roulette} = p_{cum} \cdot q$$

where:

$p_{cum}$ : it is the cumulative value of the probabilities in the iteration;

$n$ : total number of buses in the system under analysis;

$h_i$ : minimum probability of selection in bus  $i$ ;

$ph_i$ : pheromone value in bus  $i$ ;

$P_{roulette}$ : it is the value obtained in roulette wheel on the basis of the accumulated probabilities in the iteration  $p_{cum}$ ;

$q$ : it is a randomly chosen value with uniform probability between  $[0,1]$ .

2) *Roulette wheel for branch connected to the selected bus*: A bus of an electric power system may be connected to  $n$  other buses, these connections are the branches. As soon as the algorithm selects a bus according by step III-A1, a branch connected to this bus must be selected to be disconnected from the system. The selection of the branch to be disconnected from the selected bus is by roulette wheel. The roulette wheel is performed with uniform probability between the branches connected to the selected bus, without any pheromone influence. Figure 2-II shows an example os branch disconnection.

3) *Calculation of FDLF and FSI*: In this step, the algorithm calculates the severity of each contingency to enter the ants knapsack. Steps III-A1 and III-A2 must be run twice so that two selected branches outages can form a N-2 contingency.

The severity of each contingency is determined by the calculation of active power flow violations. Initially, a FDLF is executed to obtain the state of loads for the network. After the simulation of this state, the Flow Severity Index (FSI) is computed. The FSI is calculated considering the value of the active power flow, according to Equation 3:

$$FSI = \sum_{l=1}^v \frac{pmw_l^2}{cmw_l^2} \quad (3)$$

where:

$pmw_l$ : active power flow at the branch  $l$ ;

$cmw_l$ : branch  $l$  capacity, in MW;

$v$ : number of branches with overload;  
 $l$ : overloaded branch index.

After the FDLF execution, the active power flow violations in each of the transmission lines are accounted to obtain FSI. These violations occur when the active energy flow on a transmission line exceeds its limit.

To avoid recalculation of the FDLF, every time a new calculation is performed, the results are stored in a memory structure to make the search more efficient. Thus, if in a new iteration a previously calculated N-2 contingency is chosen by roulette wheel again, the memory structure will be triggered and the resulting computation cost for the resulting FSI will tend to zero. The steps III-A1, III-A2 and III-A3 are repeated until the knapsack is full. During the process of filling the knapsack, there are cases in which the contingencies make the calculation of the FDLF unfeasible, either through non-convergence or disconnections. These cases are serious and are therefore separated by the algorithm for further evaluation.

After all the ants' knapsacks are full, the pheromone upgrade process begins.

4) *Pheromone update*: The pheromone update occurs at each iteration of the algorithm, being performed in three steps: Selection of contingencies for pheromone application; Application of pheromone in selected buses and Pheromone evaporation. The three steps will be described below, after the details of the implemented methods for the application of the pheromone in the buses.

In the algorithm, two methods of application of pheromone were developed for analysis of solution convergence. The use of one of the methods must be indicated before starting the algorithm.

- *Pheromone application only on the bus selected by roulette wheel*: The first way of applying the pheromone takes into account only the bus chosen by roulette wheel in step III-A1, thus disregarding the bus at the other end of the selected outage branch. This method was implemented with the idea that only one bus can receive pheromone to each outage branch, thus increasing attractiveness only in the bus selected by roulette wheel in a new iteration. Figure 5 shows an example where only the bus selected by roulette wheel receives pheromone.
- *Application of Pheromone in the two buses attached to the branch*: The second way developed to apply the pheromone took into account not only the bus selected by roulette wheel, but also the bus present at the other end of the selected branch. In this way the two buses present in the outaged branch receive pheromone identically, increasing the attractiveness for the both buses in a new iteration. Figure 6 shows an example where the two buses connected to the outaged branch receive pheromone.

#### Selection of contingencies for pheromone application

After completing the ants' knapsacks, the algorithm performs an analysis of the FSI values present in the backpack of each ant. This analysis aims to find the highest FSI inside the ants knapsack. After the highest FSI of each ant is found, we have the contingenced branches with greater severity of the iteration and, therefore, the buses attached to these branches.

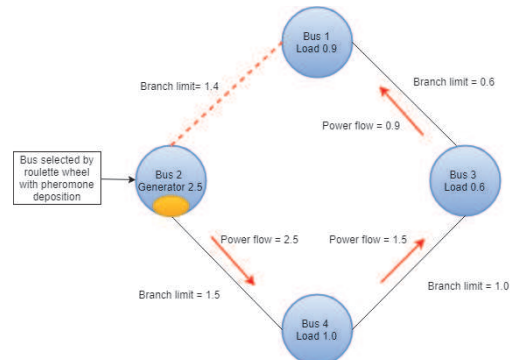


Fig. 5. Example of Pheromone application in the bus selected by roulette wheel

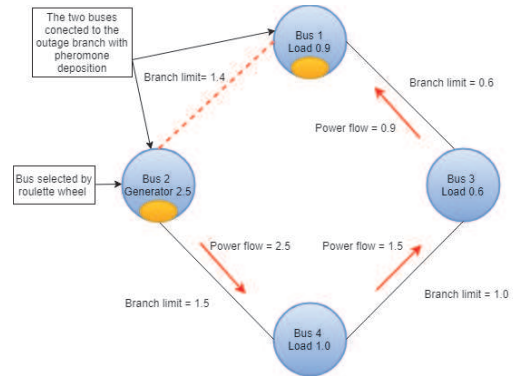


Fig. 6. Example of Pheromone application in the two buses connected to the branch

As shown in the step III-A1, the pheromone is a parameter present in each of the system buses. Therefore, the FSI values selected to update the pheromone indicate the bus, or the buses (depending on the method of application of the pheromone chosen), of the contingent branch for the addition of pheromone.

#### Application of pheromone in selected buses

The pheromone is added directly by a constant value defined at the start of the algorithm. In this way, the applied pheromone works as an additive in the probability of the draw of the buses for the next iterations of the algorithm, as shown in Figure 4. As the contingency is treated observing the branches, the probabilities of the buses connected to the outage branch under analysis are increased, according to the pheromone application method chosen at the beginning of the algorithm.

#### Pheromone evaporation

At the end of the iteration, after all the ants have updated the pheromone of the contingencies selected in their backpacks, the algorithm calculates the evaporation of the pheromone. Evaporation is a fundamental step in an ACO algorithm, since evaporation prevents the algorithm from having a strong tendency to search for a local optimum. Thus, evaporation

prevents a solution from increasing its attractiveness so much that the roulette wheel of step III-A1 results everytime in a single bus. Equation 4 is executed on all buses of the system in order to evaporate the pheromone applied in the previous iterations.

$$FB_i = (1 - \rho)FB_i \quad (4)$$

where:

$FB_i$ : quantity of pheromone in the bus under analysis;  
 $\rho$ : pheromone evaporation coefficient.

5) *Knapsack filling of the most serious contingencies and stopping criteria*: The detailed knapsack so far has been the one implemented for each ant. Nevertheless, in this article the algorithm aims to indicate the 20 most serious contingencies of the system under analysis. Therefore, the algorithm counts on a global backpack of 20 positions, to store the most severe contingencies found until the iteration in force of the algorithm.

At the end of each iteration, the contingencies selected in step III-A4 have their severity indices compared to the contingency indices found in the global knapsack. In this way, if any contingency of the current iteration presents a FSI greater than one of the contingencies present in the global knapsack, the global knapsack is updated, otherwise the global knapsack is preserved and the algorithm follows for the stopping criteria analysis.

Because it is an algorithm that seeks a solution to the problem of combinatorial optimization existing in the selection of contingencies, the possibility of applying the criterion of stopping based on the result of the objective function becomes uninteresting, without first knowing the results of the problem under simulation. Therefore, a good stopping criterion is the amount of iterations that the algorithm must perform. The number of iterations is also a user determined parameter at the beginning of the algorithm.

### B. Evaluation of efficiency of the algorithm

To evaluate the effectiveness of the ACO algorithm in the selection of contingencies, all possible N-2 contingencies were simulated by the exhaustive method and the obtained severities were stored in a csv file for comparison with the method proposed in this article.

The exhaustive method is fully comprehensive and consists in this way in the complete analysis of the contingencies of the network in question. Thus, the power flow is calculated for all possible contingencies of the network, using a performance index to classify them [35].

After obtaining the list of the most serious contingencies, considering power flow violations, via the exhaustive method, this is compared with the list of more serious contingencies returned by the ACO algorithm. The comparison is performed through the capture rate, and aims to verify the effectiveness of the proposed method. It should be recalled that many contingencies are unfeasible to calculate power flow (divergence, disconnection or non-convergence of the calculation method), although these cases belong to the list of serious

cases, they are computed in a separate list and are not used for comparative effect on the capture rate. These cases of unfeasible calculations for power flow returned in a separate list come from the need to be handled by some other specialized method for this task.

The ACO algorithm has the information of the amount of possible contingencies of the system beforehand, obtained through the calculation presented in Equation 1. This makes it possible to calculate the percentage of the search space traveled until it reaches the defined stop criterion. The percentage of the search space traveled will be another parameter to evaluate the ACO algorithm, but in this case with respect to the efficiency of the proposed method.

The main desirable characteristic for the proposed algorithm is the ability to converge to good results using few computational resources, which means to scan small portions of the search space.

1) *Capture Ratio*: The capture ratio ( $T_{cr}$ ) is a scalar that measures how much a selection method is effective in returning the most serious contingencies. It compares the list of most severe contingencies returned by the evaluated method to the list of most severe contingencies returned by the exhaustive method, which tests all possible contingencies [12], [36], [37]. Equation 5 shows how  $T_{cr}$  is obtained:

$$T_{cr} = \frac{k_p}{Q} * 100 \quad (5)$$

where:

$T_{cr}$ : capture ratio;  
 $Q$ : amount of serious contingencies to be captured;  
 $k_p$ : known serious contingencies that are in the initial p positions of the list;  
 $p$ : positions in the list of serious contingencies according to the method under evaluation.

The Q and p values were considered as 20 for the IEEE 30-bus test network. That is, at the end of the program, the algorithm will check if the first 20 values found by the ACO algorithm match the first 20 values found by the exhaustive method. For both the ACO algorithm and the exhaustive method, a complete execution of the FDLF is performed to calculate the power flow. The FDLF was chosen because it is a more efficient calculation method for this purpose [32], [33].

2) *Search Space Scan Percentage*: The search space can be understood as the set of all possible values for the decision variables of a problem [12], [38]. In this work, the considered search space is the set of all possible N-2 contingencies. The search space scan percentage identifies how many possible solutions have been tested. The lower the percentage, the greater the efficiency, since fewer FDLF executions will be necessary. The scanning percentage of the search space is obtained through Equation 6:

$$peb_i = \frac{qia_i}{Cr_k} \quad (6)$$

where:

$peb_i$ : percentage of the search space reached in the iteration i;

$qia_i$ : amount of contingencies evaluated until the iteration  $i$ ;

$C_k^r$ : combinations of  $r$  branches taken from  $k$  to  $k$ ;

$k$ : contingency order.

#### IV. TESTS AND RESULTS

The ACO algorithm modeled with KP was used with the two pheromone application methods presented in subsection III-A for N-2 contingencies in the IEEE 30-bus test network. Method 1 is defined when applying pheromone in the bus selected by roulette wheel, and method 2 when applying pheromone in the two buses attached to the selected branch. In both methods, 1260 different parametrizations were tested for each method, according to Table I. Each parameterization was tested 60 times, and those considered better in terms of capture rate and search space were separated for comparison.

TABLE I  
TABLE OF TESTED PARAMETERS

Parameter	Start	End	Increase Ratio
Quantity of Ants	1	3	1
Ant knapsack Size	3	6	1
Amount of Pheromone Added	30	80	10
Pheromone Evaporation Factor	1%	20%	1%

Table II presents the best parameterizations found for the two tested methods. For each method 1000 executions were performed with those parameters.

TABLE II  
BEST PARAMETERIZATIONS FOR THE IEEE30 NETWORK

Parameter	Method 1	Method 2
Quantity of Ants	3	2
Knapsack Size	6	3
Amount of Pheromone Added	40	80
Pheromone Evaporation Factor	9%	3%
Number of Iterations	1000	1000

In the graphs shown in Figure 7, the abscissa axis corresponds to the total of iterations, while the ordinate axis shows the percentage reached up to the iteration for the average capture ratio and the average search space scan percentage. In Figure 7, the method 1 uses only 3 ants with 6 spaces in the knapsack. This method with the parametrization chosen, despite reaching in last iteration an average capture ratio of 0.57% higher than method 2, caused the algorithm to seek larger portions of search space to find the most severe contingencies. Larger portions of search space used in method 1, means a greater use of computational resources compared to method 2. Figure 7 shows that method 2 used 2 ants with 3 spaces in the knapsack. Although, the average capture ratio was slightly below that found by method 1, there was a very significant difference in relation to the search space scanned. Method 2 presents a search space scanned 24.79% smaller, this makes method 2 a better option in terms of the necessary computational resources.

It is also possible to visualize, through the graphs shown in Figure 7, that in both cases the capture ratio reached values above 95%. The graphs also show the point where both

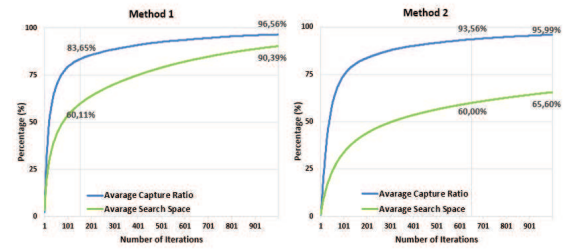


Fig. 7. Results for method 1 and method 2

methods reached 60% of the search space scanned. Method 1 reached 60.11% of the search space used in iteration 156 and reached an average total capture ratio of 83.65%, while method 2 reached 60% of the search space in iteration 657 reaching a capture ratio of 93.56%. For applications in larger systems, as the search space is larger, more computational resources will be required to execute the algorithm. However, a smaller percentage search space is required to obtain similar capture rates.

#### V. CONCLUSION AND FUTURE WORK

This work presents an alternative to the contingency selection stage of the static security analysis problem for electrical energy systems, using an algorithm based on the ACO metaheuristic. The knapsack problem was solved as a combinatorial problem to make the ACO algorithm effective in finding the most serious contingencies. In order to maintain contingency selection, the FDLF method was used to calculate the post-contingency scenario power flow to obtain a base case for the FSI computation. Although effective, this method still requires some computational effort. The results obtained are promising because, using the proposed parametrizations, the algorithm obtained results above 95% in the average capture rate. For the IEEE30 network, method 2 was satisfactory, because while the average capture rate differed little in relation to method 1, the average search space was 24.79% smaller, causing less computational burden during program execution. While the algorithm is effective, it can be efficient, since the average scan of the search space is low in method 2. In this way, it becomes evident that the ACO algorithm can be considered a promising tool for the execution of the contingencies selection in larger networks, which justifies to deepen the studies in the area. As future work, the goal will be to test the algorithm implemented in real and larger electrical networks.

#### ACKNOWLEDGMENT

The authors wish to acknowledge that this work was supported by CNPq/Brazil (National Council for Scientific and Technological Development - <http://www.cnpq.br>) and Coordenao de Aperfeioamento de Pessoal de Nvel Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001. We are also grateful to University of Vale do Rio dos Sinos - Unisinos (<http://www.unisinos.br>) for embracing this research.



## REFERENCES

- [1] M. Adibi, "Power system restoration," *Methodologies and Implementation Strategies. IEEE series on Power Engineering. PM Anderson. Series Editor*, 2000.
- [2] A. Estebsari, E. Pons, T. Huang, and E. Bompard, "Techno-economic impacts of automatic undervoltage load shedding under emergency," *Electric Power Systems Research*, vol. 131, pp. 168–177, 2016.
- [3] F. F. Wu, K. Moslehi, and A. Bose, "Power system control centers: Past, present, and future," *Proceedings of the IEEE*, vol. 93, no. 11, pp. 1890–1908, 2005.
- [4] J. Srivani and K. Swarup, "Power system static security assessment and evaluation using external system equivalents," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 30, no. 2, pp. 83–92, 2008.
- [5] O. I. Elgerd, "Electric energy systems theory: an introduction," 1982.
- [6] S. Naik, M. Khedkar, and S. Bhat, "Effect of line contingency on static voltage stability and maximum loadability in large multi bus power system," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 67, pp. 448–452, 2015.
- [7] P. Sekhar and S. Mohanty, "An online power system static security assessment module using multi-layer perceptron and radial basis function network," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 76, pp. 165–173, 2016.
- [8] I. Bhatt, A. Dhandhia, and V. Pandya, "Static security assessment of power system using radial basis function neural network module," in *2017 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*. IEEE, 2017, pp. 274–278.
- [9] M. Lekshmi and M. Nagaraj, "Online static security assessment module using radial basis neural network trained with particle swarm optimization," in *Intelligent and Efficient Electrical Systems*. Springer, 2018, pp. 215–224.
- [10] M. Dorigo and T. Stützle, "Ant colony optimization: overview and recent advances," in *Handbook of metaheuristics*. Springer, 2019, pp. 311–351.
- [11] T. Liao, K. Socha, M. A. M. de Oca, T. Stützle, and M. Dorigo, "Ant colony optimization for mixed-variable optimization problems," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 18, no. 4, pp. 503–518, 2014.
- [12] J. V. Canto dos Santos, I. F. Costa, and T. Nogueira, "New genetic algorithms for contingencies selection in the static security analysis of electric power systems," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 6, 2015.
- [13] G. B. Dantzig, "Discrete-variable extremum problems," *Operations research*, vol. 5, no. 2, pp. 266–288, 1957.
- [14] B. Duhart, F. Camarena, J. C. Ortiz-Bayliss, I. Amaya, and H. Terashima-Marín, "An experimental study on ant colony optimization hyper-heuristics for solving the knapsack problem," in *Mexican Conference on Pattern Recognition*. Springer, 2018, pp. 62–71.
- [15] B. M. Weedy, B. J. Cory, N. Jenkins, J. B. Ekanayake, and G. Strbac, *Electric power systems*. John Wiley & Sons, 2012.
- [16] F. Gao, S. Bozhko, G. Asher, P. Wheeler, and C. Patel, "An improved voltage compensation approach in a droop-controlled dc power system for the more electric aircraft," *IEEE Trans. Power Electron*, vol. 31, no. 10, pp. 7369–7383, 2016.
- [17] P. Kundur, N. J. Balu, and M. G. Lauby, *Power system stability and control*. McGraw-hill New York, 1994, vol. 7.
- [18] R. C. Dugan, M. F. McGranaghan, H. W. Beaty, and S. Santoso, *Electrical power systems quality*. mcgraw-Hill New York, 1996, vol. 2.
- [19] A. Alnujaimi, M. Abido, and M. Almuahini, "Distribution power system reliability assessment considering cold load pickup events," *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018.
- [20] M. Figueroa-Candia, F. A. Felder, and D. W. Coit, "Resiliency-based optimization of restoration policies for electric power distribution systems," *Electric Power Systems Research*, vol. 161, pp. 188–198, 2018.
- [21] J. Zhong, W. Li, C. Wang, J. Yu, and R. Xu, "Determining optimal inspection intervals in maintenance considering equipment aging failures," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 2, pp. 1474–82, 2017.
- [22] Y. Jia, Z. Xu, L. L. Lai, and K. P. Wong, "Risk-based power system security analysis considering cascading outages," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 12, no. 2, pp. 872–882, 2016.
- [23] P. Henneaux and D. S. Kirschen, "Probabilistic security analysis of optimal transmission switching," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 1, pp. 508–517, 2016.
- [24] J. Kabouris, "Voltage security considerations in an open power market," *IEEE*, pp. 278–283, 2000.
- [25] K. Pandiarajan and C. Babulal, "Fuzzy harmony search algorithm based optimal power flow for power system security enhancement," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 78, pp. 72–79, 2016.
- [26] M. Panteli and P. Mancarella, "Modeling and evaluating the resilience of critical electrical power infrastructure to extreme weather events," *IEEE Systems Journal*, vol. 11, no. 3, pp. 1733–1742, 2017.
- [27] E. Ciapessoni, D. Cirio, G. Kjölle, S. Massucco, A. Pitto, and M. Sforna, "Probabilistic risk-based security assessment of power systems considering incumbent threats and uncertainties," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 6, pp. 2890–2903, 2016.
- [28] S. Poudel, Z. Ni, and W. Sun, "Electrical distance approach for searching vulnerable branches during contingencies," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, no. 4, pp. 3373–3382, 2018.
- [29] M. Majidi-Qadikolai and R. Baldick, "Integration of  $n - 1$  contingency analysis with systematic transmission capacity expansion planning: Ercot case study," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 3, pp. 2234–2245, 2016.
- [30] P. Kaplunovich and K. S. Turitsyn, "Statistical properties and classification of  $n-2$  contingencies in large scale power grids," in *System Sciences (HICSS), 2014 47th Hawaii International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 2517–2526.
- [31] A. Colomi, M. Dorigo, V. Maniezzo *et al.*, "An investigation of some properties of an ant algorithm," in *PPSN*, vol. 92, 1992, pp. 509–520.
- [32] B. Stott and O. Alsac, "Fast decoupled load flow," *IEEE transactions on power apparatus and systems*, no. 3, pp. 859–869, 1974.
- [33] S. Chatterjee and S. Mandal, "A novel comparison of gauss-seidel and newton-raphson methods for load flow analysis," in *Power and Embedded Drive Control (ICPEDC), 2017 International Conference on*. IEEE, 2017, pp. 1–7.
- [34] R. J. Aumann, "Subjectivity and correlation in randomized strategies," *Journal of mathematical Economics*, vol. 1, no. 1, pp. 67–96, 1974.
- [35] A. Monticelli, M. Pereira, and S. Granville, "Security-constrained optimal power flow with post-contingency corrective rescheduling," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 2, no. 1, pp. 175–180, 1987.
- [36] E. Polymeneas and A. S. Meliopoulos, "Margin-based framework for online contingency selection in unbalanced networks," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 1, pp. 30–38, 2017.
- [37] C. Fu and A. Bose, "Contingency ranking based on severity indices in dynamic security analysis," *IEEE Transactions on power systems*, vol. 14, no. 3, pp. 980–985, 1999.
- [38] C. H. Papadimitriou and K. Steiglitz, *Combinatorial optimization: algorithms and complexity*. Courier Corporation, 1998.