

Minimização de Criticalidades de Redes Elétricas com foco nos ganhos de confiabilidade e robustez na Estimação de Estado

Vinícius Biajoni Braga Flôr
Instituto de Computação UFF- Niterói- RJ- Brasil
Inteligência Computacional 2020.1

Professor: Luiz Satoru Ochi

Resumo

A Estimação de Estado (EE) é uma etapa vital da operação em tempo real de um Sistema Elétrico de Potência. Deseja-se uma alocação adequada das medições para a garantia de observabilidade da rede, juntamente com um mínimo custo possível. Diversos trabalhos se empenharam na solução desse problema e a literatura apresenta um conteúdo vasto nessa vereda. Entretanto, para a garantia de uma EE mais robusta e confiável deve-se considerar a presença das criticalidades das medidas dessa rede, pois essas colocam em risco a observabilidade e a capacidade de detecção e identificação de dados espúrios. Com isso, a presente proposta visa resolver um problema combinatorial novo, o qual envolve a alocação ótima de lotes de unidades de medição em uma rede pré-planejada, com o objetivo de minimizar essas criticalidades, principalmente aquelas de cardinalidades inferiores. Para solução do problema foram testadas duas metaheurísticas, a primeira denominada GRASP-VND e a segunda VNS-VND. Os testes foram utilizadas as tradicionais redes IEEE 30 e 118 barras.

Palavras Chave: Estimação de Estado, criticalidades, otimização, metaheurísticas, GRASP, VNS, VND.

Abstract

The State Estimation (EE) is a vital process of an Electric Power System real-time operation. Proper allocation of a network's measurements is necessary to achieve the observability condition, considering, besides a minimum cost. A couple of researcher's works developed different solutions for this problem, and there are many references with this focus in the literature. On the other hand, to guarantee an EE more robust and reliable, it is necessary to take in count the presence of the measurement criticalities, because they can put in risk the observability and the capacity of detection and identification of gross data. This work tries to solve a new combinatorial problem that involves an optimal allocation of a set of measurement units to minimize the low order measurement criticalities in a pre-planned network. To solve this problem was tested two metaheuristics, the first-named GRASP-VND and the second VNS-VND. The tests

were executed based on the traditional IEEE 30 and 118 networks.

Keywords: State Estimation, criticalities, optimization, metaheuristics, GRASP, VNS, VND.

1 Introdução

Em redes elétricas existem diversas atividades que interagem entre si para garantir que a operação do sistema garanta uma boa confiabilidade. Uma função básica da operação é a chamada Estimação de Estado (EE), a qual deve estimar com qualidade os valores das tensões e ângulos dos barramentos da rede. Isto posto, para se garantir a Estimação de Estado necessita-se que a rede seja observável [1]-[2]. Sendo assim, são necessárias algumas condições as quais envolvem características topológicas (conexões entre barras) e posicionamento das unidades de medição e suas respectivas medidas associadas.

Nos Sistemas Elétricos de Potência uma informação fundamental é a topologia da rede, a qual indica as relações entre os barramentos do sistema. Havendo essa informação, o problema para garantia da observabilidade da rede se torna inerente à alocação adequada das Unidades de Medição (UMs). Dessa forma, deseja-se uma alocação tal que minimize o custo de instalação, porém, ao mesmo tempo, garanta que o estado da rede seja estimado. Esse problema apresenta uma natureza combinatorial e se agrava a cada restrição ou condição que seja inserida. Conforme será apresentado em uma breve revisão bibliográfica, essa abordagem já foi amplamente explorada na literatura, na qual existem muitos trabalhos que solucionaram esse problema de diversas maneiras.

Em relação à alocação de UMs diversos trabalhos já foram publicados, alguns com abordagens semelhantes outros com algumas ligeiras variantes. Entretanto, o foco se manteve na alocação mínima de UMs para a garantia da observabilidade da rede juntamente com o menor custo de instalação. Nesse contexto, basicamente, a literatura está dividida em trabalhos que envolvem técnicas determinísticas e outros que seguem a abordagem das metaheurísticas. Em [3] utilizou-se o conceito de Algoritmos Genéticos(AG) para a alocação mínima de UMs que garanta a observabilidade da rede. Outro trabalho baseado em AG foi apresentado em [4] onde se utilizou um conceito de imunidade no algoritmo genético, entretanto esse trabalho apresentou sérios problemas em relação ao tempo de execução. Por fim, uma abordagem envolvendo teoria de grafos e AG foi apresenta em [5], neste trabalho considerou-se a possibilidade de perdas de linhas de transmissão. Outras técnicas já foram abordadas na literatura, como Particle Swarm Optimization(PSO), conforme apresentado em [6]. Em [7] os autores sugeriram uma forma alternativa do algoritmo anterior chamado de *binary particle swarm optimization* (BPSO), o objetivo do trabalho era alocar as UMs para garantir a total observabilidade da rede e maximizar a redundância das medidas. Outras abordagens baseadas em Simulated Annealing, Busca Tabu e busca em árvore já foram propostas, respectivamente em [8], [9] e [10]. Em relação a métodos exatos a principal referência é o trabalho desenvolvido por Abur, em [11] o qual utiliza Programação Linear Inteira (PLI). Outros trabalhos com o uso de PLI foram abordados em [12],[13] e [14]. Outras abordagens e trabalhos poderiam ser listados, mas esses demonstram que o problema de alocação ótima de UMs para garantia de observabilidade já está bastante estabelecido. Uma revisão importante dos diversos trabalhos nesse contexto se encontra em [15].

No presente trabalho uma nova abordagem é desenvolvida ao se direcionar os esforços para a redução das criticalidades das medidas em uma rede observável. Para tal busca-se alocar, da melhor maneira possível, um lote pré-estabelecido de UMs. Esse processo envolve inúmeras combinações e torna-se complexo com o crescimento da rede e da relação entre barras disponíveis e tamanho desse lote. De acordo com a revisão bibliográfica realizada, não foram encontradas na literatura propostas semelhantes a essa, o que configura um problema novo a ser explorado. Devido a natureza combinatorial do problema, a utilização de técnicas de otimização exata ou busca exaustiva não são indicadas, principalmente com o crescimento da dimensão do problema. As metaheurísticas são algoritmos extremamente eficientes para problemas como esse e possibilitam a obtenção de bons resultados sem que haja a pesquisa por todo o espaço de busca. Isto posto, no presente trabalho implementadas duas metaheurísticas, a primeira chamada de GRASP-VND e a segunda de VNS-VND. Esses algoritmos possuem uma etapa de busca-local para intensificação da solução, e pela característica do problema mostram-se como uma vereda interessante para a exploração dessa nova abordagem, visto que a diferença entre uma alocação ótima e uma sub-ótima pode estar relacionada a uma ligeira diferença entre barras com UMs alocadas. O GRASP é uma técnica *multi-start*, diferentemente do VNS, essa diferença é interessante para se avaliar qual dessas metaheurísticas se sobressai, ou se são equivalentes para o problema em questão. O artigo está organizado da seguinte forma: primeiramente há uma contextualização juntamente com as principais motivações do trabalho; na sequência apresenta-se brevemente alguns conceitos referentes à EE e às criticalidades de medidas; apresenta-se o problema de alocação ótima de UMs com o foco na redução das criticalidades de medidas em conjunto com a formulação do problema e a representação da solução; sequencialmente apresenta-se as metaheurísticas propostas e algumas estratégias realizadas; posteriormente descreve-se os principais testes realizados e os resultados desses; por fim apresenta-se as principais conclusões e os próximos passos a serem realizado em trabalhos futuros. Para os testes utilizou-se as redes IEEE 30 e 118 barras, tradicionalmente aplicadas em trabalhos relacionados com o tema de Estimação de Estado.

2 Contextualização do Problema e Motivações

Conforme apresentado nessa breve revisão, o problema de alocação ótima de UM,s para observabilidade da rede, já é bastante conhecido na literatura. Por outro lado, podem existir redes previamente planejadas e já observáveis, as quais podem apresentar diversas características que colocam em risco a qualidade e confiabilidade da operação do sistema elétrico. Uma dessas características é a presença das chamadas criticalidades de medidas, que podem mascarar erros espúrios nos dados e provocar problemas quanto à observabilidade da rede. Em um sistema elétrico essas criticalidades podem influenciar na qualidade da Estimação de Estado (EE) provendo resultados pouco confiáveis ao centro de operação. Em contrapartida, a determinação de todas as criticalidades de uma rede é um problema de natureza combinatorial e bastante complexo, [16],[17] e [18]. Devido a isso é necessário se estabelecer um grau de prioridade em relação às criticalidades das medidas que se deseja mitigar na rede. Essa escolha está relacionada tanto ao custo para a determinação das criticalidades de ordens mais superiores, quanto à questão de aplicabilidade prática, visto que as criticalidades inferiores mais facilmente podem afetar a qualidade do processo de EE.

Para justificar o valor dessa análise recorre-se à Figura 1. Observando-a é possível extrair

a importância associada a cada criticalidade da rede. Uma C1-tupla se refere a uma medida essencial à EE, ou seja, a ausência dessa torna a rede não observável. Uma C2-tupla se refere a um par de medidas que estão associadas entre si, de forma que a perda de uma das medidas do par torna a restante uma medida crítica. É importante observar que apenas a indisponibilidade de ambas medidas torna a rede não observável. Já uma C3-tupla é um conjunto de três medidas correlacionadas as quais, se perdidas em pares, tornam a restante uma medida crítica. Essa lógica pode ser generalizada para k medidas conforme apresentado na Figura 1. Isto posto, a justificativa para a mitigação dessas criticalidades está também relacionada ao processamento de erros grosseiros das medidas, no processo de EE. Conforme a Figura 1, um erro grosseiro em uma C1-tupla não pode ser detectado ou identificado. A presença de um erro grosseiro em uma das medidas de uma C2-tupla pode ser detectada, entretanto não se consegue identificar em qual das medidas esse erro se encontra. Por fim, em uma C3-tupla, os erros grosseiros simples podem ser detectados e identificados, porém se os erros forem múltiplos a identificação deixa de ser possível.

Ck-tupla	Descrição	Propriedades Numéricas	Processamento de EGs	
			Deteção	Identificação
C1	Medida essencial à EE cuja ausência torna a rede não observável;	O resíduo de C1 e seu desvio padrão são iguais a zero.	Não	---
C2	Par de medidas redundantes, 100% correlacionadas. A indisponibilidade de uma medida torna a remanescente C1. A indisponibilidade de ambas torna a rede não observável.	Os resíduos normalizados das medidas em um C2 são idênticos. O coeficiente de correlação entre os resíduos normalizados de medidas em um C2j é um.	Sim	Não
C3	O trio redundante cuja indisponibilidade torna a rede não observável. A remoção de uma medida do trio torna as remanescentes C2 enquanto a remoção de duas torna a restante C1;	As colunas da matriz de covariância dos resíduos referentes ao C3 são linearmente dependentes.	Sim	Sim, para EG simples em C3; Não, para 2 ou 3 EGs em C3;
Ck	Grupo de k medidas cuja indisponibilidade de todas em simultâneo torna a rede não observável. A indisponibilidade de j medidas torna as restantes $C(k-j)$.	As colunas da matriz de covariância dos resíduos referentes ao Ck são linearmente dependentes.	Sim	Sim, para até $(k-2)$ EGs em Ck; Não, até $(k-1)$ ou k EGs em Ck;

Figura 1: Relação entre as criticalidades de medidas e a capacidade de processamento de erros grosseiros.[16]

Com o conceito de criticalidades e a relação da vulnerabilidade do sistema de medição com as Ck-tuplas presentes, justifica-se o interesse em minimizar (ou mitigar) a presença desses conjuntos em uma rede. A ideia mais simples para solucionar o problema seria instalar o máximo possível de UMs nessa rede, de forma a mitigar grande parte das criticalidades de ordens inferiores. Entretanto, cada UM possui um elevado custo associado e, na prática, dispõe-se de pequenos lotes dessas para serem dispostos na rede, para esse fim. Assim sendo, o cerne do trabalho será a instalação de pequenos lotes dessas unidades de medição, minimizando ao máximo as criticalidades de ordens inferiores.

O problema se baseia na redução das criticalidades de ordens inferiores através da alocação ótima de um lote adicional de UMs. Dessa forma, conforme dito, propõe-se uma nova

abordagem em relação ao problema de alocação de UMs, o qual agora se baseia em uma estratégia de reforço da rede e de minimização das criticalidades. A consideração dessas é algo ainda não explorado nesses problemas e pode ser um campo fértil de novos trabalhos nesse sentido, principalmente pelo fato do elevado custo dessas UMs, resultando em lotes limitados e tornando o problema combinatorial. Devido a essa possibilidade de "explosão combinatorial" a utilização de um método de busca exaustiva pode ser impossibilitada. Assim sendo, a utilização de metaheurísticas se justifica e passa a ser uma forma factível para a obtenção de soluções de boa qualidade para qualquer instância avaliada.

3 Estimação de Estado e Criticalidades de Medidas

O processo de Estimação de Estado (EE) de um sistema elétrico de potência é considerado o pilar central das diversas funções do chamado sistema de gerenciamento de energia. Esse processo tem por objetivo estimar, através das medidas disponíveis, o estado mais provável de uma rede elétrica [1]-[2]. A garantia de que a EE poderá ocorrer está contida no conceito de observabilidade. Uma rede é dita observável quando é possível, através de um conjunto redundante de medidas, obter-se todas as tensões complexas da rede. Na prática, cada barramento da rede pode ser entendido como um subestação de energia elétrica que funciona como ponto de conexão entre linhas de transmissão. Na sequência apresenta-se um breve resumo teórico para um entendimento básico das matrizes que envolvem o processo de EE e suas relações com a identificação das criticalidades de medidas.

O trabalho apresentado em [19] apresenta uma metodologia que permite avaliar as criticalidades das medidas de maneira off-line, ou seja, previamente ao processo de EE. Para isso utiliza-se uma modelagem simplificada das matrizes associadas ao processo tornando-se possível considerar apenas as medidas ativas da rede [1], em outras palavras, apenas considera-se suas componentes reais, desconsiderando as parcelas complexas. A matriz que associa os tipos de medidas com as barras as quais essas estão relacionadas chama-se matriz Jacobiana \mathbf{H} . Essa matriz é o cerne tanto do processo de estimação quanto da identificação das criticalidades, pois as demais matrizes do problema derivam dela. A Figura 2 apresenta uma ilustração genérica de como se constrói uma matriz Jacobiana. As medidas convencionais são chamadas de fluxos e injeções ativas. Já as medidas fasoriais são referentes aos ângulos e fluxos ativos de corrente. Cada linha é referente a uma medida da rede e cada coluna está associada a uma variável de estado. Por fim, a variável nb_i , na Figura 2, indica o número de conexões que uma barra i possui. No presente trabalho considera-se, por questão de escolha, apenas medidas convencionais providas pelas UMs. Entretanto, a consideração de medições fasoriais pode ser facilmente inserida à modelagem.

		...	θ_i	...	θ_j	...	θ_k	...
conventional measurements	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...
	$P_{i,k}$...	1	...	\vdots	...	-1	...
	P_i	...	nb_i	...	-1	...	-1	...
	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...
phasor measurements	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...
	θ_i	...	1	...	\vdots	...	\vdots	...
	$Ia_{i,k}$...	1	...	\vdots	...	-1	...
	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	...

Figura 2: Matriz Jacobiana genérica.[16]

A partir da obtenção de \mathbf{H} pode-se derivar a chamada matriz de ganho \mathbf{G} . Essa é amplamente utilizada na literatura para determinar a capacidade de se observar ou não uma rede. A presença de linhas linearmente dependentes indica que a rede é não-observável [20] e [21]. A forma de obtenção da matriz de Ganho encontra-se na Equação 1, a qual depende basicamente das matrizes Jacobiana e de variâncias das medidas, que na presente abordagem é uma matriz identidade. É importante salientar que no processo de EE a matriz \mathbf{I} passa a ser chamada de \mathbf{R} e apresenta, em sua diagonal principal, a variância de cada medida.

$$\mathbf{G} = \mathbf{H}^t \mathbf{I}^{-1} \mathbf{H} \quad (1)$$

O processo de determinação das criticalidades de medidas de uma rede não será discutido com profundidade no presente trabalho, porém maiores detalhes podem ser encontrados em [16] e [18]. De maneira geral, a determinação das criticalidades de qualquer cardinalidade é um processo combinatorial e que depende da análise da matriz de covariância de resíduos \mathbf{E} . Essa é obtida a partir das matrizes \mathbf{H} e \mathbf{G} , de acordo com a Equação 2 [22].

$$\mathbf{E} = \mathbf{I} - \mathbf{H} \mathbf{G}^{-1} \mathbf{H}^t \quad (2)$$

A matriz \mathbf{E} é quadrada de ordem igual ao número de medidas do plano de medição. Assim sendo, para se decidir se um dado conjunto de medidas é uma Ck-tupla, constrói-se uma submatriz \mathbf{E}_a , a qual possui ordem k e envolve os elementos da matriz \mathbf{E} que associam as medidas referentes à tupla em teste. Cada elemento de \mathbf{E}_a pode ser obtido através das Equações 3 e 4. Nessas, \mathbf{h}_i e \mathbf{h}_j são vetores linha referentes às medidas i e j da matriz \mathbf{E} . O processo de determinação das tuplas críticas ocorre pela avaliação da remoção de diversos conjuntos de medidas da rede e da posterior análise da presença de linhas linearmente dependentes, na matriz \mathbf{E}_a correspondente a essas medidas [22].

$$\mathbf{E}_a(i, j) = \mathbf{h}_i(\mathbf{G})^{-1} \mathbf{h}_j^t \quad (3)$$

$$\mathbf{E}_a(i, i) = \mathbf{1} - \mathbf{h}_i(\mathbf{G})^{-1} \mathbf{h}_i^t \quad (4)$$

Conforme dito, a análise de criticalidades de medidas é combinatorial e apresenta elevado custo computacional conforme a cardinalidade k se eleva. Isto posto, o presente trabalho irá avaliar apenas tuplas críticas até, ao máximo, a cardinalidade 3, visto que a busca por criticalidades muito elevadas seria pouco aplicável à pratica e muito custoso para estar inserido

em um contexto de metaheurísticas. Para a obtenção dessas criticalidades utilizou-se um algoritmo de "força-bruta" modificado, o qual utiliza-se dos conceitos de paralelismo de CPU para tornar o processo de análise das submatrizes \mathbf{E}_a mais eficiente. Essa etapa é o cerne do cálculo da função objetivo do processo de otimização, pois os resultados dessas criticalidades são utilizados para avaliar-se a qualidade de cada solução. Em trabalhos futuros o objetivo é tornar essa etapa mais otimizada utilizando-se outras abordagens, principalmente teoria de grafos.

4 Alocação Ótima para Minimização de Criticalidades

Em uma rede elétrica previamente planejada uma condição necessária para a realização da EE é a garantia da condição de observabilidade. Nesse sentido as UMs que se encontram previamente alocadas devem garantir essa condição. Em contrapartida, o conceito de observabilidade não é suficiente para garantir a robustez de uma rede em relação à qualidade do processamento de erros grosseiros e da manutenção da capacidade de EE. Sendo assim, o reforço de um plano de medição considerando-se as criticalidades é uma maneira imediata de se melhorar em parte esses quesitos.

Uma rede com muitas criticalidades, principalmente de cardinalidades mais baixas, pode ser considerada "pior" que outra rede também observável, mas com criticalidades de ordens mais elevadas. Assim sendo, deseja-se através de um conjunto \mathbf{L} de UMs disponíveis realizar uma alocação que minimize, da melhor forma possível, essas criticalidades da rede. Em contrapartida, essas criticalidades possuem pesos distintos, ou seja, as de ordem 1 possuem peso maior que as de ordem 2 e assim sucessivamente. O desafio se encontra na limitação da quantidade de UMs (lote), visto que na prática são dispositivos caros e assim deve-se alocar de forma ótima esse pequeno lote. Na sequência as premissas consideradas para o problema são expostas.

4.1 Premissas

Para o problema em questão algumas premissas foram consideradas, essas englobam questões estruturais e de convenção, sendo as seguintes:

- Existe um sistema elétrico observável com um respectivo plano de medição;
- Do sistema existente, se conhece um conjunto de criticalidades até a cardinalidade 2 ou 3, dependendo da dificuldade do sistema para obtenção dessas;
- Se possui um "lote" de UMs que deve ser alocado na rede de maneira a suplantá-las, ao máximo (ou da melhor forma possível), as criticalidades conhecidas;
- As UMs inseridas são completas, ou seja, inserem, na rede, todas as medições possíveis;
- Define-se prioridades (pesos) para as cardinalidades;
- Deseja-se suplantá-las ao máximo as medidas críticas (CIs) pois são aquelas que impactam mais negativamente no processo de EE e na consequente capacidade de observação da rede.

4.2 Ilustração do Problema

Uma UM, de acordo com [23], é um dispositivo que é capaz de adquirir diferentes tipos de medidas em uma rede elétrica: tensões nas barras, fluxos de potência ativos e reativos, injeções de potência ativas e reativas ou correntes (parte real e imaginária). Essas medidas são obtidas nas subestações de energia e são enviadas ao sistema de controle central, no qual essas são processadas e a EE realizada.

Seja uma rede elétrica genérica com 9 barras e com um sistema de medição previamente planejado, conforme ilustrado na Figura 3. As esferas são os barramentos referentes a uma subestação de energia, nessas são inseridas as UMs desejadas. No presente caso, as barras 1, 5 e 9 apresentam UMs alocadas, as quais, sem perda de generalidade, podem ser consideradas completas. Esses barramentos (ou subestações) são conectados por linhas de transmissão e é exatamente a relação entre a topologia e o plano de medição que determina se uma rede planejada é observável, ou não. Uma breve inspeção dessa rede permite concluir que a mesma é observável, considerando-se que as UMs instaladas são completas. Mesmo que seja observável essa rede pode apresentar diversas criticalidades de medidas.

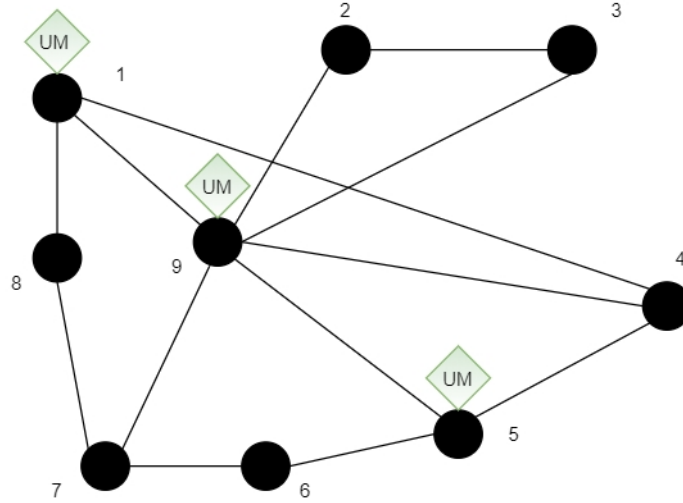


Figura 3: Rede 9 barras genérica.

A Figura 4 ilustra toda a problemática percorrida até o momento. Nela observa-se um lote genérico de 2 UMs, o qual deseja alocar em um conjunto de barras livres $BL = \{2, 3, 4, 9, 7, 8\}$. O problema consiste em se escolher quais duas barras melhor minimizam as criticalidades, de acordo com as premissas estabelecidas.

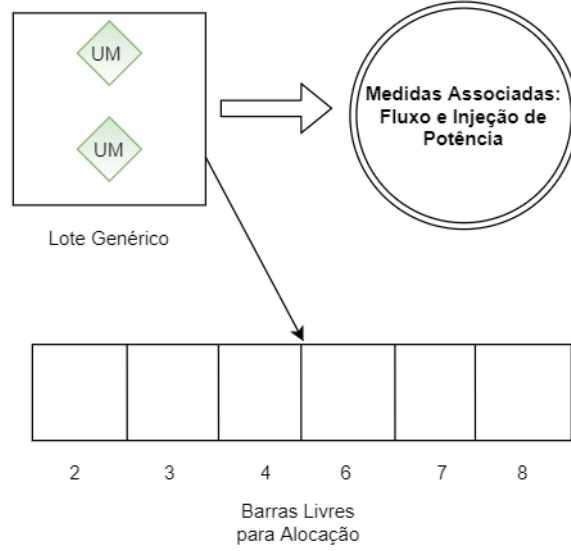


Figura 4: Ilustração da Problemática.

Essa situação é evidentemente combinatorial e apresenta um potencial de crescimento de possibilidades com o aumento do número de barras disponíveis e da relação com o tamanho dos lotes. Isso estará inerentemente associado à dimensão da rede analisada e do plano de medição inicial considerado. Para ilustrar essa situação basta considerar a rede em questão, para 6 barras disponíveis e um lote de 2 UMs o total de configurações possíveis seriam 15. Considerando um caso maior com 20 barras disponíveis e um lote com 7 UMs, por exemplo, o problema passaria a possuir 77520 configurações possíveis. Isso evidencia o crescimento expressivo e combinatorial de acordo com a dimensão do problema e do lote e assim justifica-se a investigação de uma abordagem através de metaheurísticas.

4.3 Formulação Matemática

Nas seções anteriores o problema das criticalidades de medidas foi inserido no contexto da Estimção de Estado e a importância da mitigação dessas foi destacada. Também foram explorados os aspectos do problema proposto neste trabalho, o qual envolve a alocação de lotes de UMs afim de minimizar as criticalidades da rede. As premissas e os elementos relacionados ao problema foram explicitados e discutidos. Na presente seção o objetivo é apresentar a formulação matemática proposta para esse problema.

Seja uma rede observável com \mathbf{n} barras, deseja-se mitigar as criticalidades até cardinalidade k_{max} dessa rede, através da inserção de um lote \mathbf{L} , pré-estabelecido, de UMs. Para avaliar a qualidade de cada novo plano de medição utiliza-se a seguinte equação:

$$f_{obj} = \sum_{k=1}^{k_{max}} w_k * n_k \quad (5)$$

Na Equação 5 w_k é um vetor de pesos que indica a importância de cada criticalidade por cardinalidade k . Ou seja, o peso para as cardinalidades mais baixas deve ser maior que para as superiores, o que força o método a minimizar as criticalidades de mais baixa ordem. No presente trabalho n_k é um vetor com o número de criticalidades, por cardinalidade, presentes no sistema após a adição do lote de UMs disponíveis.

Os valores do vetor n_k são obtidos pelo processo de busca por criticalidades discutido anteriormente e a Figura 5 ilustra simplificadaamente essa etapa. Sabendo-se o tamanho do lote e com a garantia de que a rede é observável, o objetivo é minimizar o valor da Equação 5. É importante salientar que os valores de w_k devem ser estabelecidos previamente ao processo de otimização e podem variar de acordo com o tamanho, configuração da rede e plano de medição. No presente trabalho essa determinação foi realizada experimentalmente através de uma inspeção das criticalidades iniciais da rede. Uma metodologia mais complexa para a determinação do vetor w_k foi deixada para trabalhos futuros.

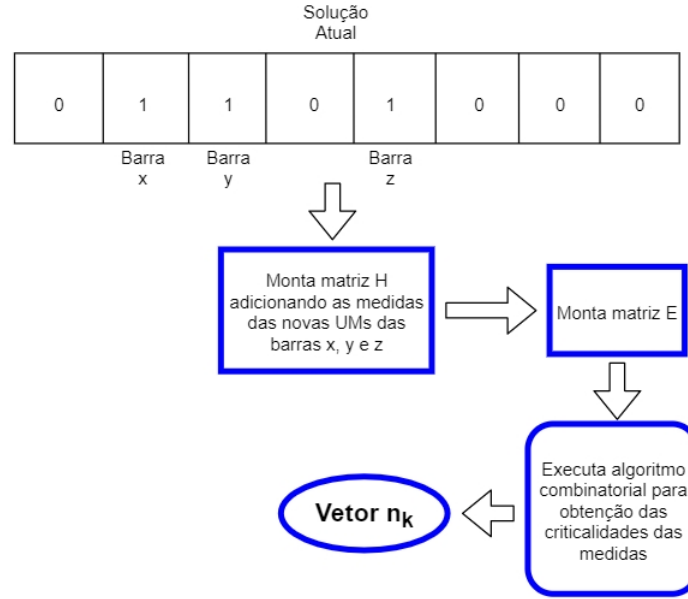


Figura 5: Esquema para obtenção do vetor de criticalidades.

Por questões de simplificação e viabilidade serão analisadas criticalidades com k_{max} até o valor 3 para a rede IEEE 30 barras e apenas as cardinalidades 1 e 2 para a rede de IEEE 118 barras. Conforme abordado, a determinação de criticalidades de ordens elevadas é um problema combinatorial difícil e como o mesmo deve ser executado inúmeras vezes ao longo do processo de otimização, o foco estará nas criticalidades de ordens inferiores. Isso é justificável pois, na prática, essas criticalidades (k igual a 1, 2 e 3) são aquelas que tornam a rede mais vulnerável quanto à capacidade de execução de um processo de Estimação de Estado, considerando confiabilidade e robustez quanto à presença de erros grosseiros nas medidas e probabilidade de perda de observabilidade.

4.4 Ilustração da Modelagem

Na sequência apresenta-se uma forma de representação das soluções candidatas ao longo do processo otimização. Para que essa aconteça considera-se os seguintes pontos:

- **Entradas:**
 - Rede Observável;
 - Plano de medição original;

- Quantidade (lote) de unidades de medição (UMs) disponíveis para serem alocadas;
- Quantidade de barras na rede disponíveis para a alocação das UMs.
- Pesos para cada cardinalidade;

- **Processo:**

- Alocação ótima (considerando os critérios e premissas definidos) das UMs disponíveis nas barras que se encontram livres para a inserção;

- **Saída:**

- Novo plano de medição com as quantidades de criticalidades prioritárias reduzidas;

As Figuras 6 e 7 ilustram a representação da solução através de um vetor binário com n posições, onde n é a quantidade de barras (barramentos) livres na rede. A solução final será a alocação adequada de um lote limitado de UMs em um subconjunto dessas barras. O valor 1 indica a inserção de uma UM, já o valor 0 diz respeito ao contrário.

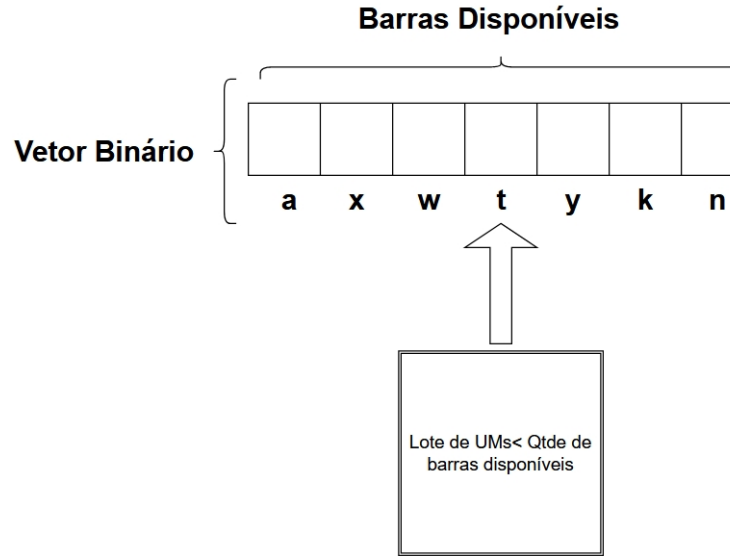


Figura 6: Vetor binário representando as barras disponíveis.

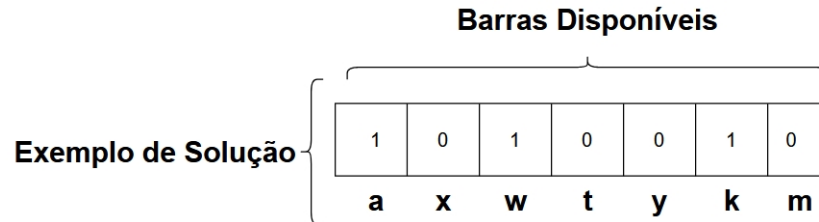


Figura 7: Exemplo de solução genérica.

Para cada novo vetor solução \mathbf{x} avalia-se o valor da função objetivo. Cada posição em que foram alocadas UMs apresenta uma contribuição de novas medidas, formando assim uma nova matriz Jacobiana \mathbf{H} . Através dessa obtém-se uma nova matriz de Covariância dos

Resíduos \mathbf{E} , que deve ser fatorada para a obtenção do número criticalidades de medidas por cardinalidade. De posse desse valor, o cálculo da f_{obj} para a solução candidata é imediata. Nota-se que o processo de determinação de criticalidades insere um maior peso computacional para a avaliação de uma solução. Entretanto, como o problema nesse enfoque é inédito, e não existe na literatura uma métrica ou indicador que torne esse processo mais simples, utilizou-se a formulação discutida para os testes propostos.

5 GRASP-VND

A primeira das duas metaheurísticas aplicadas para a solução do problema em questão envolve a combinação de duas técnicas muito conhecidas da literatura. O algoritmo GRASP [24] que envolve uma etapa construtiva e uma etapa de busca local e o algoritmo VND [25] que itera através de estruturas de vizinhança de forma a encontrar soluções de melhor qualidade. Para o presente trabalho esses algoritmos foram combinados de forma que o VND foi utilizado como a estrutura de busca local do algoritmo GRASP. Esse apresenta uma característica *multi-start* e à cada iteração constrói uma nova solução inicial. O pseudocódigo segue abaixo:

- Procedimento GRASP-VND
- Início:
 1. $s^* \leftarrow \emptyset$;
 2. $f(s^*) \leftarrow f_{obj}$ na condio inicial;
 3. $Global\ tempo_{max} \leftarrow$ Tempo Máximo definido;
 4. $Iter_{max} \leftarrow$ Número Máximo de Iterações;
 5. $limite \leftarrow 0$;
 6. $\alpha \leftarrow$ Alfa escolhido;
 7. $lote \leftarrow$ Tamanho do Lote;
 8. $barrasLivres \leftarrow$ BarrasLivresAlocação();
 9. Enquanto $limite \leq Iter_{max}$ e $tempoSim() \leq tempo_{max}$ faça
 10. $s' \leftarrow$ ConstruçãoGRASP($f(\cdot), \alpha, lote, barrasLivres$);
 11. $s'' \leftarrow$ VND(s');
 12. se $f(s'') < f(s^*)$
 13. $s^* \leftarrow s''$;
 14. fim-se;
 15. $limite = limite + 1$;
 16. fim-enquanto;
 17. retorna s^* ;
- fim GRASP-VND

A metaheurística recebe alguns parâmetros iniciais importantes, que são o α , que será explicado na sequência, o tamanho do lote, os limites de iterações e de tempo, além do vetor com as barras livres para alocação. Isto posto, a técnica se baseia em duas etapas, a fase construtiva que gera a cada iteração uma solução baseada em alguma métrica ou heurística e a fase de busca local a qual tenta buscar, através de um conjunto de estruturas de vizinhanças, soluções melhores. De acordo com o algoritmo apresentado considerou-se um limite de tempo global para o processo, visto que a avaliação da função objetivo pode ser custosa. Esse tempo global é avaliado ao longo do processo de forma que o procedimento é finalizado imediatamente se esse for atingido. Na sequência a fase de construção será apresentada.

5.1 Construção GRASP

A metaheurística GRASP apresenta como cerne do seu processo uma fase construtiva a cada nova iteração, conforme apresentado na seção anterior. Essa fase construtiva depende basicamente da função ou heurística que se utiliza para a construção da solução, além do valor de um coeficiente α . Esse é fundamental para a seleção dos candidatos a elementos formadores da solução, para tal se estabelecem duas listas, uma chamada de LC(Lista de Candidatos) e outra de LRC(Lista Restrita de Candidatos). O algoritmo abaixo generaliza o procedimento de construção:

- ConstruçãoGRASP($f(\cdot), \alpha, x, \text{lote}, \text{barrasLivres}$)
- Início:
 1. $x \leftarrow \text{zeros}(\text{barrasLivres})$;
 2. Inicializa LC com todos os candidatos e ordenada pela função heurística $f(\cdot)$;
 3. $\text{complete} = 0$;
 4. Enquanto $\text{complete} \neq 1$
 5. $s = \min\{f(t)/t \mid t \in LC\}$;
 6. $s += \max\{f(t)/t \mid t \in LC\}$;
 7. $LRC = \{s \in LC \mid f(s) \leq s - +\alpha(s + -s-)\}$;
 8. seleciona um elemento de LRC aleatoriamente;
 9. Insere o valor 1 em x na posição associada ao barramento selecionado da lista;
 10. Atualiza LC removendo o barramento selecionado;
 11. se $\text{numElem}(x) = \text{lote}$ então
 12. $\text{complete} = 1$;
 13. fim-se
 14. fim-enquanto
 15. retorna x ;
- fim ConstruçãoGRASP

O procedimento de construção acima generaliza o que foi desenvolvido para o presente trabalho. Basicamente uma solução válida para teste é um vetor binário com o número de elementos 1's igual ao tamanho do lote pré-estabelecido. Inicia-se na linha 1 o vetor solução x com todas as posições iguais a 0 e com tamanho equivalente ao número de UMs disponíveis. Cada posição do vetor está associada a um barramento específico. Assim sendo, o procedimento de construção segue enquanto a solução corrente x ainda estiver incompleta. Forma-se uma LC considerando como $f(.)$ uma função heurística que é basicamente o número de medidas que cada barramento pode disponibilizar para a rede. Ou seja, uma barra com apenas uma única conexão irá possuir f igual a 2, pois pode fornecer duas medidas, uma de fluxo e outra de injeção de potência. Esse valor de f é calculado para cada barra candidata, após isso essas barras são ordenadas para formar a LC. A ordenação para esse trabalho depende da rede e do caso corrente, isso porque, de acordo com a configuração da rede, as barras com apenas uma única conexão podem ser consideradas mais promissoras que outras com mais conexões, sendo nesses casos a ordenação crescente. Caso contrário, quando não se possuir informações da rede ou caso não haja barras terminais, ordena-se a lista de forma decrescente. As linhas 5 a 7 do algoritmo basicamente dizem respeito à seleção dos elementos para a LRC. O valor de α irá determinar o tamanho da lista restrita, sendo que um alfa próximo de 1 torna o processo mais aleatório, já um α próximo de 0 faz com que a construção seja mais gulosa. Após a formação da LRC um de seus elementos é sorteado e inserido na solução parcial x . A LC é atualizada e na sequência avalia-se o número de elementos iguais a 1 na solução x (função $\text{numElem}(x)$). Caso esse número seja igual ao tamanho do lote pré-estabelecido isso indica que se tem uma solução completa válida e pode-se finalizar a etapa de construção. Caso contrário, parte-se para uma nova iteração e seleção de um próximo elemento. A Figura 8 ilustra o conceito de LC e LRC discutido nesse parágrafo. Observa-se que no caso de um alfa muito pequena a escolha do elemento será mais gulosa. Na sequência são estabelecidos mais detalhes sobre a etapa de construção.

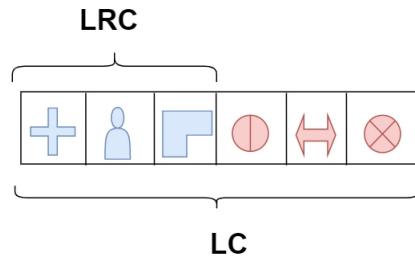


Figura 8: Representação genérica das Listas LC e LRC.

5.2 Critérios de Construção

De acordo com o exposto sobre o processo de determinação das tuplas críticas pode-se concluir que a avaliação da qualidade de uma solução é um processo computacionalmente custoso. Para evitar cálculos excessivos dessas criticalidades, a fase de construção do GRASP faz uso de uma heurística estabelecida empiricamente para a formação da solução inicial de cada iteração.

Em sistemas elétricos existem barramentos que possuem mais conexões com outras barras, dessa forma a inserção de UMs nesses pode impactar de forma mais ampla as criticalidades presentes nessa rede. Em contrapartida existem casos em que se conhece mais detalhes da rede elétrica e do plano de medição inicial, além disso sabe-se que o mesmo possui inúmeras

barras terminais e várias medidas críticas. Nessas situações é mais provável que essas estejam relacionadas a essas barras terminais, visto que a formação das criticalidades apresenta uma característica local. Dessa forma, a inserção de UMs em barras com menos conexões pode ser preferível. Com essas ideias estabeleceu-se os seguintes critérios heurísticos para a etapa de construção e para a consequente formação e ordenação da Lista de Candidatos:

1. Em redes sem barras terminais importantes ou com pouco conhecimento do arranjo das medidas ordena-se a LC dando preferência à inserção de UMs em barras com mais conexões, ou seja, essas estarão no topo da lista;
2. Em redes com muitas barras terminais sem UMs e com várias criticalidades "próximas" a esses barramentos prioriza-se, na ordenação da LC, as barras com menos conexões;

A Figura 9 ilustra, de maneira genérica, a formação da LC com os dois critérios:

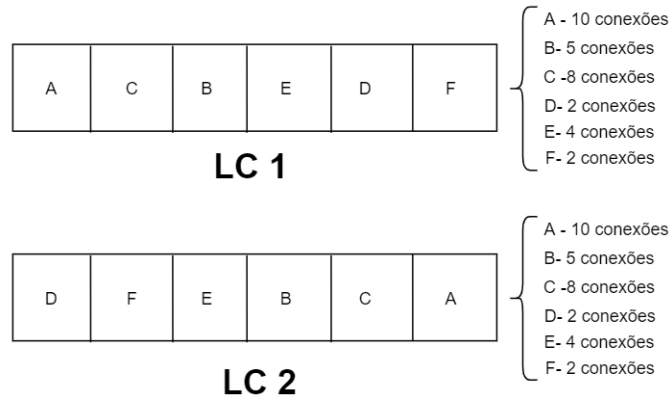


Figura 9: Representação da formação da lista restrita de acordo com os critérios.

Através da Figura 9 pode-se entender o procedimento para a construção da lista de candidatos de acordo com os critérios. Caso se considere a condição 1 as barras com mais conexões estarão no topo da lista e essa será ordenada de forma decrescente, caso contrário essa ordenação é realizada de maneira crescente.

6 VNS-VND

Na seção anterior foram apresentados os conceitos e as ideias básicas do algoritmo GRASP-VND. Nessa seção outra metaheurística testada será descrita e definida em respeito ao trabalho em questão. A metaheurística VNS se baseia em um conceito de busca em vizinhança variável, a qual foi apresentada em [25]. Basicamente essa técnica "perturba" ,de maneira sistemática, a solução corrente através de uma ou várias estruturas de vizinhança. Esse processo pode ser útil para promover uma diversificação da busca e fugir de uma possível estagnação. A cada vez que a busca local não é capaz de melhorar a solução corrente altera-se a "perturbação" através da alteração da vizinhança. Essa etapa por vezes pode "piorar" a solução atual, mas através dela é possível escapar de alguns ótimos locais. O VNS-VND proposto realiza, primeiramente, uma etapa de geração de uma solução inicial viável. Com essa inicia-se o processo iterativo referente ao VNS e enquanto não se atingir um limite de

iterações ou de tempo máximo, realiza-se uma perturbação na melhor solução atual (geração de um vizinho aleatório) e parte-se para a etapa de busca-local (VND) análoga aquela proposta para o GRASP-VND. Após a busca local compara-se a melhor solução obtida com a aquela de melhor fitness até o momento. Caso a nova solução seja superior, atualiza-se a *best solution* e retorna-se à vizinhança inicial do VNS, caso contrário incrementa-se a vizinhança. Uma iteração é finalizada ao serem testadas todas as vizinhanças pré-estabelecidas. Vale salientar que o processo parte de uma solução inicial e essa é modificada ao decorrer das iterações, diferentemente do GRASP que apresenta uma característica *multi-start*. O algoritmo na sequência implementa os passos que foram descritos.

- Procedimento VNS-VND

- Início:

1. $s \leftarrow GerSolInicial()$;
2. $max_{iter} \leftarrow 0$;
3. $lim_{iter} \leftarrow \text{input}(\text{"Insere Limite Iterações"})$;
4. $Global\ tempo_{max} \leftarrow \text{input}(\text{"Insere Limite Tempo"})$;
5. Enquanto $max_{iter} \leq lim_{iter}$ e $tempoSim() < tempo_{max}$ faça
6. $k \leftarrow 1$;
7. Enquanto $k \leq k_{max}$ e $tempoSim() < tempo_{max}$ faça
8. $s' \leftarrow \text{Vizinho Aleatório de } N_k(s)$;
9. $s'' \leftarrow VND(s')$;
10. se $f(s'') < f(s)$
11. $s \leftarrow s''$;
12. $k \leftarrow 1$;
13. senão $k \leftarrow k + 1$;
14. fim-se;
15. fim-enquanto;
16. $max_{iter} = max_{iter} + 1$;
17. fim-enquanto;
18. retorna s ;

- fim VNS-VND

O procedimento que caracteriza essa metaheurística é a etapa estabelecida na linha 8. Essa função gera um vizinho aleatório da solução corrente de acordo com a estrutura de vizinhança k atual. Diferentemente da busca local (VND) essa etapa gera um vizinho qualquer, seja ele melhor ou pior que a solução corrente. A inserção dessa etapa tem por objetivo percorrer diversas regiões do espaço de busca, possibilitando uma diversificação das soluções testadas. O vizinho gerado é então enviado para a etapa de busca local (VND) na qual busca-se encontrar uma solução com qualidade superior.

6.1 Soluções Iniciais

Conforme apresentado na seção anterior o algoritmo VNS-VND depende de uma solução inicial que será "modificada" ao longo das iterações realizadas. A forma de geração dessa solução pode acelerar a convergência para boas soluções. Para o presente trabalho foram testadas duas estratégias para obtenção de soluções iniciais:

- **Solução Inicial Aleatória** - Constrói-se, de forma sistemática, uma alocação viável de UMs através do sorteio das barras nas quais será distribuído o lote disponível, esse tipo de solução pode ser interessante quando se conhece pouco da rede ou necessita-se de diversificação.
- **Solução Inicial Gulosa** - Gera-se uma solução inicial com um critério guloso baseado na quantidade de conexões presentes em cada barramento, as escolhas desse critério seguem as mesmas premissas da formação da lista de candidatos do algoritmo GRASP-VND. Essa forma de geração possibilita a inserção de informações quanto às barras preferíveis para alocação.

7 Estruturas de Vizinhaça e Busca Local

De acordo com o exposto, ambas metaheurísticas aplicadas ao problema de minimização das criticalidades utilizam-se de uma mesma etapa de busca local. Para o presente trabalho foram desenvolvidas quatro estruturas de vizinhaça elementares. A ideia geral é de que as vizinhanças de cardinalidades menores sejam menos "distantes" que as maiores. Basicamente as estruturas desenvolvidas são bastante intuitivas e se baseiam em trocas e rotações do vetor binário representativo da solução. As vizinhanças aplicadas foram as seguintes:

- **Vizinhaça 1** - Baseia-se na troca de uma posição igual a 1 na solução por outra igual a 0, ou seja, retira a UM de uma barra e coloca-se em outra disponível.
- **Vizinhaça 2** - Realiza-se a troca de duas posições iguais a 1 por outras duas iguais a 0;
- **Vizinhaça 3** - Aplica-se a vizinhaça 1 e rotaciona-se o vetor binário;
- **Vizinhaça 4** - Aplica-se a vizinhaça 2 e rotaciona-se o vetor binário;

Para a análise das vizinhanças os algoritmos desenvolvidos avaliam diversas soluções e por fim selecionam aquela de melhor qualidade. Conforme será discutido, em redes menores é viável a avaliação de todos os vizinhos. Entretanto, em redes um pouco maiores essa busca se torna muito custosa tanto pela quantidade de vizinhos quanto pelo tempo despendido para o cálculo das criticalidades. Nesses casos avalia-se apenas uma porção dos vizinhos da solução corrente. Para essas situações realiza-se uma busca "pseudo-aleatória", isso porque sorteia-se as posições que serão trocadas, mas conforme esses sorteios são realizados há o cuidado para que soluções iguais não sejam recalculadas ou geradas. Para isso sorteia-se apenas parte dos elementos a serem trocados, após esse primeiro sorteio as trocas realizam-se deterministicamente até se esgotarem as possibilidades de combinações. A Figura 10 apresenta uma ilustração de como são realizadas as buscas parciais nas vizinhanças. Para

apenas uma troca, sorteia-se um elemento ativo e realiza-se as trocas desse pelas posições vazias. Após todas as trocas, esse elemento ativo é removido da continuidade do processo, o qual continua até se realizar um limite máximo de trocas estabelecido. No caso de duas trocas (vizinhança 2) o processo é mais difícil. Primeiramente, realiza-se um sorteio no qual seleciona-se um elemento ativo a ser desligado. O segundo elemento a ser desligado não é sorteado, itera-se por todos os ativos combinando-os com o primeiro sorteado. Em relação às posições de troca (barras vazias) sorteia-se a primeira troca, as demais são determinísticas. No caso itera-se pelas outras posições disponíveis combinando-as duas a duas com a primeira sorteada. Esse processo segue até que sejam realizadas todas as combinações possíveis duas a duas com o primeiro elemento ativo sorteado e o segundo elemento ativo no momento. Ao fim desse processo essa primeira posição ativa é bloqueada para evitar repetições. O processo segue com as barras disponíveis enquanto não se atingir o limite de vizinhos pré-determinado.

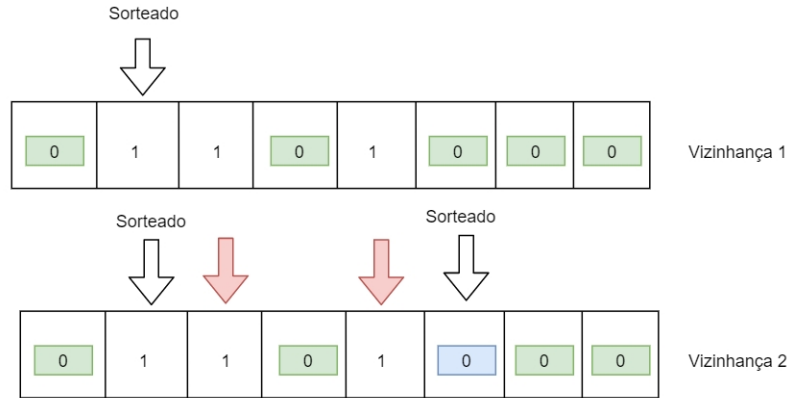


Figura 10: Representação simplificada do processo de busca parcial nas vizinhanças.

7.1 VND

A metaheurística VND (Variable Neighborhood Descent) é um método utilizado amplamente nas etapas de buscas locais. O procedimento se baseia em uma troca sistemática de estruturas vizinhanças de maneira a se encontrar uma solução de melhor qualidade. O algoritmo permanece em uma estrutura de vizinhança buscando melhorar uma solução corrente, quando não se consegue isso parte-se para outra vizinhança. Sempre que uma melhor solução é encontrada, dentro de um limite de vizinhanças, retorna-se para a vizinhança inicial. No presente proposta o algoritmo é finalizado quando todas as vizinhanças foram exploradas e não se conseguiu melhora da solução corrente ou quando se atinge um limite de tempo máximo da execução global das metaheurísticas GRASP-VND ou VNS-VND.

Conforme explicado foram utilizadas 4 estruturas de vizinhança. Para redes menores é possível avaliar-se completamente as vizinhanças, garantindo assim que o melhor vizinho é um ótimo local para uma dada vizinhança. Em contrapartida, como o cálculo da função objetivo torna-se mais custoso com o crescimento da rede e do número de combinações por vizinhança então, para a redes mais pesadas, avalia-se parcialmente um subconjunto desses vizinhos. Nesse caso o procedimento não garante que se obteve um ótimo local, mas pode possibilitar ao algoritmo reduzir o tempo consumido em apenas uma única vizinhança.

O algoritmo na sequência generaliza a etapa de VND, que é a etapa de busca local das metaheurísticas testadas. No caso de uma busca parcial o que se realiza é uma limitação

do número de iterações por vizinhança e seleciona-se uma parcela dos possíveis vizinhos ao longo dessas iterações. Vale salientar que a função $\text{tempoSim}()$ avalia o tempo total da metaheurística corrente e caso esse supere o temp_{max} estabelecido, a busca local é finalizada.

- Procedimento VND(s)
- Início:
 1. $k_{max} \leftarrow 4$;
 2. $k \leftarrow 1$;
 3. Enquanto $k \leq k_{max}$ e $\text{tempoSim}() < \text{tempo}_{max}$ faça
 4. Encontrar melhor vizinho s' (ou o melhor dentro de um limite) $\in N_k(s)$;
 5. se $f(s') < f(s)$
 6. $s \leftarrow s'$;
 7. $k \leftarrow 1$;
 8. senão $k \leftarrow k + 1$;
 9. fim-se;
 10. fim-enquanto;
 11. retorna s ;
- fim VND

8 Hash Global Auxiliar

As metaheurísticas testadas apresentam uma etapa sistemática de busca local. Essa envolve, a cada geração de um vizinho, o cálculo do valor da função objetivo e para tal necessita-se executar um algoritmo de determinação de criticalidades de medidas. Esse apresenta uma natureza combinatorial e realiza diversas fatorações matriciais para a obtenção das criticalidades. É evidente que esse processo, ainda que desenvolvido de maneira eficiente, pode ser dispendioso e se evitado seria de grande valia para a eficiência do algoritmo. Sabendo-se que os algoritmos GRASP e VNS são apresentados originalmente mecanismos de memória de longo prazo, através das iterações realizadas, propõem-se então inserir esse mecanismo no processo. O objetivo dessa inserção é evitar-se a repetição de cálculos de criticalidades em possíveis candidatos já explorados em alguma iteração anterior. Essa proposta é preliminar e pode ser aprimorada com outras estratégias de memória adicionais como listas Tabu. Entretanto, para o trabalho utilizou-se a estrutura de dados conhecida como tabela Hash.

Uma tabela Hash é uma estrutura de dados extremamente utilizada em situações onde se deseja consultar se alguma informação ou dado já se encontra cadastrado e, caso esteja, possibilita a consulta desses, no melhor caso, em tempo constante [26]. Para essa implementação utilizou-se a estrutura "Map" presente na plataforma MATLAB®. A tabela desenvolvida apresenta dois atributos básicos, o primeiro uma chave e o segundo um conteúdo armazenado. A Figura 11 apresenta uma ilustração referente a essa tabela.

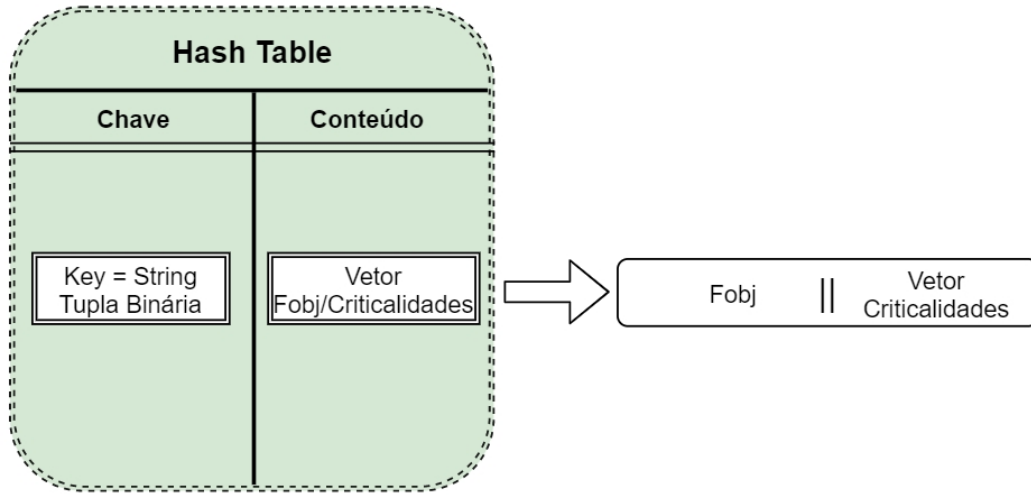


Figura 11: Tabela Hash desenvolvida.

A tabela Hash inicia-se vazia e ao decorrer das iterações, para ambas metaheurísticas, essa é preenchida. A chave para acessar uma posição da tabela é uma string binária referente ao vetor solução produzido. O conteúdo armazenado é um vetor que concatena duas informações importantes, e que são o ponto principal da aplicação da Hash, o valor da função objetivo e um vetor com as criticalidades dos sistema corrente. Quando uma solução é inédita essa é inserida na Hash, caso contrário o algoritmo se utiliza da informação previamente avaliada e evita-se o recálculo da função objetivo. Para mais detalhes quanto aos conceitos e tipos de tabela Hash recomenda-se a leitura de [26].

9 Testes

Para os testes utilizou-se uma máquina com configuração Intel i7 sétima geração e 16 GB de memória RAM. O algoritmo para computação das tuplas críticas foi desenvolvido na linguagem C utilizando-se OpenMP para paralelizar o processo nos núcleos da CPU. As etapas de processamento da topologia da rede, construção das matrizes elementares, além das metaheurísticas GRASP-VND e VNS-VND foram implementadas através do software MATLAB®. O foco nos testes não foi desempenho, mas sim analisar a qualidade das soluções obtida nas simulações, de forma a comparar se foram equivalentes ou se alguma das metaheurísticas testadas se sobressaiu frente aos casos analisados. Além disso, deseja-se obter uma maior sensibilidade quanto ao novo problema proposto.

As topologias escolhidas para os testes foram as redes IEEE 30 e 118 barras, extraídas respectivamente de [18] e [22], trabalhos que abordam o processo de análise das criticalidades de sistemas de medição. O plano de medição utilizado para a topologia com 30 barras foi ligeiramente modificado em relação ao proposto em [18], isso porque desejava-se uma maior quantidade de medidas críticas iniciais. Para tal foram removidas as medidas A3, P9, P3, P10, P12, P27, onde A3 é uma medida de ângulo e as demais são injeções de potência ativa na rede. As medidas removidas estão marcadas na Figura 12. Em relação à rede de 118 barras utilizou-se o mesmo plano de medição apresentado em [22], com o objetivo de se avaliar a condição onde existem medidas críticas associadas a barras terminais, esse plano, apresentado na Figura 13, será chamado de plano 118 barras base.

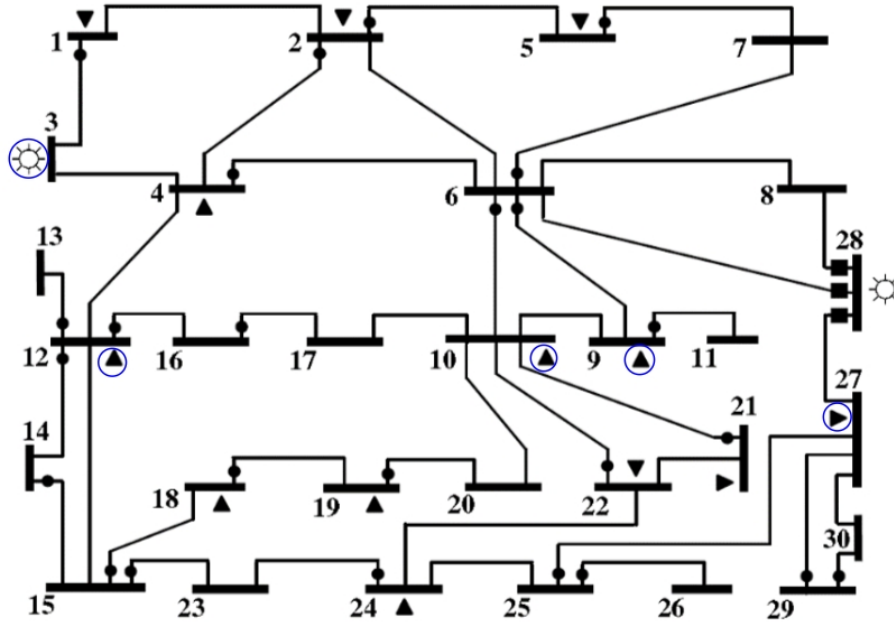


Figura 12: Rede IEEE 30 Barras.[18]

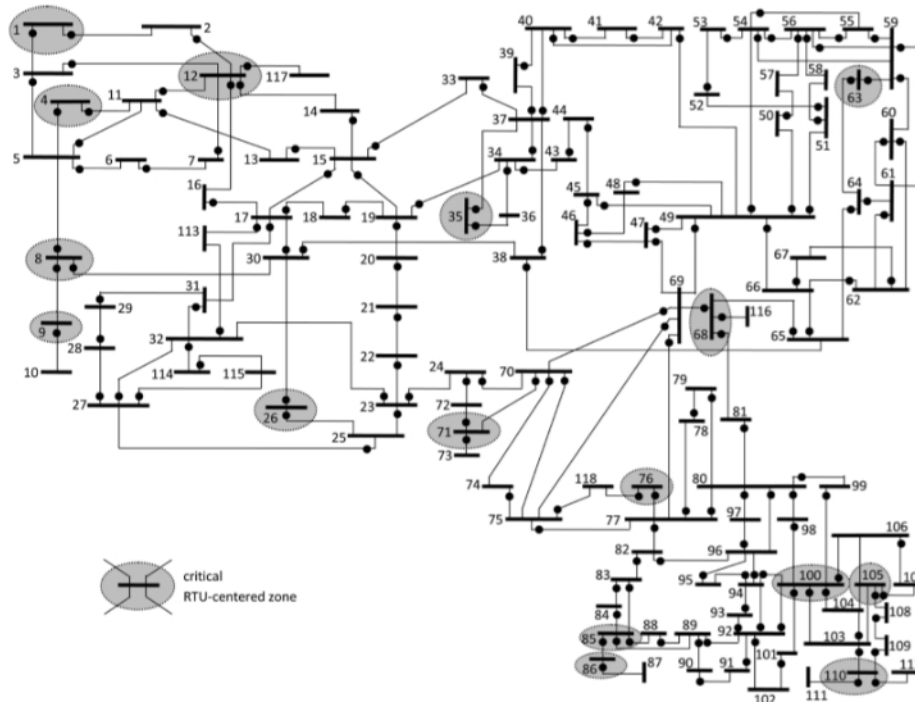


Figura 13: Rede IEEE 118 Barras.[22]

Para se avaliar as metaheurística em uma instância mais complexa desenvolveu-se um plano de medição alternativo para a rede 118 barras. Esse é composto por 39 UMs completas resultando em 79 barramentos livres para alocações de um futuro lote de UMs. Para a geração desse plano inicial utilizou-se a modelagem proposta por [13], a qual utiliza os conceitos de programação linear inteira para a obtenção de um plano de medição observável. A solução do problema foi obtida através da aplicação uma função de programação linear inteira presente

no software MATLAB®. A nova configuração da rede não será apresentada por questões de espaço. Os testes principais realizados podem ser sintetizados da seguinte maneira:

- **Rede 30 Barras-** Lotes de UMs de tamanho 3 e 6; $k_{max} = 3$ e 12 barramentos disponíveis para alocação;
- **Rede 118 Barras plano base-** Lotes de UMs de tamanho 6 e 9; $k_{max} = 2$ e 19 barramentos disponíveis para alocação;
- **Rede 118 Barras Nova-** Lote de UMs de tamanho 10; $k_{max} = 2$ e 79 barramentos disponíveis para alocação;

As Tabelas abaixo sintetizam os principais testes:

Tabela 1: Critérios dos testes Rede IEEE 30 barras.

Técnica	Alfa	Sol. Inical	Tempo Máx	Iter. Máx	Busca Local	Nº de Testes
GRASP-VND	0,3;0,5;0,8	-	10 min	5	Completa	3
VNS-VND	-	Gulosa e Aleatória	10 min	5	Completa	3

Tabela 2: Critérios dos testes Rede IEEE 118 barras Base.

Técnica	Alfa	Sol. Inical	Tempo Máx	Iter. Máx	Busca Local	Nº de Testes
GRASP-VND	0,3;0,5;0,8	-	45 min e 15 min (lote=9)	15	Parcial	3
VNS-VND	-	Gulosa e Aleatória	45 min e 15 min (lote=9)	15	Parcial	3

Tabela 3: Critérios dos testes Rede IEEE 118 barras Nova.

Técnica	Alfa	Sol. Inical	Tempo Máx	Iter. Máx	Busca Local	Nº de Testes
GRASP-VND	0,3;0,8	-	2:30h	50	Parcial	3
VNS-VND	-	Gulosa e Aleatória	2:30h	50	Parcial	3

Alguns testes secundários foram realizados, mas esses serão descritos brevemente na seção de resultados. Nos testes principais foram estabelecidos tempos limites para a avaliação das técnicas implementadas, além disso nas redes 118 barras limitou-se o número total de vizinhos analisados em cada vizinhança. Para os testes apresentados nesse artigo definiu-se esse limite em 50 vizinhos. Para os testes com a rede IEEE 118 barras modificada (nova) considerou-se um limite de tempo máximo superior para os 3 testes realizados em cada técnica e condições iniciais, visto que a dimensão do espaço de busca se encontra na ordem de 1×10^{12} configurações possíveis. A escolha da cardinalidade máxima igual a 2 para as redes IEEE 118 ocorreu pelo maior dispêndio de tempo, nos testes preliminares, para o cálculo das criticalidades nessa dimensão de rede. Para as redes IEEE 30 e 118 base foi executado um algoritmo de busca exaustiva para se comparar com os resultados das metaheurísticas e se justificar a validade dessas. Para o caso da rede IEEE 118 base limitou-se o tempo da busca exaustiva para 90 minutos e comparou-se o melhor resultado dessa com o das metaheurísticas testadas.

As redes utilizadas apresentam algumas condições iniciais que devem ser melhoradas com o processo de otimização. Essas estão relacionadas à quantidade de tuplas críticas de medidas por cardinalidade desejada. A Tabela 4 apresenta, para cada rede, a distribuição dessas tuplas críticas:

Tabela 4: Distribuição das Criticalidades Iniciais

Rede	Ck1	Ck2	Ck3
30 Barras	10	14	93
118 Barras Base	9	91	-
118 Barras Modificado	0	97	-

Com o conhecimento dessas criticalidades iniciais, e sabendo-se das prioridades de uma criticalidade de ordem inferior em relação às superiores, estabeleceu-se empiricamente os pesos w_k utilizados para a avaliação da função objetivo, os quais seguem abaixo:

- Rede 30 Barras - $w = [10 \ 3 \ 1.5]$
- Rede 118 Barras Base - $w = [20 \ 1.5]$
- Rede 118 Barras Modificado - $w = [1 \ 1]$

10 Resultados

Na sequência os resultados obtidos estão apresentados para a rede IEEE 30 e para as redes IEEE 118. Para as instâncias menores as melhores soluções foram comparadas com os resultados de um algoritmo de busca exaustiva simples. Como não há instâncias de teste na literatura os resultados são preliminares e a comparação foi realizada basicamente entre as metaheurísticas utilizadas.

As Tabelas 5 a 8 se referem ao teste para a rede 30 barras e lote de tamanho 3. Observa-se que tanto no GRASP-VND quanto no VNS-VND as melhores soluções foram as mesmas. Nos testes realizados houve a convergência para esse valor ótimo na primeira iteração e por isso o caminho das soluções não foi plotado. Além disso, pode-se observar que não se necessitou do tempo total pré-estabelecido para os testes. Nota-se que o valor encontrado é de fato ótimo, pois é igual ao obtido de uma busca exaustiva por todas as combinações possíveis de UMs alocadas, conforme mostra a Tabela 7. Ademais, o tempo para executar essa busca completa equivale-se aos tempos médios dos testes, o que resulta em outro ponto positivo para o uso das metaheurísticas. A Tabela 8 indica as barras para alocação do lote e as respectivas criticalidades finais do novo plano de medição. Observa-se que houve uma considerável redução das criticalidades iniciais da rede.

Tabela 5: Resultados GRASP-VND rede 30 barras (lote=3).

Alfa	Tempo Tot. Médio(s)	Qtd. Iterações	Melhor Sol.
0,3	81,2	5	129
0,5	79,1	5	129
0,8	80,7	5	129

Tabela 6: Resultados VNS-VND rede 30 barras (lote=3).

Sol. Inicial	Tempo Tot. Médio(s)	Qtd. Iterações	Melhor Sol
Aleatória	88,6	5	129
Gulosa	89,4	5	129

Tabela 7: Resultados busca exaustiva rede 30 barras (lote=3).

Técnica	Tempo Total(s)	Melhor Sol.
Busca Exaustiva	80,9	129

Tabela 8: Alocação ótima rede 30 barras (lote=3).

Tupla Binária	Barras Equivalentes	Criticalidades
0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0 0	17 20 26	6 6 34

As Tabelas 9 a 12 apresentam os resultados para os testes da rede 30 barras com um lote de tamanho 6. Assim como no teste anterior houve a convergência para uma mesma solução ótima, nos testes realizados. Em todos esses as metaheurísticas se mostraram equivalentes e convergiram para um mesmo valor na primeira iteração e por isso os caminhos das soluções não foram plotados. Ao serem confrontadas com um método exaustivo, que testa todas as possibilidade alocação das UMs, conclui-se que ambas metaheurísticas conseguiram alcançar o melhor valor possível. Além disso, nessa configuração, as metaheurísticas foram mais rápidas que o método exaustivo. Isso corrobora para a justificativa de que conforme as instâncias se tornam mais difíceis as metaheurísticas são uma forma inteligente de busca por soluções de boa qualidade. Por fim, a Tabela 12 apresenta a melhor alocação encontrada para as UMs.

Tabela 9: Resultados GRASP-VND rede 30 barras (lote=6).

Alfa	Tempo Tot. Médio(s)	Qtd. Iterações	Melhor Sol.
0,3	238,2	5	86,5
0,5	232,3	5	86,5
0,8	203,7	5	86,5

Tabela 10: Resultados VNS-VND rede 30 barras (lote=6).

Sol. Inicial	Tempo Tot. Médio(s)	Qtd. Iterações	Melhor Sol
Aleatória	249,2	5	86,5
Gulosa	262,3	5	86,5

Tabela 11: Resultados busca exaustiva rede 30 barras (lote=6).

Técnica	Tempo Total(s)	Melhor Sol.
Busca Exaustiva	400,4	86,5

Tabela 12: Alocação ótima rede 30 barras (lote=6).

Tupla Binária	Barras Equivalentes	Criticalidades
0 0 0 0 1 1 1 1 0 1 0 1	11 13 17 20 26 30	1 12 27

Na sequência, as Tabelas 13 a 16 apresentam os resultados dos testes para a rede 118 barras base e lote de tamanho 6. Nesse teste o crescimento da rede passa a impactar no tempo consumido na execução das metaheurísticas. Apesar disso, todos os testes convergiram para um mesmo valor de melhor solução. Nessas ambas metaheurísticas foram equivalentes em qualidade de solução, entretanto nota-se que as iterações da técnica VNS-VND foram mais lentas que as do GRASP-VND, isso pode ser observado pela quantidade média de iterações.

Ambas metaheurísticas dispenderam o tempo máximo pré-estabelecido para as execuções, porém as convergências para o valor ótimo ocorreram nas primeiras iterações dos testes. Em relação à busca exaustiva nota-se que essa utilizou todo o tempo máximo pré-estabelecido e ainda assim não alcançou um resultado superior ao das metaheurísticas testadas, mais uma vez corroborando para o uso dessas. Diferentemente dos testes anteriores, nesse foram encontradas 4 configurações distintas para as UMs, essas possuindo um mesmo valor de criticalidades por cardinalidade. Isso de fato é possível, visto que não se estabeleceu um critério auxiliar para diferenciar essas soluções nessas situações. Um critério seria avaliar a cardinalidade seguinte ou encontrar uma métrica que qualifique cada configuração, mas esses são problemas em aberto e serão focos de trabalhos futuros. Apesar de não se saber diferenciar essas configurações, uma rápida mineração dos resultados indica que certas UMs devem estar instaladas em algumas barras específicas na solução final, impactando fortemente na redução de algumas criticalidades. Essas seriam, respectivamente, as barras 73, 111 e 116, uma rápida inspeção na topologia da rede indica que essas barras são terminais e impactam diretamente nas medidas críticas. Uma outra observação importante é que as configurações encontradas não reduziram as duplas críticas, porém foram capazes de eliminar 6 C1's as quais possuem importância muito maior que as duplas. Caso se desejasse a eliminação de mais C2's bastaria alterar as prioridades definidas no vetor w , entretanto isso poderia recorrer em uma menor diminuição das C1's.

Tabela 13: Resultados GRASP-VND rede 118 barras base (lote=6).

Alfa	Tempo Tot. Med(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol.
0,3	2.649	14	196,5
0,5	2.700	9	196,5
0,8	2.700	8	196,5

Tabela 14: Resultados VNS-VND rede 118 barras base (lote=6).

Sol. Inicial	Tempo Tot. Med(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol.
Aleatória	2.700	2	196,5
Gulosa	2.700	2	196,5

Tabela 15: Resultados busca exaustiva rede 118 barras base (lote=6).

Técnica	Tempo Total(s)	Melhor Sol.	Criticalidades
Busca Exaustiva	5400	212	4 88

Tabela 16: Alocações ótimas rede 118 barras base (lote=6).

Tupla Binária	Barras Equivalentes	Criticalidades
1000001100001100100	10 73 87 111 112 116	3 91
0000001100001100110	73 87 111 112 116 117	3 91
1000001000001100110	10 73 111 112 116 117	3 91
1000001100001000110	10 73 87 111 116 117	3 91

As Tabelas 17 a 20 apresentam os resultados dos testes das metaheurísticas para a rede IEEE 118 base e lote de tamanho 9. Novamente ambas metaheurísticas conseguiram alcançar um mesmo valor referente às suas melhores soluções. Por questões de espaço os caminhos das soluções não foram plotados porém houve convergência para o valor 152,5 na primeira

iteração dos testes. Isso pode ser explicado pela dificuldade da instância, a qual não é tão elevada, e também pela etapa de busca local que apresenta várias estruturas de vizinhança. Em relação ao tempo médio das execuções, todos os testes dispenderam o tempo máximo 45 minutos (2700 s), entretanto como a convergência ocorreu na primeira iteração dos testes esse tempo limite poderia ser reduzido sem impactar a qualidade das soluções. É válido salientar que a metaheurística VNS-VND consome um tempo consideravelmente superior ao GRASP-VND em suas iterações. Apesar de terem alcançado os mesmos resultados, o GRASP-VND possui iterações mais rápidas. Esse tempo despendido também está relacionado ao custo envolvido no cálculo da função objetivo e será alvo de melhorias em testes futuros. A Tabela 19 apresenta o melhor resultado obtido em uma execução da busca exaustiva, a qual utilizou o dobro do tempo dos testes realizados por ambas metaheurísticas, mas ainda assim conseguiu-se uma solução de pior qualidade. Mais uma vez esse resultado contribui positivamente para o uso das metaheurísticas propostas. Por fim, a Tabela 20 apresenta as melhores configurações de UMs que foram encontradas. Assim como discutido nos testes anteriores, não é o escopo do trabalho buscar uma forma de qualificar quais dessas soluções seriam superiores às demais, pois isso necessitaria de métricas que ainda não estão muito exploradas na literatura sobre criticalidades. Entretanto, uma breve mineração dos resultados mostra que diversas barras se encontram presentes em todas as 5 possibilidades encontradas. Essas seriam as barras 10, 73, 87, 104, 111, 112, 116 e 117, as quais influenciam diretamente na redução das criticalidades de ordem 1 e 2. Ainda é possível salientar que 7 dessas oito barras são terminais e se influem na mitigação de medidas críticas as quais possuem importância muito maior que as demais. Por fim, nota-se que a inserção de um lote com mais UMs possibilitou não só a redução das C1's, mas também uma importante diminuição das C2's, algo que não foi possível com um lote de tamanho 6.

Tabela 17: Resultados GRASP-VND rede 118 barras base (lote=9).

Alfa	Tempo Tot. Med(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol.
0,3	2.700	12	152,5
0,5	2.700	7	152,5
0,8	2.700	6	152,5

Tabela 18: Resultados VNS-VND rede 118 barras base (lote=9).

Sol. Inicial	Tempo Tot. Med(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol.
Aleatória	2.700	2	152,5
Gulosa	2.700	2	152,5

Tabela 19: Resultados busca exaustiva rede 118 barras base (lote=9).

Técnica	Tempo Total(s)	Melhor Sol.	Criticalidades
Busca Exaustiva	5400	186	3 84

Tabela 20: Alocações ótimas rede 118 barras base (lote=9).

Tupla Binária	Barras Equivalentes	Criticalidades
1000011100101100110	10 72 73 87 104 111 112 116 117	2 75
1100001100101100110	10 36 73 87 104 111 112 116 117	2 75
1010001100101100110	10 57 73 87 104 111 112 116 117	2 75
1000001101101100110	10 73 87 102 104 111 112 116 117	2 75
1000001100111100110	10 73 87 104 107 111 112 116 117	2 75

Para averiguar qual seria a convergência dos métodos com um tempo reduzido, testou-se as metaheurísticas com o tempo máximo dos testes limitado para 15 minutos. Para tal considerou-se a rede 118 Barras base e o lote de tamanho 9. As Tabelas 21 e 22 apresentam os resultados desse teste. Neles observa-se que ambas metaheurísticas, em todas as configurações iniciais avaliadas, foram capazes de convergir para a melhor solução encontrada nos testes anteriores, apesar de terem conseguido realizar poucas iterações. Esses resultados indicam que a etapa de busca local de fato torna as iterações mais demoradas, apesar disso essa auxilia na convergência para bons resultados.

Tabela 21: Resultados GRASP-VND rede 118 barras base (lote=9) e tempo limite de 15 minutos.

Alfa	Tempo Tot. Med(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol.
0,3	900	2	152,5
0,5	900	2	152,5
0,8	900	2	152,5

Tabela 22: Resultados VNS-VND rede 118 barras base (lote=9) e tempo limite de 15 minutos.

Sol. Inicial	Tempo Tot. Med(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol.
Aleatória	900	1	152,5
Gulosa	900	1	152,5

Os testes das Tabelas 23 a 25 foram realizados na rede IEEE 118 com configuração modificada. Essa rede apresenta 79 barras livres para as quais foram disponibilizadas 10 UMs para alocação, perfazendo um total de aproximadamente 1×10^{12} possibilidades de combinações. Foi disponibilizado um tempo limite para execução das metaheurísticas e avaliou-se qual delas alcançou a melhor solução. Para esses testes não houve comparações com a busca exaustiva visto que a mesma já se tornava impraticável nas instâncias anteriores. Os resultados se apresentaram distintos, ao contrário dos testes anteriores, porém ambas metaheurísticas convergiram para valores bastante próximos. Apesar disso, o melhor resultado obtido ocorreu em um dos testes da metaheurística VNS-VND. Além disso destaca-se o elevado dispêndio de tempo das iterações do algoritmo VNS-VND, no qual notou-se que a combinação do cálculo da função objetivo, juntamente com as estruturas de vizinhança testadas, resultou em iterações bem mais lentas para essa técnica. Uma forma de se acelerar essa etapa pode ser a redução da quantidade de estruturas de vizinhança e a utilização de uma estratégia computacionalmente mais simples para computar a função objetivo (fora do escopo atual). Como nesse trabalho o foco não se encontrou no desempenho, esse ponto pode ser considerado secundário. Entretanto, para trabalhos futuros há um espaço para melhoramento e sofisticação das técnicas. Em relação à redução das criticalidades, o melhor resultado apresentou uma diminuição de 66 duplas críticas, uma redução enorme e que impacta positivamente no processo de processamento de erros grosseiros.

Tabela 23: Resultados GRASP-VND rede 118 barras modificada (lote=10).

Alfa	Tempo Tot. Médio(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol.
0,3	9.000	10	32
0,8	9.000	10	35

Tabela 24: Resultados VNS-VND rede 118 barras modificada (lote=10).

Sol. Inicial	Tempo Tot. Médio(s)	Qtd. Média Iterações	Melhor Sol
Aleatória	9.000	2	32
Gulosa	9.000	2	31

Tabela 25: Alocação ótima rede 118 barras base (lote=10).

Barras Alocadas	Criticalidades
6 18 36 46 50 61 70 78 83 105	0 31

O processo de convergência dos testes está apresentado nas Figuras 14 a 17. A grande maioria deles convergiu para valores de função objetivo próximos de 30, mas o destaque se encontra em dos testes referentes à metaheurística VNS-VND. Um ponto relevante a se destacar é que as metaheurísticas possuem espaço para melhorias visto que seria interessante que essas conseguissem executar mais iterações.

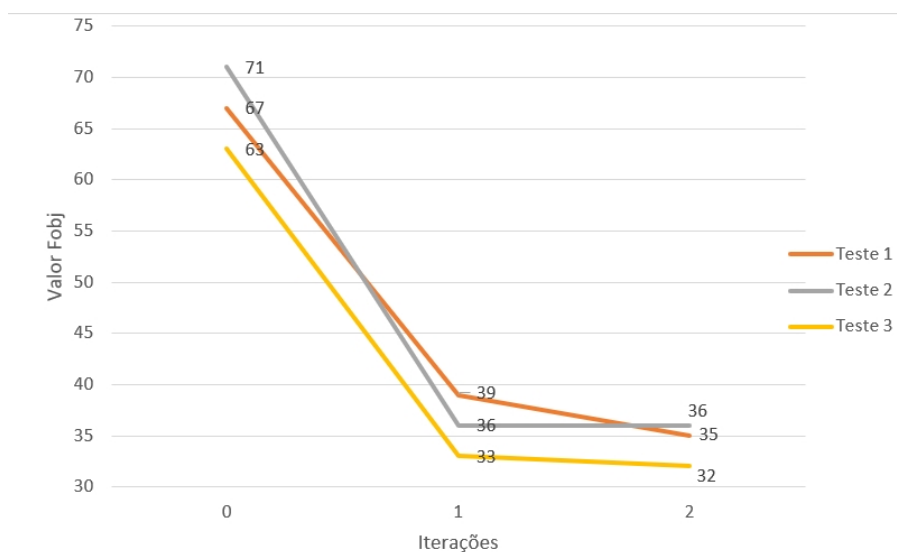


Figura 14: Processo de Convergência rede 118 barras modificada teste 1 VNS-VND Aleatório.

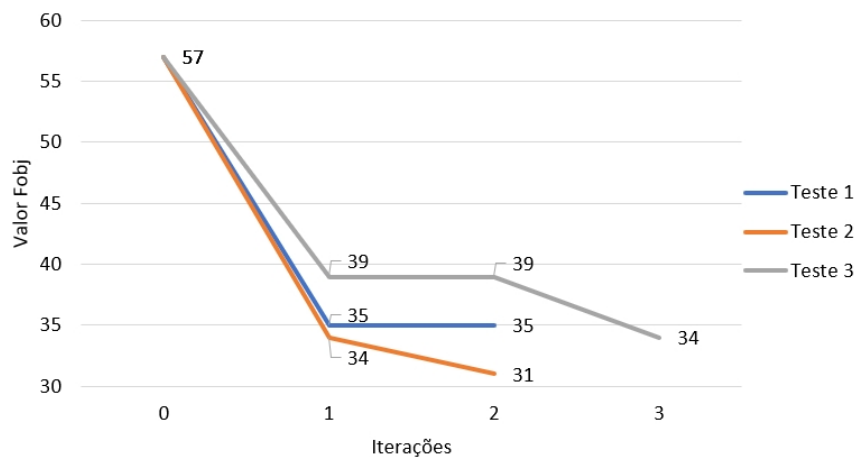


Figura 15: Processo de Convergência rede 118 barras modificada teste 1 VNS-VND Guloso.

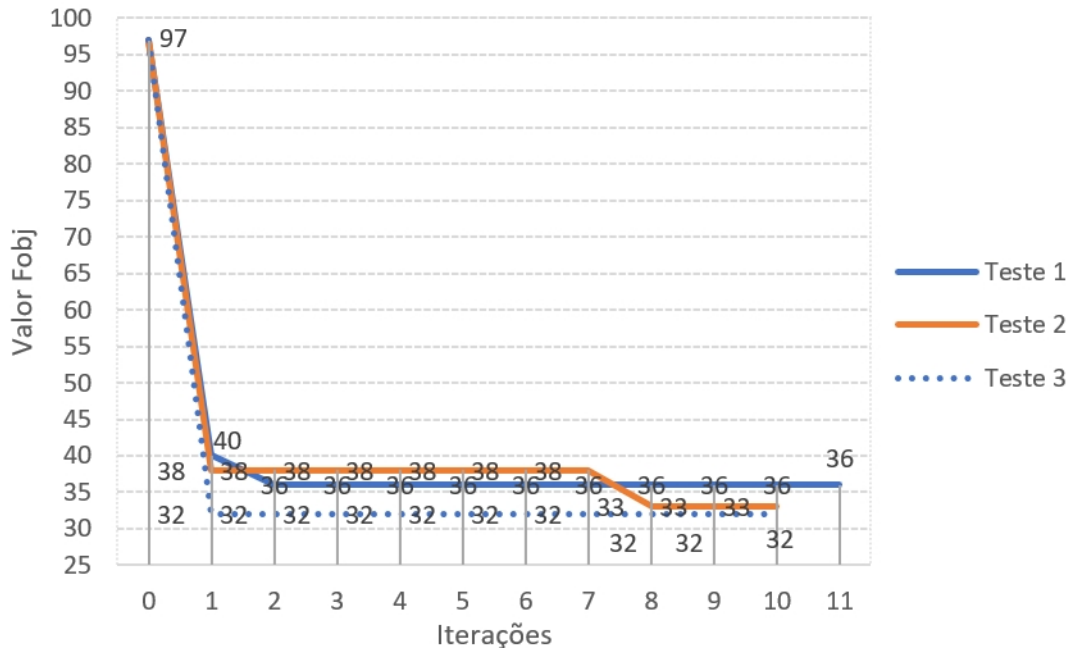


Figura 16: Processo de Convergência rede 118 barras modificada teste 1 GRASP-VND $\alpha = 0,3$.

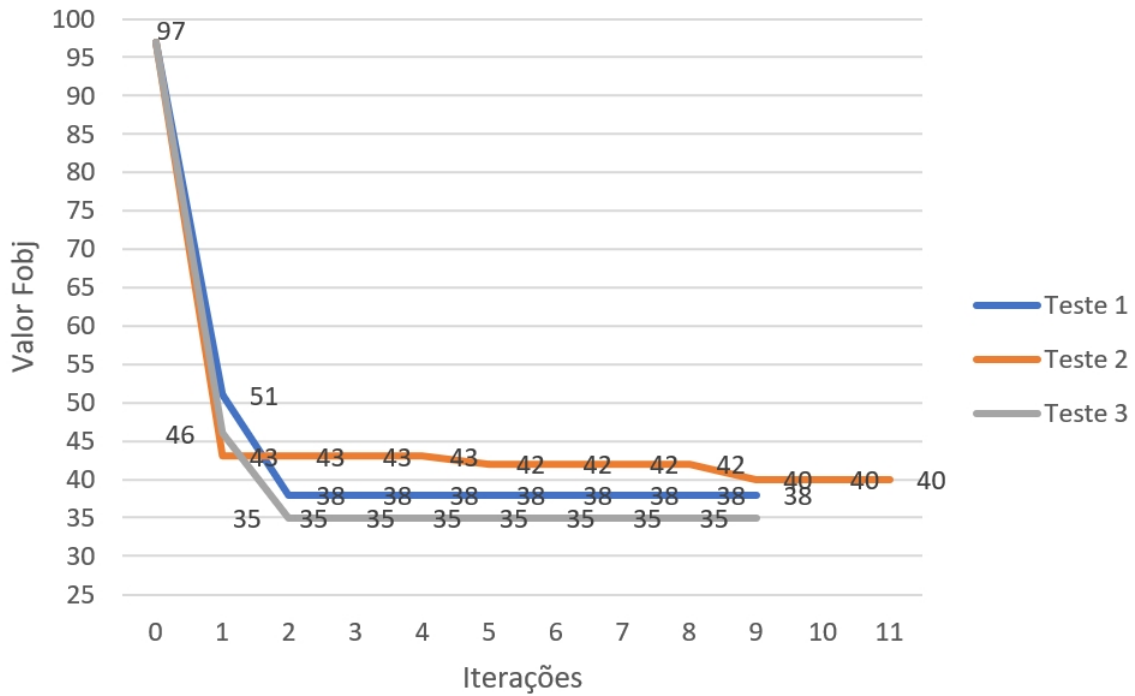


Figura 17: Processo de Convergência rede 118 barras modificada teste 1 GRASP-VND $\alpha = 0,8$.

Observou-se nos resultados anteriores que a metaheurística VNS-VND necessita de um tempo bastante superior ao algoritmo GRASP-VND, para executar suas iterações. Apesar disso, essa conseguiu obter resultados ligeiramente superiores, isto posto realizou-se uma simulação alternativa considerando-se um tempo de 4h para cada um dos três testes referentes à metaheurística VNS-VND. O interesse nesse teste é observar se a técnica consegue alcançar,

com mais tempo, resultados superiores. Além de mais tempo disponível considerou-se, também, a solução inicial gulosa, visto que apresentou melhores resultados nos testes anteriores. A Figura 18 apresenta o percurso das iterações realizadas pela técnica. Novamente, o melhor resultado encontrado foi 31, ou seja, com mais tempo disponível a técnica não convergiu para valores distintos aos que haviam sido obtidos anteriormente, porém novamente alcançou o melhor valor encontrado até o momento. Isto posto é provável que exista um ótimo local nas proximidades do valor 30, mas testes futuros precisam ser realizados para se obter maior sensibilidade quanto a esse problema e instância.

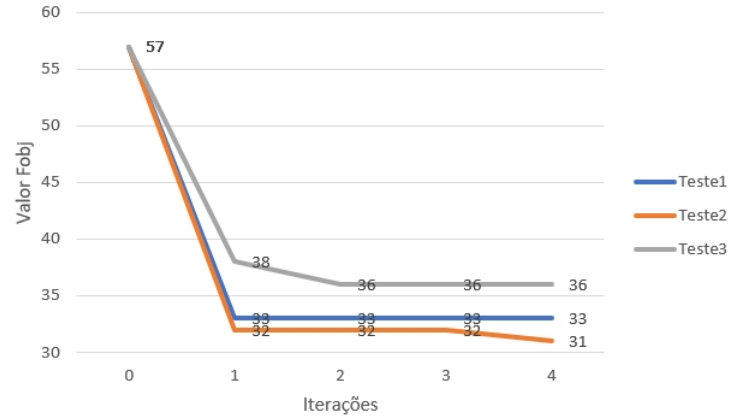


Figura 18: Processo de Convergência rede 118 barras modificada teste VNS-VND guloso e tempo máximo 4h.

Através dos resultados anteriores percebeu-se que as soluções iniciais com formação mais gulosa apresentaram melhores resultados que aquelas mais aleatórias. Isso indica que a estratégia de priorizar certas barras pode ser um bom caminho para a busca por melhores soluções. Para tal configurou-se o algoritmo GRASP-VND com $\alpha = 0.1$, já para o VNS-VND considerou-se a geração de solução inicial gulosa. Além disso, para a realização de iterações mais rápidas utilizou-se apenas as duas primeiras estruturas de vizinhanças para a etapa de busca local (VND). Para o VNS considerou-se, para a geração de vizinhos aleatórios, apenas as estruturas de vizinhança 1 e 2. Novamente estabeleceu-se como critério de parada, dos testes, um tempo máximo de 2h30min ou 20 iterações, visto que 50 se mostrou um valor bastante elevado. Foram realizados 3 testes para cada uma das configurações e os resultados do processo de convergência seguem nos gráficos abaixo, nas Figuras 19 e 20. Todos os testes finalizaram com as 2h e 30 minutos de simulação e observou-se que não se conseguiu atingir resultados superiores aos das simulações anteriores. Porém, a diminuição da quantidade de estruturas de vizinhança tornou a busca local mais rápida e permitiu uma maior quantidade de iterações, principalmente no algoritmo VNS-VND. O objetivo de promover mais iterações foi alcançado, em contrapartida ambas metaheurísticas convergiram para valores idênticos e ao atingi-los há uma dificuldade de melhoramento dessa solução. Na sequência dos estudos desse trabalho, visto que as metaheurísticas testadas se mostraram promissoras, o foco será a implementação de estruturas mais sofisticadas e estratégias inteligentes para instâncias de maior complexidade e possibilitar a fuga dessas possíveis regiões que promovem uma estagnação dos métodos.

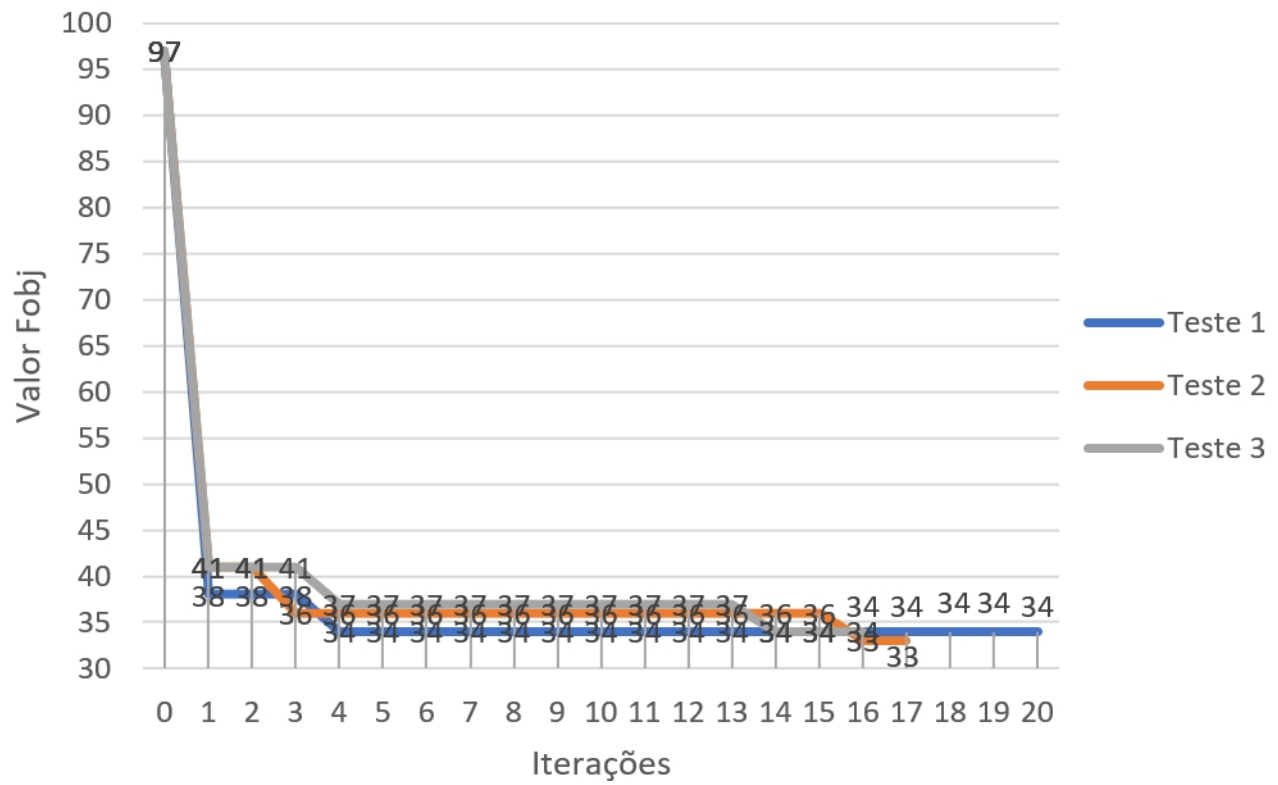


Figura 19: Processo de Convergência rede 118 barras modificada teste 1 GRASP-VND $\alpha = 0,1$.

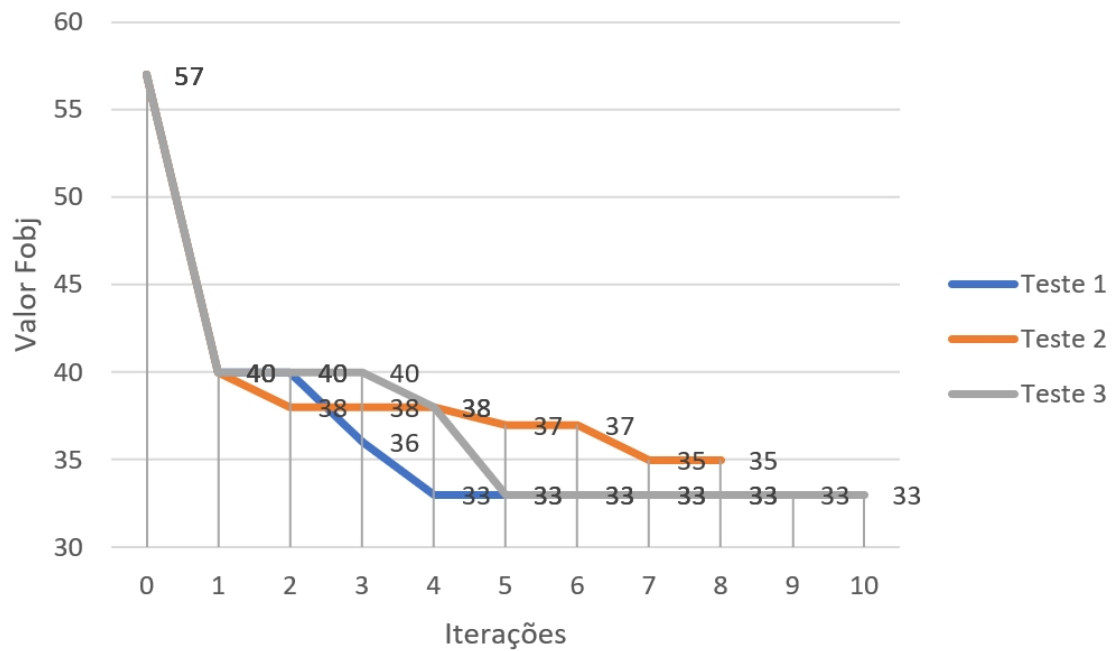


Figura 20: Processo de Convergência rede 118 barras modificada teste 2 VNS-VND Guloso.

11 Conclusões e Trabalhos Futuros

O presente trabalho apresentou uma nova roupagem para o problema de alocação de UMs em redes elétricas. O objetivo de redução das criticalidades de medidas é ainda uma seara não explorada pelos pesquisadores, principalmente pela inexistência de uma técnica ou métrica estabelecida para avaliação dessas em problemas de otimização. Nesse trabalho conseguiu-se desenvolver uma formulação inicial para o problema, considerando na análise das soluções os pesos e as quantidades de criticalidades por cardinalidade. Essa função se apresentou promissora, mas há espaço para a inserção de restrições e fatores que considerem condições reais de operação, de maneira que ajudem, por exemplo, a diferenciar soluções em que as criticalidades encontradas forem iguais. Apesar dessa função objetivo ser de simples entendimento observou-se que foi possível reduzir com qualidade as criticalidades consideradas nos testes. Vale salientar que a possibilidade de inserir pesos proporciona uma flexibilidade quanto à escolha de quais criticalidades eliminar.

Em relação às metaheurísticas testadas, ambas se mostraram promissoras e apresentaram resultados bons e de certa forma equivalentes para os testes realizados. De fato, foi comprovado que uma busca exaustiva é impraticável para esse tipo de problema e as metaheurísticas são o caminho mais inteligente para se buscar boas soluções. Nos testes com a rede IEEE 30 barras tanto o GRASP-VND quanto o VNS-VND apresentaram desempenhos idênticos e conseguiram convergir para o valor ótimo, comprovado pela busca exaustiva completa. Nos testes com a rede 118 barras com a configuração base, novamente ambas metaheurísticas convergiram para valores iguais. Nessas instâncias mais complexas, o custo para o cálculo das criticalidades passa a se apresentar como um fator que eleva o custo computacional do problema. O uso da tabela Hash Global atenuou parte desse custo, mas ainda há espaço para melhorias de desempenho. Como nesse trabalho não havia outras referências para se basear, o desempenho não foi o foco, mas com esses resultados preliminares já é possível estabelecer comparações em trabalhos futuros. Além disso, conclui-se que a etapa de busca local apresenta-se como a fase de maior dispêndio de tempo das metaheurísticas, apesar disso essa se mostrou eficaz para auxiliar a convergência das técnicas para soluções de boa qualidade.

Uma outra conclusão importante é a possibilidade de algumas configurações ligeiramente distintas resultarem em criticalidades iguais. Isso ocorre pois não é possível avaliar todas as cardinalidades possíveis e nesse caso, para as condições avaliadas, de fato as configurações se equivalem. Para trabalhos futuros a utilização de uma métrica em um pós-processamento, que consiga diferenciar essas configurações e escolher a melhor ou as melhores é um procedimento importante a ser realizado.

Por fim, testou-se as metaheurísticas na rede IEEE 118 barras modificada, avaliando-se duas premissas distintas. Na primeira, considerou-se todas as estruturas de vizinhança criadas para a etapa de busca local, como resultado notou-se um elevado tempo dispendido nessa etapa o que resultou em poucas iterações dentro do limite máximo de tempo estabelecido. Apesar disso os algoritmos convergiram para valores próximos, mas o VNS-VND se destacou ao conseguir a melhor solução em um de seus testes, mostrando que o VNS com sua etapa de geração aleatória de vizinhos pode proporcionar fugas de mínimos locais. Ademais, com mais tempo disponível, o VNS-VND novamente foi capaz de convergir para o melhor valor encontrado, se mostrando nesses testes ligeiramente superior que o GRASP-VND. Na segunda condição, considerou-se soluções iniciais construídas de forma gulosa, além disso, para se buscar mais iterações dentro do tempo limite utilizou-se apenas as vizinhanças 1 e 2, na etapa de busca local. Como resultado confirmou-se que de fato, em ambos algoritmos, a

busca local é a etapa mais densa e com essa redução realizou-se mais iterações, porém os resultados não superaram a melhor solução encontrada no teste anterior. Entretanto, com menos estruturas de vizinhança pode-se correr o risco de se estagnar em um dado valor de solução. Esse "*trade-off*" deve ser mais bem avaliado e novas estruturas de vizinhança (mais sofisticadas) serem testadas.

Isto posto, o trabalho apresentou resultados promissores, onde as técnicas testadas foram capazes de atingir o objetivo inicial de minimização das criticalidades das medidas. Além disso indicou diversos caminhos interessantes para serem trilhados e avaliados em trabalhos futuros. Ambas metaheurísticas apresentaram bons resultados, com algumas vantagens para o GRASP-VND (iteraões mais rápidas) e outras para o VNS-VND (resultados de qualidade com poucas iteraões). Com esses pontos pode-se listar alguns testes e implementaões a serem realizadas em trabalhos futuros:

- Testes de uma busca local RVND para se tentar uma maior diversificação em instâncias maiores e complexas, essa modificação juntamente com estruturas de vizinhanças mais sofisticadas podem melhorar a convergência dos algoritmos em instâncias mais difíceis;
- A utilização de um GRASP Reativo pode levar a um melhor conhecimento de qual α é mais interessante em cada instância testada e tornar o GRASP-VND mais adaptativo à cada rede e plano de medição avaliado;
- Inserir conceitos de mineração de dados para a geração das soluções, visto que observou-se em testes secundários que as melhores soluções apresentam diversos elementos em comum e isso pode ser uma característica própria de cada rede testada;
- Inserção de restrições que indiquem prioridades em relações aos barramentos livres para alocação, considerando distâncias físicas e dificuldade de instalação por localidade inserindo assim informações práticas ao problema;
- Aprimoramento da formulação para considerar mais fatores além das criticalidades como, por exemplo, custos distintos das barras;
- Desenvolvimento de outras funções para a etapa construtiva do GRASP, considerando não só uma informação heurística mas também alguma função que traga informações quanto às criticalidades reduzidas com a inserção de cada barra;
- Geração de mais instâncias difíceis para testes e calibração das metaheurísticas e a consequente realização de testes em outras configuraões de rede;

Referências

- [1] Abur, A. Expósito, A. G. Power System State Estimation : Theory and Implementation. Marcel Dekker, New York, 2004.
- [2] Monticelli, A. State Estimation in Electric Power Systems: A Generalized Approach. Springer, New York, 1999.
- [3] F. J. Marin, F. Garcia-Lagos, G. Joya, and F. Sandoval, "Genetic algorithms for optimal placement of phasor measurement units in electric networks", Electron. Lett. vol. 39, no. 19, pp. 1403-1405, Sep. 2003

- [4] F. Aminifar, C. Lucas, A. Khodaei, and M. Fotuhi-Firuzabad, "Optimal placement of phasor measurement units using immunity genetic algorithm", *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 3, pp.1014-1020, July 2009.
- [5] B. Milosevic and M. Begovic, "Nondominated sorting genetic algorithms for optimal phasor measurement placement", *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 18, no. 1, pp. 69-75, Feb. 2003.
- [6] M. Hajain, A. M. Ranjbar, T. Amraee, and A. R. Shirani, "Optimal placement of phasor measurement units: Particle swarm optimization approach", in *Proc. Int. Conf. Intelligent Systems and Applications in Power Systems.*, pp. 1-6, Nov. 2007.
- [7] S. Chakrabarti, G.K. Venayagamoorthy, E. Kyriakides, PMU placement for power system observability using binary particle swarm optimization, in: *Proceedings of Australasian Universities Power Engineering Conference*, Sydney, Australia, December, 2008.
- [8] T. L. Baldwin, L. Mili, M. B. Boisen, Jr., and R. Adapa, "Power system observability with minimal phasor measurement placement", *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 707-715, May 1993.
- [9] J. Peng, Y. Sun, and H. F. Wang, "Optimal PMU placement for full network observability using Tabu search algorithm", *Elec. Power Syst. Res.*, vol. 28, no. 4, pp. 223-231, May 2006.
- [10] R. F. Nuqui and A. G. Phadke, "Phasor measurement unit placement techniques for complete and incomplete observability", *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 4, pp. 2381-2388, Oct. 2005.
- [11] B. Xu and A. Abur, "Observability analysis and measurement placement for system with PMUs", in *Proc. IEEE Power System Conf. Expo.*, Oct. 2004, vol. 2, pp. 943-946.
- [12] F. Aminifar, A. Khodaei, M. Fotuhi-Firuzabad, and M. Shahidehpour, "Contingency-constrained PMU placement in power networks", *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 516-523, Feb. 2010
- [13] B. Gou, "Generalized integer linear programming formulation for optimal PMU placement", *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 3, pp. 1099-1104, Aug. 2008.
- [14] B. Gou, "Optimal placement of PMUs by integer linear programming", *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 3, pp. 1525-1526, Aug. 2008.
- [15] W. Yuill, A. Edwards, S. Chowdhury and S. P. Chowdhury, "Optimal PMU placement: A comprehensive literature review," 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting, Detroit, MI, USA, 2011, pp. 1-8.
- [16] Augusto, A. A. Avaliação da Capacidade de Observação do Estado Operativo de Redes Elétricas. Tese de Doutorado, Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, Brasil, Fevereiro 2016.
- [17] K. C. Sou, H. Sandberg, and K. H. Johansson, "Computing critical ktuples in power networks," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 3, pp. 1511-1520, Aug. 2012.

- [18] Augusto, A. A.; Coutto Filho, M. B. D.; Souza, J. C. S.; Guimaraens, M. A. R. Branch-and-Bound Guided Search for Critical Elements in State Estimation. IEEE Trans. Power Syst. (2018).
- [19] Coutto Filho, M. B. D.; Souza., J. C. S. D.; Schilling, M. T. Handling Critical Data and Observability. Electric Power Components and Systems 35, 5 (2007), 553-573.
- [20] A. Monticelli and F. F. Wu, “Network observability: Theory,” IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-104, no. 5, pp. 1035–1041, May 1985.
- [21] B. Gou and A. Abur, “A direct numerical method for observability analysis,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 15, no. 2, pp. 625–630, May 2000.
- [22] M. B. Do Coutto Filho, J. C. Stacchini de Souza, and J. E. Villavicencio Tafur, “Quantifying observability in state estimation,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 28, no. 3, pp. 2897-2906, Aug. 2013.
- [23] Coutto Filho, M. B. D.; Souza, J. C. S. d.; Augusto, A. A. Critical measuring units for state estimation. In 2014 Power Systems Computation Conference (Agosto 2014), pp. 1-7.
- [24] Feo, T.A.; Resende, M.G.C., Greedy randomized adaptive search procedures. Journal of Global Optimization 6, 109-133. (1995)
- [25] Mladenovic, N.; Hansen, P., Variable neighborhood Search. Computers and Operations Research, v. 24, 1097 – 1100. (1997)
- [26] Cormen, T. H.; Leiserson, C. E.; Rivest, R. L.; Stein, C. Algoritmos, Teoria e Prática, 6 ed. Elsevier, Rio de Janeiro, 2002.