A Variable Neighborhood Descent Approach for Electrical Grids as an Overload Reduction Method

H. O. Caetano, C. D. Maciel, M. Bessani and L. Desuó N

Abstract-Nowadays, there is a growing need to analyse systems using complex networks and graphs, especially in critical infrastructures. That includes transmission and distribution systems, where a single fault may cause power interruption for several consumers. A special approach to this problem uses Optimal Transmission Switching (OTS), where edges are comutated to change the network topology, and improves fault response. Because of its computational complexity, heuristics are proposed to the problem. This paper aims to introduce Variable Neighborhood Descent (VND) to the OTS problem, because of its local search feature, as well as the ability to deal with local minimuns. For that, the neighborhood structures and objetive function were adapted to address the peculiarities of the electrical grids, and a power redistribution algorithm was implemented. Failures and attacks were simulated, and the overload reduction was compared between the original topology and the one found by the VND (by line-switching). For power overload failures, results were better in intermediate overload levels, for both topologies. For node removal, best results were found in scale-free graphs, especially in intentional attacks, which shows that the local search phase, presented in VND, works well in a subset of edges limited to the proximity of the failure, especially with networks that have hubs. The computacional time shows the potential of the heuristic to be used in real time analysis.

Index Terms—Optimization, Line-Switching, Complex Networks, Metaheuristics, Electrical Grid

I. INTRODUÇÃO

om o desenvolvimento constante da tecnologia, o estudo de infraestruturas críticas vem ocupando cada vez mais espaço em projetos ligados a distribuição de energia [1], [2]. A análise utilizando redes complexas é uma opção viável pois, em muitos casos, permite a modelagem de conexões e fluxos de potência de maneira satisfatória, como mostrado em [3], [4]. A abordagem utilizando redes complexas, ao adotar estruturas baseadas em grafos, permite a utilização de elementos ponderados, que representam informações particulares de cada estrutura dentro da rede, levando a uma análise mais detalhada, e não puramente topológica [5]. A abordagem de redes complexas para simular sistemas já foi utilizada em diversos sistemas do mundo real, como os sistemas de distribuição de água [6], redes de internet [7], transmissão e distribuição de energia [8], e até como forma de representar as conexões do cérebro humano [9].

site: http://www.sel.eesc.usp.br/lps/

e-mail: henriquecaetano1@usp.br

e-mail: mbessani@eee.ufmg.br

Ainda dentro da análise das infraestruturas críticas, faz-se necessária a introdução do conceito de resiliência. Embora existam diferentes definições para o termo [10], neste trabalho resiliência será definida como a capacidade de um sistema em manter o seu funcionamento (total ou parcial), mesmo em condições não usuais de operação. Em [11], por exemplo, são estudadas as possíveis relações entre as características e a resiliência de um sistema, para assim poder otimizar a sua resposta contra falhas em condições adversas. Em [12], são criadas métricas particulares de sistemas de transmissão e distribuição de energia, para auxiliar na análise de resiliência.

Uma das aplicações do estudo da resiliência de infraestruturas críticas é vista nos sistemas de transmissão e distribuição de energia. Há um interesse particular na análise topológica de sistemas reais, verificando a forma de conexão entre os elementos da rede (representados por nós e arestas). Essa análise é feita tanto em alta tensão [13], quanto em média e baixa tensão, conforme feito em [8]. Por se tratar de uma infraestrutura crítica, a resposta a falhas desses sistemas também é estudada. Nesse caso, é preciso detectar, isolar e restaurar a falha em questão, no chamado modelo FDIR [14]. A reconfiguração do sistema, nesse caso, é feita por meio da abertura e fechamento de chaves existentes, que permite isolar e reconectar áreas do sistema conforme necessário, permitindo uma melhoria na sua resiliência, com o objetivo de minimizar a interrupção de energia para o consumidor final, conforme mencionado no artigo supracitado.

Dada a relação entre as chaves do sistema e sua resiliência, há um interesse em determinar o conjunto de chaves ideal a ser aberto ou fechado após cada falha, no chamado *Optimal Transmission Switching* (OTS), conforme formulado em [15], e posteriormente modificado em [16] para permitir a análise de contingência. Um dos problemas da implementação dessa abordagem é o seu alto custo computacional, devido ao grande número de variáveis binárias, já que cada aresta possui 2 estados (aberto ou fechado), gerando 2^N soluções possíveis para N arestas. Visto isso, [17] propôs heurísticas que buscam classificar as arestas a sofrerem comutação, baseado nas variáveis duais presentes na dinâmica de fluxo de potência, removendo primeiro as que proporcionam maior redução de custo no sistema.

Como uma alternativa à análise de custo de cada aresta, [18] sugere comutar apenas as arestas próximas a falha, pois é nelas que as violações da rede são mais frequentes. No artigo citado, essa abordagem é utilizada para uma comutação de arestas preventiva, que comuta as arestas com maior potencial de violação da rede. Em [19], uma heurística baseada em programação dinâmica é proposta, e é mencionado que as heurísticas propostas para o problema de OTS possuem alta

H. O. Caetano, C. D. Maciel and L. Desuó N. are with the Department of Electrical and Computing Engineering, São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, São Carlos, SP, Brazil.

M. Bessani is with the Department of Electrical Engineering, Federal University of Minas Gerais, Belo Horizonte, MG, Brazil.

Corresponding author: Henrique de Oliveira Caetano

probabilidade de caírem em mínimos locais, dificultando a utilização das mesmas para problemas de otimização. Além disso, os artigos supracitados utilizam um modelo de fluxo de potência, que possui diversas restrições sendo necessária a verificação da factibilidade da solução gerada a cada iteração do método, acarretando em um aumento de custo computacional, já que as heurísticas geram soluções que são posteriormente descartadas.

O presente trabalho busca trazer uma nova metaheurística dentro do contexto de comutação de arestas em sistemas de transmissão e distribuição de energia, com o objetivo de melhorar a resposta do sistema a falhas. A metaheurística escolhida, nesse caso, foi a *Variable Neighborhood Descent* (VND) [20], cujo funcionamento é baseado na constante mudança da topologia do sistema, por meio de estruturas de vizinhanças, realizando buscas locais na rede, com o objetivo de minimizar uma função objetivo.

Existem algumas justificativas para a escolha da metaheurística em questão. A existência de buscas locais na metaheurística favorece a escolha do conjunto de arestas a ser comutado como sendo limitado à proximidade da falha, similar ao que foi feito em [18], porém agora com um caráter de recuperação do sistema após as falhas, e não preventivo, como no artigo citado. Essa abordagem já foi utilizada em conjunto com o algoritmo VND, como em [21], para o problema do caixeiro viajante, mostrando bons resultados. Além disso, [20] mostra que a dinâmica de vizinhanças variáveis, presente no método descrito, melhora a sua capacidade de lidar com mínimos locais. Por fim, o método gera apenas soluções factíveis, pois as restrições topológicas relacionadas ao fluxo de potência não são verificadas na implementação do algoritmo VND, mas sim posteriormente, na implementação de um algoritmo de transferência de potência.

Tanto o problema dos mínimos locais quanto a verificação da factibilidade da solução gerada são problemas constantes dentro da área de comutação de arestas (OTS). Embora sejam citados na literatura [18], [19], as heurísticas escolhidas pelos artigos citados não possuem características particulares para lidar com esses problemas. A contribuição do trabalho proposto consiste em trazer a metaheurística VND, capaz de lidar com essas questão, para o contexto do problema de OTS, adaptando-a (por meio da definição do conjunto de vizinhanças e da função objetivo), e analisando sua capacidade de proporcionar uma melhoria na resposta do sistema a falhas.

Toda a construção do sistema foi feita considerando grafos ponderados, onde os nós representam as cargas de alimentadores, e as arestas representam manobras que executam a transferência de carga de um alimentador para o outro. Além disso, um conjunto de falhas foi simulado no sistema, em dois tipos: Remoção completa do nó, por conta de uma falha na distribuição de energia; e excesso de potência, gerando sobrecarga na rede. A natureza da falha também foi estudada, podendo ser aleatória ou intencional. A influência dos parâmetros de ponderação na resposta do sistema a falhas foi estudada, em cada caso. Por fim, foi feita a comparação da resposta do sistema a falhas entre a topologia original do sistema (que se manteve após a aplicação das falhas) e aquela gerada pelo VND. Dessa forma, foi possível avaliar a eficiência do método meta-heurístico utilizado. Uma análise do tempo computacional também foi feita, para todos os casos.

Para esse fim, o trabalho é estruturado a seguir. Na seção II, é feita uma breve introdução de conceitos necessários para a melhor compreensão do trabalho. Na seção III estão descritos os softwares e hardwares utilizados na simulação, bem como a implementação dos grafos e dos métodos previamente mencionados. Na seção IV, estão indicados os resultados obtidos a partir da simulação. Por fim, na seção V, apresenta-se uma conclusão a respeito dos resultados, bem como perspectivas futuras para a área.

II. CONCEITOS PRELIMINARES

Um grafo, em suma, é um par ordenado G(V,A), onde V é o conjunto de nós (ou vértices) e A é o conjunto de arestas. As arestas representam a conexão entre os nós, e dessa forma uma aresta está diretamente associada a dois nós distintos. Os grafos utilizados nesse projeto são **não-direcionados**, e seus nós e arestas são ponderados, a fim de representar características dos seus elementos (como peso, capacidade e carga, por exemplo).

A centralidade de intermediação (betweenness centrality), para um grafo G(V, A) e para um nó v, é definida em (1), em que $\sigma(s,t)$ é o número de menores caminhos que ligam os nós s e t, $\sigma(s,t|v)$ é o número desses caminhos que passam pelo nó v [12]

$$c_B(v) = \sum_{s,t \in V} \frac{\sigma(s,t|v)}{\sigma(s,t)}.$$
(1)

A centralidade de proximidade (closeness centrality) representa, para cada nó do grafo, o inverso do comprimento médio dos caminhos mais curtos entre ele e todos os outros nós do sistema em questão. Sua função, para um grafo G(V, A) e para um nó u, é dada em (2), onde d(v, u) é o comprimento do menor caminho entre o par de nós (v, u), e N é o número de nós do grafo. Como as redes aqui implementadas possuem arestas ponderadas, a distância de um caminho entre dois nós foi definida como a soma dos fluxos de cada aresta que pertence a esse caminho [12].

$$C(u) = \frac{N-1}{\sum_{v=1}^{N-1} d(v, u)}.$$
 (2)

Por fim, foi definido o fluxo médio de um grafo, que representa a média dos fluxos das arestas, mostrado em (3), para um grafo G(V, A), onde M é o número de arestas totais no grafo.

$$F_m = \frac{\sum_{i \in A} F(i)}{M}.$$
(3)

Um conceito importante e que será utilizado para a implementação dos grafos ponderados é o de fluxo de potência [22], que caracteriza o estudo de sistemas de potência em condição de regime permanente. Em particular, utilizam-se dois parâmetros principais de um sistema elétrico: potência (relacionada a um nó) e admitância (associado às arestas). Considera-se que o sistema simulado trabalha em regime permanente, e portanto senoidal, onde cada nó possui uma tensão complexa (V_c) , e cada aresta possui uma corrente complexa (I_c) . O fluxo de corrente entre dois nós é calculado de acordo com 4, onde I_{ij} e Y_{ij} representam respectivamente a corrente e a admitância entre os nós (i,j), e V_i e V_j representam as tensões nesses respectivos nós.

$$I_{ij} = Y_{ij} \cdot (V_i - V_j) \tag{4}$$

Além disso, de forma equivalente, é possível trabalhar com o fluxo de potência, uma vez que $S_{ij} = V_i I_{ij}^*$. A tensão de cada nó é calculada de acordo com a sua carga, e dessa forma os três conceitos aqui apresentados (admitância, carga e potência) são de extrema importância nesse tipo de estudo.

III. MATERIAIS E MÉTODOS

Nessa seção, a implementação das redes complexas foi detalhada, tanto do ponto de vista das topologias utilizadas, quanto da implementação dos pesos nos elementos dos grafos ponderados. Os algoritmos de inserção de falhas e de redistribuição de potência foram definidos, bem como a implementação do método VND.

A. Topologias Utilizadas nas Redes Complexas

Neste trabalho, duas topologias foram utilizadas: Topologia de pequeno mundo (*Small-world*) e topologia Livre de escala (*Scale-free*). [23]. De maneira geral, estas são as duas topologias mais utilizadas para a simulação de sistemas elétricos utilizando redes complexas. [4], [11], [13], [24]. Existem estudos que consideram as redes de pequeno mundo similares a redes de **distribuição** de energia, enquanto as redes livre de escala se assemelham topologicamente a sistemas de **transmissão** de energia elétrica [24]. No entanto, o comportamento topológico do sistema pode variar muito, dependendo de qual rede elétrica está sendo analisada [13]. Dessa forma, optou-se por utilizar ambas as topologias nesse trabalho.

A topologia pequeno mundo foi implementada utilizando o método de Watts-Strogatz [25]. Além do número de nós N, os parâmetros a e p são entradas necessárias parar a execução do método, e representam respectivamente a adjacência média de cada nó e a probabilidade de uma aresta ser religada aleatoriamente na rede. Quanto maior p, maior é a aleatoriedade do grafo. Para esse estudo, utilizou-se p = 0.5, para representar uma rede com características de pequeno mundo [26]. Definiuse também a = 2, um grau de adjacência típico de uma rede de média e baixa tensão [27]. Por fim, N = 100.

Para a criação da rede livre de escala, utilizou-se o método descrito em [28], com N = 100 (número de nós). Para os outros parâmetros, utilizou-se os valores padrões implementados na biblioteca networkx (alpha = 0.41, beta = 0.54, gamma = 0.05). É importante observar que, com os parâmetros utilizados, o grau médio da topologia pequeno mundo é maior do que a livre de escala.

De maneira geral, a topologia pequeno mundo possui resiliência semelhante para falhas aleatórias e ataques. Por outro lado, a topologia livre de escala possui grande pouca vulnerabilidade contra falhas aleatórias, mas pode rapidamente colapsar quando sofre ataques [23]. Esse tipo de comportamento foi verificado nas análises feitas para esse trabalho.

B. Implementação dos Elementos Ponderados em nós e Arestas

Inicialmente, as arestas do grafo criado foram divididas em: ativas, que funcionam como chaves normalmente fechadas; e inativas, chaves normalmente abertas. As arestas ativas estão conectadas ao grafo inicialmente, enquanto as arestas inativas podem ser ativadas quando necessário, mantendo a dinamicidade da topologia do sistema. Uma porcentagem previamente definida de arestas é selecionada para fazer parte do conjunto de arestas ativas. Para esses estudos, essa porcentagem é de 80%, e a conectividade do grafo é sempre mantida.

Os grafos implementados possuem elementos de ponderação, que adicionam características numéricas aos elementos (nós e arestas) da rede, com o objetivo de aumentar a profundidade da análise a ser feita. Com o objetivo de simular sistemas elétricos, e utilizando os conceitos apresentados na seção II, os elementos de ponderação foram definidos. Primeiramente, cada vértice V do grafo possui dois parâmetros:

- Capacidade atual (C), que determina o valor atual contido no grafo. Nesse caso, representaria a potência elétrica transmitida por um determinado nó
- Capacidade máxima (M), que representaria o valor máximo de potência que poderia ser transmitida pelo respectivo nó

A relação entre os dois é feita pelo parâmetro β (aqui chamado de carregamento do sistema), de forma que $M = \beta \cdot C$.

Definimos a sobrecarga de um nó (Sc_i) como:

$$Sc_{i} = \begin{cases} C_{i} - M_{i}, & \text{se } C_{i} > M_{i} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$
(5)

As arestas possuem um parâmetro determinado fluxo máximo (F), que representa a potência máxima que pode fluir da aresta. O fluxo F de uma aresta que liga os nós i e j é determinado na inicialização do grafo, utilizando um parametro α , como mostrado em 6. Observe que o fluxo entre dois nós só vai ultrapassar esse valor em caso de sobrecarga (uma vez que não existe capacidade negativa).

$$F(i,j) = \alpha \cdot Max(M_i, M_j) \tag{6}$$

Estabelecer um parâmetro $\alpha \ge 1$ significa deixar o sistema com um superdimensionamento, e com maior tolerância para essas situações. Quando $\alpha = 1$ podemos dizer que o sistema está adaptado para transferências de fluxo em situação normal (sem sobrecarga). Caso tenha-se $\alpha < 1$, o sistema está subdimensionado para transferência de fluxo em situações de sobrecarga.

A capacidade máxima do sistema (M_{max}) pode ser definida para um grafo G(V,A) em 7, e representa a soma de todas as capacidades máximas individuais de cada nó. Essa métrica permite a definição da sobrecarga percentual do grafo $(SC_{\%})$, mostrado em (8), que representa a porcentagem da sobrecarga total do grafo, em relação a sua capacidade máxima.

$$M_{max} = \sum_{i \in V} M_i \tag{7}$$

$$SC_{\%} = \frac{\sum_{i \in V} Sc_i}{M_{max}} \tag{8}$$

C. Implementação das Falhas

Apenas falhas em nós foram implementadas, em dois tipos: Remoção completa do nó, em que o elemento é isolado do resto da rede; e sobrecarga incremental, onde potência (\mathbf{C}) de um nó é incrementada gradativamente, até que seja maior que o valor máximo (\mathbf{M}) para aquele nó, e este seja considerado com sobrecarga.

Além da classificação com relação ao elemento a sofrer a falha, esta ainda pode ser classificada como aleatória ou intencional. No caso de falhas aleatórias, um nó qualquer é escolhido. Já para os ataques intencionais, uma ordem de prioridade em que os nós sofrerão as falhas é determinada, com o objetivo de simular um ataque à rede. Os ataques intencionais representam eventos que são planejados, com o objetivo de levar a rede a um colapso. Dessa forma, os ataques sempre buscarão atingir os nós mais críticos da rede, e portanto, uma boa resposta do sistema a esse fenômeno é essencial, em particular para infraestruturas críticas (como é o caso dos sistemas elétricos de potência), dada a importância do bom funcionamento das mesmas na sociedade como um todo.

Os diferentes conceitos definidos na seção II podem ser utilizados para mostrar a importância de um nó na rede [27]. Para a implementação dos ataques intencionais, foi utilizada a centralidade de intermediação (*betweenness centrality*), que é considerada uma métrica relevante para mostrar a importância de um elemento em um sistema elétrico [12].

D. Variable Neighborhood Descent (VND)

O método VND é uma meta-heurística, isto é, um método para resolver problemas de otimização [29]. Sua lógica de funcionamento pode ser resumida no pseudocódigo apresentado em Algoritmo 1. A Condição_de_parada() é uma função que pode ser definida a partir de um tempo computacional máximo, ou número de iterações totais, ou número de iterações entre duas melhorias de vizinhança [29], [30], e é verificada a cada iteração.

A função f(x) é denominada função objetivo, e é utilizada para comparar a qualidade das possíveis soluções. O objetivo do método VND é minimizar essa função, a partir da constante mudança de vizinhanças da estrutura em questão. Os valores de k (k = 1,...,k_{max}) representam diferentes estruturas de vizinhanças, previamente definidas (linha 1). Além disso, uma solução inicial é gerada (linha 2), de acordo com as diretrizes definidas em III-B.

O método Explorar_Vizinhança(x,k) busca por um vizinho de x cujo valor da função objetivo seria mínimo, considerando a k-ésima estrutura de vizinhança. A topologia encontrada é colocada em x' (linha 6) e o valor de f(x') é comparado

Algoritmo I Aplicação do método VND		
1: k_max \leftarrow Input		
2: $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{Input}$		
3: while Condição_de_parada() = false do		
4: $\mathbf{k} \leftarrow 1$		
5: while $k \le k \max do$		
6: $x' \leftarrow \text{Explorar}_{v(x,k)}$		
7: if $f(x') < f(x)$ then		
8: $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}'$		
9: $\mathbf{k} \leftarrow 1$		
10: else		
11: $k \leftarrow k+1$		
12: end if		
13: end while		
14: end while		

com o da original f(x) (linha 7). Caso haja uma melhoria na função objetivo, x' torna-se a nova topologia padrão (linha 8), e a análise volta a ser feita na primeira estrutura de vizinhança (linha 9). Caso contrário, uma nova estrutura de vizinhança é analisada 11).

Para as estruturas de vizinhança, definiu-se que dois grafos são k-vizinhos entre si caso um seja o resultado de k substituições (remoção seguida de adição) de arestas distintas. A Figura 1 mostra um exemplo, com k = 1. Em vermelho, temos uma aresta que será removida. Em azul, as arestas que podem ser colocadas no lugar. Existem três topologias possíveis, e o método VND será o responsável por avaliá-las e definir, de acordo com a função objetivo, qual será a nova topologia padrão. Observe que enquanto a implementação de falhas trabalha com a remoção e alteração da potência em nós, o método VND trabalha com a remoção (seguida de adição) de arestas.



Fig. 1. Imagem representando, de maneira simplificada, o método VND. Em a), tem-se o gráfico funcionando perfeitamente. Em b) mostra o início do método VND, onde uma aresta (em vermelho), será removida. Por fim, c), d) e e) representam as possíveis novas topologias, alterando uma aresta do grafo por vez (primeira vizinhança).

Para definir a função objetivo f(x), alguns testes de performance foram feitos, aplicando o método VND utilizando as funções definidas na seção II. Os resultados encontrados estão descritos na seção IV, e levaram à escolha da Centralidade de Intermediação como função objetivo. Por fim, a condição de parada do método foi definida a partir do número máximo de iterações totais, definido como $100 \cdot k_{max}$, em que $k_{max} = 3$.

E. Redistribuição de Potência

O algoritmo de redistribuição de potência detecta um nó com sobrecarga n (verificando se C > M), e em seguida faz uma busca local com todos os nós na vizinhança de n $(\mathcal{N}_G(n))$, verificando, em cada caso, a diferença M - C. De forma que:

- Se C ≥ M, o nó está em sobrecarga, e não pode receber potência extra
- Se C < M, o nó está em pleno funcionamento, e a diferença M - C mostra o quanto de potência ele pode receber.

Para um determinado nó n com uma sobrecarga S_{c_n} , definimos a transferência disponível (D_n) em 9. Caso $D_n > S_{c_n}$, o primeiro nível de adjacência é suficiente para reduzir a sobrecarga do nó n e a transferência de potência é feita de acordo com 10. Além disso, a sobrecarga é removida do nó n conforme é adicionada aos nós adjacentes. Caso $D_n \leq S_{c_n}$, o processo é refeito para um segundo nível de adjacência, e 10 é aplicada novamente.

$$D_n = \sum_{i \in \mathcal{N}_G(n)} (M_i - C_i), \text{ se } M_i > C_i$$
(9)

$$C_{j} = \begin{cases} C_{j} + S_{c_{n}} \cdot \frac{M_{j} - C_{j}}{D_{n}}, & \text{se } M_{j} > C_{j} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$
(10)

F. Visão Geral do Método

A Figura 2 mostra um fluxograma resumindo como os diferentes métodos previamente definidos se relacionam.



Fig. 2. Fluxograma representando, de maneira simplificada, o método implementado para avaliar a eficiência do VND na redução de sobrecarga do sistema.

G. Ambiente Computacional

Para a implementação dos códigos necessários para a simulação, utilizou-se da linguagem de programação **Python**, em sua versão 3.7. Em especial, foi utilizada a biblioteca **Networkx** que permite a representação rápida e eficiente de grafos [31].

O ambiente computacional utilizado para a implementação das simulações possui um processador intel core i7-8550U de 8ª geração e 4 núcleos, 8GB de RAM, rodando em um Sistema Operacional Ubuntu 18.04.

IV. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Conforme mencionado em III-D, foram feitos testes utilizando as funções definidas em II: Centralidade de Intermediação (1), Centralidade de proximidade (2) e Fluxo médio das arestas (3). Para isso, foram feitas simulações de sobrecargas incrementais, para diferentes valores da trinca (β , $SC_{\%}, \alpha$), variando também a topologia utilizada. As redes possuem α = 1 e os grafos possuem, inicialmente, N = 100 nós. Os parâmetros específicos de cada topologia já foram detalhados em III-A. As simulações foram repetidas 100 vezes, e foi analisado o histograma da diferença percentual da redução de sobrecarga entre a topologia gerada pelo método VND e a gerada imediatamente após as falhas. As Figs. 3, 4, 5, 6 mostram os resultados.

Em todos os casos, a função Centralidade de Intermediação se mostrou mais vantajosa, uma vez que obteve os valores mais positivos para Diferença (%). Essa função, equacionada em (1), por mostrar como um nó participa de todos os menores caminhos do grafo, consegue fazer uma análise global e geral da influência do nó no sistema [12]. Com essas considerações, em conjunto com os resultados encontrados nesse trabalho, a escolha da função objetivo para as implementações feitas nesse projeto é justificada.



Fig. 3. Histograma referente à diferença entre a redução de sobrecarga atingida pela topologia encontrada pelo método VND e a originalmente existente na rede. cada curva refere-se à respectiva função objetivo f(x) utilizada. Topologia Pequeno mundo, com $\alpha = 1$.

As Figs. 7, 8, 9 e 10 comparam a eficiência do método VND em reduzir a sobrecarga do sistema, quando ocorre a remoção progressiva de nós do mesmo. Foi feita uma análise para diferentes valores de β , a fim de aumentar a diversidade dos resultados encontrados. As redes para simulação possuem as mesmas características mencionadas nas falhas de sobrecarga incremental, $\alpha = 1$ e N = 100 nós. Além disso, os valores de pico para $SC_{\%}$ foram encontrados em cada um dos casos, a fim de verificar a influência do método VND. Esses valores estão reunidos na Tabela I.

Em todos os casos, o método VND conseguiu reduzir a sobrecarga total do sistema. A redução na topologia pequeno mundo foi menor, tanto para falhas aleatórias quanto para ataques intencionais. Por outro lado, a redução mais consi-



Fig. 4. Histograma referente à diferença entre a redução de sobrecarga atingida pela topologia encontrada pelo método VND e a originalmente existente na rede. cada curva refere-se à respectiva função objetivo f(x) utilizada. Topologia Pequeno Mundo, com $\alpha = 2$.



Fig. 5. Histograma referente à diferença entre a redução de sobrecarga atingida pela topologia encontrada pelo método VND e a originalmente existente na rede. cada curva refere-se à respectiva função objetivo f(x) utilizada. Topologia Livre de Escala, com $\alpha = 1$.

derável foi na topologia Livre de escala, em especial com ataques intencionais (Figura 7). Conforme mencionado na subseção III-A essa topologia é, normalmente, frágil contra ataques direcionados, por possuir um aspecto heterogêneo na distribuição dos graus dos nós (presença de *hubs*). Dessa forma, a eficiência do método VND em reduzir a sobrecarga justamente nessa situação mostra a capacidade do mesmo de lidar com a resiliência do sistema em situações críticas. Além disso, os ataques intencionais são normalmente feitos em nós com muitas conexões (por serem, de maneira geral, os mais importantes para a rede), e dessa forma a escolha de comutar apenas as arestas próximas a falha é beneficiada, pois existem mais arestas na vizinhança da falha, e portanto mais combinações de arestas disponíveis para a comutação.

Observe como o método VND se mostrou vantajoso nesses casos, o que pode ser justificado pelo aspecto de busca local existente, que como mencionado em I, se beneficia de



Fig. 6. Histograma referente à diferença entre a redução de sobrecarga atingida pela topologia encontrada pelo método VND e a originalmente existente na rede. cada curva refere-se à respectiva função objetivo f(x) utilizada. Topologia Livre de Escala, com $\alpha = 2$.

otimizações que ocorram em regiões próximas a falha. Além disso, mesmo com um subconjunto de arestas relativamente pequeno, não houve problemas relacionados a mínimos locais, em nenhuma das topologias apresentadas, o que mostra que, como esperado, a metaheurística em questão lidou bem com esse problema.

Por fim, se observarmos a Tabela I, para todos os casos, a diferença entre os picos atingidos pela topologia normal e pela gerada pelo VND ficaram muito próximas (raramente ultrapassando 1%). Dessa forma, embora o método seja capaz de reduzir a sobrecarga para diferentes porcentagens de nós removidos, não há uma eficácia considerável nos casos em que o pico de sobrecarga é atingido.



Fig. 7. Resultado da simulação para nós gradativamente removidos do sistema. A topologia é a livre de escala (*scale free*), foram simulados ataques intencionais e $\alpha = 1$.

Nas Tabelas II e III, também foram sintetizados os resultados a respeito da eficiência do método VND na redução de sobrecarga do sistemas, mas agora para falhas e ataques com sobrecargas incrementais aleatórias. A trinca de valores



Fig. 8. Resultado da simulação para nós gradativamente removidos do sistema. A topologia é a de livre de escala (*scale free*), foram simuladas falhas aleatórias e $\alpha = 1$.



Fig. 9. Resultado da simulação para nós gradativamente removidos do sistema. A topologia é a de pequeno mundo (*small world*), foram simulados ataques intencionais e $\alpha = 1$.

 $(\beta, SC_{\%}, \alpha)$ mostra, para cada caso, quais foram os valores utilizados para esses parâmetros. Em todas as simulações, a rede tem N = 100 nós, e cada topologia utilizada seguiu os padrões dados em III-A. É possível observar a comparação direta entre a redução percentual de sobrecarga considerando a topologia inicialmente definida (coluna "Normal (%)"), e a topologia determinada pela aplicação do método VND (coluna "VND (%)"). A coluna Dif (%) representa a diferença percentual entre as colunas Normal e VND: $Dif(\%) = \frac{VND(\%) - Normal(\%)}{Normal(\%)}$. Por fim, também é possível observar a redução percentual da função objetivo (f(x)), na coluna Score(%), demonstrando a eficiência do método VND em minimizá-la.

Analisando as Tabelas II e III, observa-se que o desempenho do método VND é maior quando $\beta + SC_{\%} = 1$. Essas situações representam casos de adição de sobrecarga "intermediários". Por outro lado, no caso de sobrecarga mínima, quando $\beta = 0.8$



Fig. 10. Resultado da simulação para nós gradativamente removidos do sistema. A topologia é a de pequeno mundo (*small world*), foram simuladas falhas aleatórias e $\alpha = 1$.

TABELA IVALORES MÁXIMOS ATINGIDOS POR $SC_{\%}$, para diferentestopologias, tipos de falhas e valores de β . Os valores sãoREFERENTES AOS GRÁFICOS DAS FIGS. 7, 8, 9 e 10.

Topologia e Tipo de Falha	β	SC _% Máximo Normal (%)	SC _% Máximo VND (%)
Livre de escala Ataques intencionais	0.8	18.88 24.11	18.20 23.31
	0.95	28.37	27.47
Livre de escala Falhas aleatórias	0.8	19.55	19.28
	0.9	32.94	31.99
Pequeno mundo Ataques intencionais	0.8	19.34	18.84
	0.9	26.32	25.47
Pequeno mundo Falhas aleatórias	0.8	27.74	26.30
	0.9 0.95	31.99 34.63	30.87 33.52

e $SC_{\%} = 0.1$, não houve praticamente nenhuma mudança com a aplicação do algoritmo VND. Isso ocorre pelo fato da própria topologia original já ser capaz de lidar bem com a sobrecarga, nesses casos. O extremo oposto também ocorre: Quando β = 0.9 e $SC_{\%} = 0.2$, a sobrecarga é máxima, não sendo alterada significativamente pelo método VND. Nesse caso, o sistema não consegue se reverter dos danos ocasionados pela sobrecarga, mesmo com o uso da meta-heurística escolhida.

Também é possível analisar a influência do aumento de α na redução de sobrecarga do sistema. Para a topologia Livre de Escala, (Tabela III), a eficiência do aumentou para sobrecargas intermediárias. Já para a topologia de pequeno mundo (Tabela II), o parâmetro α não teve tanta influência na redução da sobrecarga, uma vez que a redução ocorreu tanto na topologia Normal, quanto na gerada pelo VND. Essa diferença pode ser justificada pelo fato da topologia Pequeno Mundo ser mais homogênea (em relação aos graus dos nós), e portanto trabalhar com fluxos de potência similares entre os nós. A topologia livre de escala, por outro lado, possui nós cujo grau é muito acima da média (*hubs*), se beneficiando mais de um aumento do parâmetro α . De maneira geral, os resultados para sobrecargas incrementais reforçam o comportamento mostrado nas falhas de remoção de nós: A topologia livre de escala teve resultados mais positivos, e os melhores resultados foram encontrados em situações intermediárias, onde o pico de sobrecarga possível ainda não foi atingido.

TABELA II

Resultados com sobrecargas incrementais - Topologia de pequeno mundo, que mostra a comparação entre a redução de sobrecarga para a topologia original da rede ("Normal (%)") e para aquela gerada pelo método VND ("VND (%)")

$(\beta, SC_{\%}, \alpha)$	Normal (%)	VND (%)	Dif (%)	Score (%)
(0.8, 0.1, 1)	100.00	100.00	0.00	-14.56
(0.8, 0.2, 1)	80.58	82.07	1.85	-15.90
(0.9, 0.1, 1)	31.38	37.69	20.10	-18.91
(0.9, 0.2, 1)	5.28	5.54	4.73	-51.90
(0.8, 0.1, 2)	99.05	99.05	0.00	-16.56
(0.8, 0.2, 2)	77.82	80.20	3.06	-13.93
(0.9, 0.1, 2)	29.21	35.89	22.87	-14.51
(0.9, 0.2, 2)	5.07	5.12	0.99	-62.49

TABELA III Resultados com sobrecargas incrementais - Topologia livre de escala, que mostra a comparação entre a redução de sobrecarga para a topologia original da rede ("Normal (%)") e para aquela gerada pelo método VND ("VND (%)")

$(\beta, SC_{\%}, \alpha)$	Normal (%)	VND (%)	Dif (%)	Score (%)
(0.8, 0.1, 1)	89.16	89.88	0.81	-48.70
(0.8, 0.2, 1)	54.59	65.89	20.70	-56.37
(0.9, 0.1, 1)	32.75	41.63	27.11	-47.8
(0.9, 0.2, 1)	5.24	5.17	-1.35	-50.71
(0.8, 0.1, 2)	90.32	93.81	3.86	-43.94
(0.8, 0.2, 2)	69.20	71.64	3.53	-54.46
(0.9, 0.1, 2)	44.67	47.95	7.34	-48.87
(0.9, 0.2, 2)	2.92	3.09	5.82	-49.16

Por fim, foi feita uma análise do tempo de execução do método VND, como pode ser visto na Tabela IV. A topologia pequeno mundo demorou cerca de 70% a mais para executar o método em relação à livre de escala, para todos os casos. Isso já era esperado, uma vez que, para os parâmetros de implementação aqui utilizados, esta possuía nós com um maior grau (mais arestas conectadas a cada vértice) em sua topologia, fazendo com que tanto a busca local, quanto o cálculo da função objetivo tivessem uma maior necessidade computacional. Ainda com essa discrepância, no entanto, o método convergiu em menos de 1 minuto, para todos os casos. Isso mostra a possível aplicabilidade do mesmo em problemas em tempo real.

Convém ressaltar que o algoritmo VND gera apenas soluções factíveis, ao contrário de outros métodos existentes [18], [19], o que contribui para o seu tempo computacional. Além disso, a metaheurística VND consegue, de maneira geral, lidar bem com mínimos locais [20], aspecto que também reforça os bons resultados, do ponto de vista de complexidade computacional.

V. CONCLUSÃO

A metaheurística VND foi implementada para o estudo de comutação de arestas (OTS) em sistemas de transmissão e

TABELA IV

Tempos computacionais da aplicação do método VND, variando os valores de β , $SC_{\%}$, e α (definidos em III-B). A topologia e o número de nós também foi variado, em cada caso.

Topologia	$(\beta, SC_{\%}, \alpha)$	Tempo Computacional (s)
Small World	(0.8,0.2,1)	49.64
Small World	(0.8, 0.2, 2)	49.82
Small World	(0.9, 0.1, 1)	48.16
Small World	(0.9, 0.1, 2)	50.99
Scale Free	(0.8, 0.2, 1)	30.49
Scale Free	(0.8, 0.2, 2)	29.98
Scale Free	(0.9, 0.1, 1)	29.42
Scale Free	(0.9,0.1,2)	29.20

distribuição de energia, com a utilização de arestas de *backup*. Para isso, foi feito antes um estudo de caso, definindo a função objetivo (parâmetro mais importante para o método em questão) a ser utilizada, proporcionando uma contribuição para a literatura da área.

Tanto para as falhas de sobrecarga incremental, quanto para as de remoção de nós, o método VND é mais eficiente para os casos de adição de sobrecarga "intermediários", em particular para redes livre de escala. Para as falhas que removem completamente o nó do sistema, além das redes livres de escala, os ataques intencionais para essa topologia geraram as maiores reduções na sobrecarga. Esses resultados tem relação direta com o aspecto de busca local presente no método VND, já que a topologia livre de escala, por possuir alguns nós com mais conexões que outros (*hubs*), permite vizinhanças próximas a falhas com mais arestas, dando uma possibilidade maior de otimização para o método.

Já com relação ao tempo computacional da aplicação do método VND, constatou-se execuções inferiores a um minuto em todas as situações simuladas, o que mostra a sua viabilidade para ser utilizado em aplicações de tempo real. A capacidade de redução de sobrecarga e o baixo tempo computacional, mesmo utilizando apenas arestas próximas a falha para a comutação, mostra que o algoritmo não teve problemas aparentes no que se refere a mínimos locais.

No geral, os testes e simulações feitos nesse trabalho contribuem para a aplicação de meta-heurísticas, em particular do método VND, para a resiliência contra falhas em sistemas de transmissão e distribuição de energia elétrica, por meio da comutação de arestas. Além disso, os resultados permitiram analisar as particularidades da meta-heurística escolhida, em face de outros métodos e algoritmos já existentes. Perspectivas futuras para a área incluem a adição de falhas em arestas, bem como a adição de janelas de tempo nas simulações, aumentando a dinamicidade do sistema.

AGRADECIMENTOS

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo apoio financeiro, processo 2019/06531-4.

REFERÊNCIAS

 J. M. Yusta, G. J. Correa, and R. Lacal-Arántegui, "Methodologies and applications for critical infrastructure protection: Stateof-the-art," *Energy Policy*, vol. 39, no. 10, pp. 6100 – 6119, 2011, sustainability of biofuels. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421511005337

- [2] C. Aradau, "Security that matters: Critical infrastructure and objects of protection," *Security Dialogue*, vol. 41, no. 5, pp. 491–514, 2010.
 [Online]. Available: https://doi.org/10.1177/0967010610382687
- S. Strogatz, "Exploring complex networks," *http://www.nature.com/nature/journal/v410/n6825/pdf/410268a0.pdf*, vol. 410, 03 2001.
- [4] R. Albert, H. Jeong, and A.-L. Barabasi, "Error and attack tolerance of complex networks," *Nature*, vol. 406, 08 2000.
- [5] F. Wang, L. Tian, R. Du, and G. Dong, "The robustness of interdependent weighted networks," *Physica A: Statistical Mechanics* and its Applications, vol. 508, pp. 675 – 680, 2018. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437118306071
- [6] F. Meng, G. Fu, R. Farmani, C. Sweetapple, and D. Butler, "Topological attributes of network resilience: A study in water distribution systems," *Water Research*, vol. 143, pp. 376 – 386, 2018. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0043135418304986
- [7] J. Wang, C. Jiang, and J. Qian, "Robustness of internet under targeted attack: A cascading failure perspective," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 40, pp. 97 – 104, 2014. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1084804513001823
- [8] G. A. Pagani and M. Aiello, "A complex network approach for identifying vulnerabilities of the medium and low voltage grid," *International Journal of Critical Infrastructures*, vol. 11, p. 36, 01 2015.
- M. Rubinov and O. Sporns, "Complex network measures of brain connectivity: Uses and interpretations," *NeuroImage*, vol. 52, no. 3, pp. 1059 – 1069, 2010, computational Models of the Brain. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S105381190901074X
- [10] D. Woods, "Four concepts for resilience and the implications for the future of resilience engineering," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 141, 04 2015.
- [11] L. Fiorini, M. Aiello, D. Poli, and P. Pelacchi, "Topological considerations on the use of batteries to enhance the reliability of hv-grids," *Journal* of Energy Storage, vol. 18, pp. 316 – 326, 2018. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X18301440
- [12] Z. Wang, A. Scaglione, and R. J. Thomas, "Electrical centrality measures for electric power grid vulnerability analysis," in *49th IEEE Conference* on Decision and Control (CDC), 2010, pp. 5792–5797.
- [13] G. A. Pagani and M. Aiello, "The power grid as a complex network: A survey," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 392, no. 11, pp. 2688 – 2700, 2013. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437113000575
- [14] A. Zidan, M. Khairalla, A. M. Abdrabou, T. Khalifa, K. Shaban, A. Abdrabou, R. El Shatshat, and A. M. Gaouda, "Fault detection, isolation, and service restoration in distribution systems: State-of-theart and future trends," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 8, no. 5, pp. 2170–2185, 2017.
- [15] E. B. Fisher, R. P. O'Neill, and M. C. Ferris, "Optimal transmission switching," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 23, no. 3, pp. 1346–1355, 2008.
- [16] K. W. Hedman, R. P. O'Neill, E. B. Fisher, and S. S. Oren, "Optimal transmission switching with contingency analysis," *IEEE Transactions* on *Power Systems*, vol. 24, no. 3, pp. 1577–1586, 2009.
- [17] J. D. Fuller, R. Ramasra, and A. Cha, "Fast heuristics for transmissionline switching," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, no. 3, pp. 1377–1386, 2012.
- [18] X. Li, P. Balasubramanian, M. Sahraei-Ardakani, M. Abdi-Khorsand, K. W. Hedman, and R. Podmore, "Real-time contingency analysis with corrective transmission switching," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 4, pp. 2604–2617, 2017.
- [19] F. Pourahmadi, M. Jooshaki, and S. H. Hosseini, "A dynamic programming-based heuristic approach for optimal transmission switching problem with n-1 reliability criterion," in 2016 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), 2016, pp. 1–7.
- [20] P. Hansen, N. Mladenovic, R. Todosijević, and S. Hanafi, "Variable neighborhood search: basics and variants," *EURO Journal on Computational Optimization*, vol. 5, 08 2016.
- [21] R. F. da Silva and S. Urrutia, "A general vns heuristic for the traveling salesman problem with time windows," *Discrete Optimization*, vol. 7, no. 4, pp. 203 – 211, 2010. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572528610000289
- [22] S. Frank and S. Rebennack, "An introduction to optimal power flow: Theory, formulation, and examples," *IIE Transactions*, vol. 48, no. 12, pp. 1172–1197, 2016. [Online]. Available: https://doi.org/10.1080/0740817X.2016.1189626

- [23] Xiao Fan Wang and Guanrong Chen, "Complex networks: small-world, scale-free and beyond," *IEEE Circuits and Systems Magazine*, vol. 3, no. 1, pp. 6–20, 2003.
- [24] W. Quattrociocchi, G. Caldarelli, and A. Scala, "Self-healing networks: Redundancy and structure," *PLOS ONE*, vol. 9, no. 2, pp. 1–7, 02 2014. [Online]. Available: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0087986
- [25] H. Lietz, Watts, Duncan J./Strogatz, Steven H. (1998). Collective Dynamics of » Small- World « Networks. Nature 393, S. 440 – 442., 01 2019, pp. 551–553.
- [26] S. Perugini, M. Gonçalves, and E. Fox, "Recommender systems research: A connection-centric survey," *Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 23, 06 2002.
- [27] G. A. Pagani and M. Aiello, "Towards decentralization: A topological investigation of the medium and low voltage grids," *IEEE Transactions* on Smart Grid, vol. 2, no. 3, pp. 538–547, 2011.
- [28] B. Bollobás, C. Borgs, J. Chayes, and O. Riordan, "Directed scalefree graphs," in *Proceedings of the Fourteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, ser. SODA '03. USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2003, p. 132–139.
- [29] P. Hansen and N. Mladenović, "Variable neighborhood search: Principles and applications," *European Journal of Operational Research*, vol. 130, no. 3, pp. 449 – 467, 2001. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221700001004
- [30] N. "Variable Mladenović and P. Hansen, neighborhood search," Computers & **Operations** Research, vol. 24. 1100, 1997. 1097 11, pp. [Online]. no _ Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054897000312
- [31] A. Hagberg, P. Swart, and D. S Chult, "Exploring network structure, dynamics, and function using networkx," 01 2008.



Henrique de Oliveira Caetano é graduando em Engenharia Elétrica pela Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo (EESC-USP). Possui interesse nos temas de resiliência e robustez de sistemas elétricos, métodos heurísticos e processamento de sinais.



Carlos Dias Maciel possui graduação em Engenharia Eletrônica IME (1989) e doutorado em Engenharia Biomédica pela COPPE/UFRJ (2000). Atualmente é professor associado da USP (Universidade de São Paulo) e tem experiência na área de Engenharia Biomédica, com ênfase em processamento de sinais e instrumentação biomédica. Atua principalmente nos seguintes temas: processamento de sinais biomédicos, modelos probabilísticos (Redes Bayesianas Dinâmicas) e algoritmos computacionalmente intensos.



Michel Bessani possui graduação (2012), mestrado (2015) e doutorado (2018) em Engenharia Elétrica pela Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo (EESC-USP). Atualmente é Professor no Departamento de Engenharia Elétrica na Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais (DEE-UFMG). Suas áreas de interesse são: confiabilidade e resiliência de sistemas, modelagem estatística e inteligência computacional.



Luiz Desuó Neto possui graduação em Engenharia Elétrica - Ênfase em Eletrônica pela Universidade de São Paulo (2016). Possui interesse nos temas de resiliência e confiabilidade de sistemas, sistemas inteligentes, algoritmos bioinspirados e otimização.