

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

ANDRÉ BUENO GARCIA

**ALOCÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO
USANDO A META-HEURÍSTICA DO TIPO MULTIPARTIDA**

Ilha Solteira
2024

ANDRÉ BUENO GARCIA

**ALOCÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO USANDO A META-HEURÍSTICA DO TIPO
MULTIPARTIDA**

Trabalho de Conclusão de Curso,
apresentado à Faculdade de Engenharia de
Ilha Solteira – UNESP como parte dos
requisitos para obtenção do título de
Engenheiro Eletricista

Rubén Augusto Romero Lázaro
Orientador

Leonardo Henrique Faria Macedo
Possagnolo
Co-orientador

Ilha Solteira
2024

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

- G216a Garcia, André Bueno.
Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição usando a meta-heurística do tipo multipartida / André Bueno Garcia. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2024
42 f. : il.
- Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia, Ilha Solteira, 2024
- Orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro
Coorientador: Leonardo Henrique Faria Macedo Possagnolo
Inclui bibliografia
1. Otimização de sistemas elétricos. 2. Alocação de bancos de capacitores. 3. Fluxo de carga radial. 4. Meta-heurística multipartida.

Elaborado por Raiane da Silva Santos - CRB: 8/9999

FOLHA DE APROVAÇÃO



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Câmpus de Ilha Solteira

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aos cinco dias do mês de outubro de dois mil e vinte e quatro, o discente **André Bueno Garcia** matriculado sob o nº 182055108, tendo como banca examinadora o seu orientador, o *Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro*, o *Mestrando Tiago Lombarde Vitoriano* e o *Doutorando Eduard Denis Espinoza Campos*, apresentou o Trabalho de Graduação intitulado "**Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição usando a meta-heurística do tipo multipartida**", obtendo a nota 9,5 e conceito Aprovado.

Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro

- orientador -

André Bueno Garcia

- discente -

Mestrando Tiago Lombarde Vitoriano

- Membro da Banca -

Doutorando Eduard Denis Espinoza Campos

- Membro da Banca -

AGRADECIMENTOS

O desenvolvimento deste trabalho de graduação contou com o apoio e auxílio de diversas pessoas, dentre as quais agradeço:

Primeiramente aos meus pais, Jocimara e Maurilio, que nunca mediram esforços para me apoiar e propiciar o necessário durante toda a caminhada escolar/universitária. Obrigado por todo amor, atenção e apoio. Nada disso seria possível sem vocês.

Aos meus irmãos Lucas e Giovanna, pelo carinho, admiração e força fundamentais para seguir em frente.

A minha namorada Isabela Oliveira Santos, que durante toda a caminhada sempre esteve ao meu lado apoiando e dando força nos momentos bons e ruins. Sem você, não seria possível.

A minha república, Casa da Mãe Joana, e todos os meus irmãos que estiveram comigo nesta caminhada e acompanharam toda essa trajetória. Obrigado por tudo. Serei eternamente grato.

Aos amigos que me apoiaram e acompanharam toda essa trajetória. Obrigado pelas festas, almoços, cafés, ligações.

Ao meu orientador Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro, por todo o incentivo, atenção e conhecimento repassado. Agradeço a oportunidade que me abriu dentro do meio científico, pude crescer e me desenvolver como futuro engenheiro.

“As pessoas não são lembradas pelo número de vezes que fracassam, mas sim pelo número de vezes que têm sucesso.”

– Thomas Edison

RESUMO

O presente projeto de pesquisa considera a análise teórica e a implementação computacional de um algoritmo de tipo multipartida aplicado ao problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica. Assim, pretende-se desenvolver um algoritmo multipartida com capacidade de gerar propostas de solução de qualidade na fase construtiva e melhorar a qualidade dessas propostas na fase de busca local. Como parte do projeto de pesquisa, deve-se implementar também um algoritmo especializado de fluxo de carga para sistemas de distribuição radiais para encontrar as perdas de cada proposta de solução escolhida pela meta-heurística multipartida e verificar se a proposta de solução é factível do ponto de vista operacional, isto é, se não existem violações de limites de corrente nos alimentadores ou limites de tensão nas barras do sistema. Com o algoritmo desenvolvido foi realizado testes com um sistema de 33 barras muito conhecido na literatura especializada.

Palavras-chave: Otimização de sistemas elétricos, alocação de bancos de capacitores, fluxo de carga radial, meta-heurística multipartida.

ABSTRACT

This research project considers the theoretical analysis and the computational implementation of a multi-start algorithm applied to the problem of optimal allocation of capacitor banks in electric power distribution systems. Thus, we intend to develop a multi-game algorithm capable of generating quality solution proposals in the constructive phase and improving the quality of these proposals in the local search phase. As part of the research project, a specialized load flow algorithm for radial distribution systems should also be implemented to find the losses of each proposed solution chosen by the multi-game metaheuristic and verify if the solution proposal is feasible from the point from an operational point of view, that is, if there are no current limit violations on the feeders or voltage limits on the system buses. With the developed algorithm, tests were carried out with a 33 –buses system well known in specialized literature.

Keywords: Optimization of electrical systems, allocation of capacitor banks, radial load flow, multi-start meta-heuristic.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	- Exemplo do PCV.....	21
Figura 2	- Algoritmo da metodologia multipartida.....	26
Figura 3	- Representação de uma proposta de solução.....	28
Figura 4	- Sistema de distribuição radial.....	31
Figura 5	- Ramos do sistema de distribuição ordenados em camadas.....	31
Figura 6	- Sistema de 33 barras.....	34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	- Dados do Sistema de 33 barras.....	35
Tabela 2	- Barras Promissoras.....	37
Tabela 3	- Probabilidade linear atribuída.....	37
Tabela 4	- Resultado da fase construtiva.....	38
Tabela 5	- Disposição final dos BCs.....	40
Tabela 6	- Resultados encontrados.....	40
Tabela 7	- Comparando Resultados Obtidos.....	40

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
STBD	Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação
Unesp	Universidade Estadual Paulista
FO	Função Objetivo
BC	Banco de Capacitor
PAOBC	Problema de Alocação Ótima de Banco de Capacitores

LISTA DE SÍMBOLOS

K_c	Custo de infraestrutura para alocar bancos de capacitores (US\$)
n_{bc}	Número de barras em que devem ser alocados bancos de capacitores
C_b	Custo de compra de um banco de capacitores (US\$)
$ncap_j$	Número de bancos alocados na barra j
K_e	Custo da energia elétrica em KWh (US\$)
T_j	Representa o número de horas em que o sistema opera no nível de carregamento j no horizonte de operação (um ano)
P_j	Representa as perdas para o nível de carregamento j
V^{nom}	Magnitude da tensão na subestação

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	14
1.1	OBJETIVO.....	17
2	REVISÃO DE LITERATURA	18
2.1	INTRODUÇÃO SOBRE AS HEURÍSTICAS.....	18
2.1.1	O algoritmo heurístico construtivo.....	19
2.1.1.1	<i>O problema do caixeiro viajante.....</i>	<i>20</i>
2.1.2	O algoritmo de busca através de vizinhança.....	22
2.2	INTRODUÇÃO SOBRE AS META-HEURÍSTICAS.....	22
2.2.1	Formulação da meta-heurística GRASP.....	23
2.3	A META-HEURÍSTICA MULTIPARTIDA.....	25
3	METODOLOGIA	27
3.1	INTRODUÇÃO.....	27
3.2	IMPLEMENTAÇÃO DA FASE DE PRÉ-PROCESSAMENTO.....	28
3.3	IMPLEMENTAÇÃO DA FASE CONSTRUTIVAS.....	29
3.4	IMPLEMENTAÇÃO DA BUSCA LOCAL.....	29
3.5	O ALGORITMO DE FLUXO DE CARGA RADIAL.....	30
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	33
4.1	INTRODUÇÃO.....	33
4.2	SISTEMA DE 33 BARRAS.....	33
5	CONCLUSÃO.....	41
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	42

1. INTRODUÇÃO

O problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição consiste em encontrar uma proposta de alocação de bancos de capacitores nas barras do sistema de distribuição de forma a otimizar a operação do sistema. A alocação de um banco em uma barra do sistema gera potência reativa capacitiva que compensa a necessidade de potência reativa indutiva nas barras de demanda. Assim, a potência reativa demandada pela carga nas barras do sistema pode ser parcialmente atendida pela potência reativa do banco de capacitores. Dessa forma, ocorre a diminuição das perdas no sistema de distribuição já que normalmente a necessidade de potência reativa é fornecida através da subestação e gerada no sistema de transmissão. Vale ressaltar que a capacidade de geração do banco de capacitores deve ser apenas suficiente para atender a demanda reativa na barra em que o banco é alocado e nas demandas das barras vizinhas. Em caso contrário, aparece um fluxo de potência reativa para outras barras do sistema e, eventualmente, isso pode aumentar as perdas no sistema de distribuição.

A ideia central do problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição consiste em alocar bancos de capacitores de tamanhos previamente determinados nas barras do sistema de distribuição. O objetivo é melhorar a operação econômica do sistema em um horizonte de um ano. Como ao alocar bancos de capacitores as perdas do sistema diminuem, o custo de energia comprada e não vendida no horizonte de operação também diminui. Por outro lado, existe um custo pela compra e instalação dos bancos de capacitores. Logo, a venda de energia elétrica adicional conseguida pela diminuição das perdas menos os custos de compra e instalação de bancos de capacitores representa o objetivo da distribuidora.

A alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição gera um lucro para as distribuidoras, porém, existem outros ganhos adicionais e complementares. Um exemplo é a diminuição dos módulos das correntes nos ramos do sistema de distribuição, o que alivia a operação do sistema e o tempo de vida dos

condutores já que o aquecimento diminui. Outro aspecto que melhora é o perfil dos módulos de tensão nas barras do sistema, melhorando a qualidade da energia elétrica fornecida. Por fim, tem-se o favorecimento do sistema de transmissão, devido à diminuição da quantidade de potência reativa transportada pelo sistema de transmissão gerada normalmente nas barras geradoras distantes dos centros de distribuição. Por esse motivo também diminui o módulo da corrente nas linhas de transmissão.

A meta-heurística multipartida, chamada de MMS (metaheuristic multistart) já foi usada para resolver muitos problemas de otimização em problemas relacionados com pesquisa operacional. Dessa forma, é possível idealizar uma forma especializada da meta-heurística MMS para resolver o problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais (PAOBC). Deve-se observar que o PAOBC apresenta algumas particularidades que torna difícil a solução de um problema desse tipo tais como: (i) trata-se de um problema combinatório onde as alternativas aumentam de forma exponencial com o tamanho do sistema e com o número de perfis de demanda escolhidos; (ii) o modelo matemático de otimização é muito complexo já que se trata de um problema de programação não linear inteiro misto e; (iii) para sistemas de grande porte as meta-heurísticas representam as melhores alternativas de otimização. A maioria das meta-heurísticas precisam de uma forma de representar uma proposta de solução. Essa proposta deve permitir calcular o valor da função objetivo da proposta de solução e verificar se a proposta é factível (podem aparecer restrições violadas). Adicionalmente, a representação da proposta de solução deve permitir definir a vizinhança da solução corrente e a implementação de operadores típicos de cada meta-heurística. Idealmente, a busca de soluções melhores que a solução corrente deveria ser realizada apenas através de soluções factíveis ou quase factíveis. No caso da meta-heurística MMS deve também existir um algoritmo heurístico (AHC) generalizado para implementar de forma eficiente esse tipo de meta-heurísticas.

A formulação matemática do PAOBC não é apresentada neste trabalho porque esse modelo não deve ser usado. Uma das vantagens das meta-heurísticas é justamente que o modelo matemático nem sempre é usado. Dessa forma o problema PAOBC formulado de forma genérica assume a seguinte forma:

Minimizar os custos de operação de um sistema de distribuição

s.a.

Satisfazer as duas leis de Kirchhoff

Satisfazer os limites de tensão e de corrente

Os bancos de capacitores são adicionados em forma inteira

A função objetivo assume a seguinte forma:

$$v = K_c n_{bc} + C_b \sum_{j=1}^{nb} ncap_j + K_e \sum_{j=1}^{nc} T_j P_j \quad (1)$$

Onde K_c é o custo de infraestrutura para alocar bancos de capacitores, em cada barra, n_{bc} é o número de barras em que devem ser alocados bancos de capacitores, C_b é o custo de compra de um banco de capacitores, $ncap_j$ é o número de bancos alocados na barra j , K_e é o custo da energia elétrica em KWh, T_j representa o número de horas em que o sistema opera no nível de carregamento j no horizonte de operação (um ano) e P_j representa as perdas para o nível de carregamento j . Na literatura especializada a demanda é discretizada apenas em 3 níveis de operação, isto é, demanda elevada, demanda normal e demanda baixa. Obviamente, o ideal seria discretizar a demanda em 24 níveis de operação, isto é, discretizar a demanda em 24 intervalos de operação. Os bancos de capacitores podem operar instalados de forma permanente (fixa) ou podem operar com a possibilidade de chaveamento. Nesse caso, um banco pode operar para determinados níveis de demanda e podem ser desligados para outros níveis de demanda. Nesse caso deve ser considerado um custo adicional pela instalação do dispositivo de chaveamento. Para resolver o problema PAOBC, na literatura especializada foram apresentadas praticamente todas as técnicas de otimização existentes para resolver problemas de programação não linear inteiro misto [1]-[4]. Nenhuma dessas técnicas apresenta a garantia de encontrar a solução ótima de sistemas elétricos de tamanho médio ou grande. Assim, foram apresentadas

técnicas heurísticas de otimização, meta-heurísticas e técnicas de otimização clássicas.

1.1 OBJETIVO

O trabalho em questão teve como objetivo idealizar uma meta-heurística multipartida a fim de resolver o problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica. Essa meta-heurística idealizada foi implementada computacionalmente e foram realizados testes usando os dados de um sistema de 33 barras.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 INTRODUÇÃO SOBRE AS HEURÍSTICAS

As heurísticas são técnicas de otimização que geralmente encontram soluções de boa qualidade para problemas complexos. Entre as décadas de 1960 e 1980, os métodos heurísticos foram amplamente utilizados para resolver problemas complexos do campo da otimização matemática, especialmente para aqueles problemas não lineares, discretos e não convexos. Essas técnicas foram também muito usadas para otimizar a operação e o planejamento de sistemas de energia elétrica. As técnicas heurísticas renunciam (do ponto de vista teórico) a determinar uma solução ótima global de um problema complexo.

Um problema pode ser considerado complexo, quando existe grande dificuldade para encontrar a solução ótima global por conta da explosão combinatória, quando o tamanho do problema cresce e/ou porque o problema apresenta uma modelagem matemática complexa envolvendo variáveis inteiras ou discretas, restrições não lineares e função objetivo não linear, por exemplo.

As técnicas heurísticas são interessantes de serem utilizadas nas seguintes modelagens (GLOVER; KOCHENBERGER; 2003):

- a) Quando não há um método exato de otimização para resolver um problema.
- b) Quando a solução ótima não tem muita relevância do ponto de vista prático.
- c) Quando se tem dados com grau de incerteza grande.
- d) Quando se tem limitação de tempo de processamento para encontrar a solução desejada e quando existe problemas de memória com o armazenamento de dados.
- e) Quando é desejado obter uma boa solução inicial que será utilizada como início na aplicação de uma técnica de otimização mais robusta.

Existem diversas técnicas heurísticas de otimização, que são classificadas em: algoritmos heurísticos construtivos (AHC), algoritmos de decomposição, algoritmos de divisão, algoritmos de redução, algoritmos de manipulação do modelo matemático e por fim, algoritmos de busca através de vizinhança.

Para o desenvolvimento deste trabalho é importante entender o funcionamento do AHC e o algoritmo de busca através de vizinhança porque uma meta-heurística tipo MMS é fundamentalmente uma generalização e integração dessas duas heurísticas.

2.1.1 O algoritmo heurístico construtivo

O AHC (Algoritmo Heurístico Construtivo) é uma das técnicas de otimização mais empregadas com o objetivo de resolver problemas complexos e é muito utilizada integrada a meta-heurísticas mais sofisticadas. Este algoritmo, em um processo passo a passo é capaz de gerar uma solução de boa qualidade para um problema complexo. A cada passo do programa, é selecionado um elemento da solução que está sendo realizada e por fim, gera-se uma solução factível. O elemento selecionado é identificado através de um indicador de sensibilidade.

Dentro todos os AHC existentes, o mais utilizado é o greedy (tipo guloso). De forma genérica, um Algoritmo Heurístico Construtivo assume a seguinte forma:

- a) Armazena os dados do problema em questão e escolhe o indicador de sensibilidade. É escolhido os componentes que podem ser adicionados na solução que está em construção.
- b) Após isso, verifica-se se a resposta em construção encontrada já representa uma solução factível. Se sim, o processo é encerrado. Se não, seguir para o passo (c).
- c) Com a solução em construção, resolve-se o problema que permite a identificação do indicador de sensibilidade de todos os componentes do problema que ainda não adentraram na solução que está sendo construída.

- d) Com as informações do passo (c), identifica-se o componente que deve ser incorporado na solução em construção. Após isso, adicionar o componente que fora determinado e voltar ao passo (b).

Para mostrar a lógica de funcionamento do AHC, apresenta-se um caso típico de AHC para o problema do caixeiro viajante.

2.1.1.1 O problema do caixeiro viajante

Este problema (PCV) é um dos mais tradicionais utilizados no estudo do AHC. Seu enunciado é dado da seguinte forma:

Tem-se um conjunto de n cidades $V = \{1, 2, 3, 4, \dots, n\}$, e um conjunto de caminhos ligando cada uma das cidades, $(i, j) \in A$. d_{ij} é a distância para ir da cidade i para a cidade j em que $(d_{ij} = d_{ji})$.

Dessa forma, um caixeiro viajante, deseja fazer um tour partindo de uma cidade origem, passando por cada uma das cidades uma única vez e voltando para a cidade de origem. Assim, pretende-se determinar um tour de distância mínima.

O problema em si é de fácil entendimento, porém, a sua formulação matemática é complexa. Dessa forma, é possível obter dois algoritmos heurísticos construtivos bem diferentes para este problema.

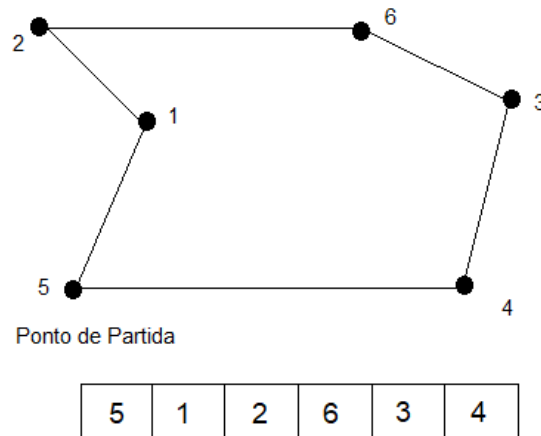
- AHC Simples

Passo 1: Escolher a cidade inicial de forma aleatória;

Passo 2: Utilizar a distância mais próxima como indicador de sensibilidade. Deste modo, se o caixeiro se encontrar na cidade p , calcula-se todas as distâncias desta cidade em relação às cidades ainda não visitadas. Assim, a cidade escolhida será aquela que se encontra mais próxima a p e ainda não fora visitada. No final de todo o processo, teremos um tour usando o critério de menor distância.

Um exemplo de solução é dado a seguir:

Figura 1: Exemplo do PCV



Fonte: Elaborado pelo autor.

- AHC Sofisticado

No Passo 2, resolve-se o modelo matemático do PCV após usar a estratégia de relaxação. A modelagem inicial do problema em questão é de programação linear binária. Dessa forma, para resolver, pode-se escolher um arco a ser incorporado na solução em construção como aquele arco que apresenta o maior valor de x_{ij} na solução do problema relaxado que é um problema de programação linear (PL) e escolhido entre aqueles arcos que não geram subtour na solução que está sendo construída.

Em cada passo do algoritmo, um conjunto de variáveis x_{ij} já se encontra com valores conhecidos ($x_{ij} = 1$ para os arcos já incorporados na solução em construção). Algumas variáveis podem ser fixadas em $x_{ij} = 0$ (aquelas relacionadas com os arcos que geram subtour com arcos já incorporados na solução).

É possível determinar outro nível de relaxação adicional eliminando as restrições que não permitem a geração de subtours. Deste modo, a PL a ser solucionada é muito simples e a solução do PL é usada como indicador de sensibilidade. Dessa forma foram apresentados dois AHCs para o problema do

caixeiro viajante, um que usa um indicador de sensibilidade muito simples (a menor distância de uma cidade para outra) e um AHC mais sofisticado que resolve um problema de PL para identificar o arco que deve ser adicionado no tour em construção.

2.1.2 O algoritmo de busca através de vizinhança

No Algoritmo de Busca Através de Vizinhança SDH (do inglês *steepest descent heuristic*), diferentemente do AHC, o processo é iniciado a partir de uma solução factível e em seguida são determinadas novas soluções factíveis percorrendo o espaço de busca e passando sempre para a melhor solução vizinha.

Na implementação de uma SDH, não é necessário a utilização de um modelo matemático, desde que seja possível representar uma proposta de solução de forma adequada e eficiente. É importante comentar que a heurística de busca através de vizinhança se distancia da lógica da otimização clássica porque também pode ser utilizada em problemas que não existe modelagem matemática.

Existem muitas maneiras de representar uma proposta de solução, bem como podem existir mais de uma forma de definir as variáveis de decisão na modelagem matemática tradicional. Uma proposta de solução está corretamente idealizada quando, partindo dessa informação, é possível determinar o valor da função objetivo do problema e determinar se a proposta é factível ou não, além de permitir verificar a qualidade da proposta de solução e de realizar as transições de acordo com a lógica de cada heurística ou meta-heurística. Outra maneira de verificar se a proposta de solução está representada de forma adequada é quando os operadores do algoritmo podem ser implementados de forma eficaz (LÁZARO; LAVORATO, 2012).

2.2 INTRODUÇÃO SOBRE AS META-HEURÍSTICAS

A meta-heurística iniciou-se em 1951 através dos trabalhos de Robbins e Monro. Essa técnica pode ser descrita de diversas formas e são aplicáveis a muitos tipos de problemas.

Em (GLOVER; KOCHENBERGER; 2003) tem-se a seguinte definição para as meta-heurísticas: Meta-heurísticas são técnicas de solução que gerenciam uma interação entre estratégias de busca local e estratégias de nível superior para criar um processo de otimização com capacidade de sair de soluções ótimas locais e realizar uma pesquisa robusta de um espaço de busca.

Outra definição utilizada é a de que a meta-heurística é um processo de otimização dado pela integração de um AHC e a SDH, que quando relacionados, permitem encontrar soluções de boa qualidade ao percorrer o espaço de busca. Em outras palavras, a sua ideia central consiste em um processo de otimização que a partir de uma solução ótima local é capaz de realizar uma varredura no conjunto do espaço de busca. É importante destacar que o espaço de busca é percorrido de forma categórica, a fim de obter soluções de qualidade. Dessa forma heurísticas tradicionais podem ser generalizadas e integradas para idealizar meta-heurísticas.

2.2.1 Formulação da meta-heurística GRASP

Do inglês Greedy Randomized Adaptive Search Procedure, o GRASP é um processo iterativo em que cada iteração consiste em duas etapas, sendo elas a fase construtiva e a fase de busca local.

Durante a fase construtiva, encontra-se uma solução de boa qualidade. Na fase de busca local, tendo em vista a solução da fase anterior, investiga-se a sua vizinhança a fim de se obter uma solução vizinha melhor. Depois de todo esse processo, a melhor solução é reservada.

Como dito em uma das definições de meta-heurística dada anteriormente, o GRASP é a comunhão de duas heurísticas, sendo elas: SDH e AHC. Como descrito em (LÁZARO; LAVORATO, 2012), essa meta-heurística pode ser separada em quatro etapas, sendo elas:

- 1) Passo preliminar
- 2) Implementação da fase de pré-processamento

Esta fase tem como principal objetivo identificar componentes do problema a fim de tornar a fase construtiva (onde será encontrado uma solução de boa

qualidade) mais assertiva e eficaz. Em outras palavras, a fase de pré-processamento será responsável por diminuir o espaço de busca.

3) Realização da fase construtiva

Após a fase de pré-processamento, tem-se a fase denominada fase construtiva. Nesta fase, gera-se um elevado número de soluções diferentes utilizando um algoritmo heurístico construtivo generalizado. O AHC é construído de forma a escolher componentes para a solução em construção advindos de uma lista reduzida de candidatos (respeitando o indicador de sensibilidade).

A fase construtiva do GRASP é dada pelos seguintes passos:

- a) Montagem de uma solução inicial
- b) Elaboração de uma lista reduzida de candidatos (respeitando o indicador de sensibilidade)
- c) A partir da lista anterior, selecionar um componente aleatório e adicioná-lo a solução.
- d) Se o critério de parada for atendido, a fase construtiva se encerra, partindo para a fase de busca local a fim de melhorar a resposta encontrada. Caso contrário, é necessário voltar ao passo (c)

4) Realização da fase de pós-processamento de busca local.

Tendo em vista a resposta encontrada na fase construtiva, esta fase procura melhorar esta solução, que já é de boa qualidade. O algoritmo da busca local realiza uma busca iterativa tendo em vista a vizinhança que circunda a solução de boa qualidade advinda da fase anterior.

Através de (SOUZA, 2013), a fase de melhoria do GRASP pode ser resumida tendo em vista os seguintes passos:

- a) Leitura dos dados da solução de boa qualidade encontrada na fase construtiva.
- b) Determinar uma solução vizinha dentro da vizinhança determinada em torno da solução corrente.

- c) Se a solução encontrada for melhor que a anterior, a solução vizinha torna-se a solução corrente. Caso contrário, volte ao passo (b).

Na etapa 1, escolhe-se uma forma de representar uma proposta de solução e monta-se os dados do problema. Além disso, é necessário identificar a função objetivo (FO) e escolher uma estratégia a ser utilizada na fase construtiva e na fase de busca local.

A etapa 4 será encerrada quando o critério de parada estabelecido for atendido. Caso contrário, volte à etapa 3. A resposta final será a última incumbente salva.

2.3 A META-HEURÍSTICA MULTIPARTIDA

A multipartida é uma estratégia de diversificação de resultados em que são aplicados métodos matemáticos por inúmeras vezes em um determinado espaço já averiguado na busca de uma solução de boa qualidade.

Dentro da literatura, os trabalhos que mais se destacam são: O problema do caixeiro viajante em Held e Karp (1970), problema da mochila em Senju e Toyoda (1968) e em Kochenberger, McCarl e Wyman (1974) e a programação heurística em Muth e Thompson (1963).

Um dos métodos multipartida mais conhecido e utilizado nos dias de hoje é a meta-heurística GRASP proposta por Feo e Resende (1995), onde a cada interação do algoritmo tem-se uma resposta encontrada, onde depois será feito uma busca local a fim de determinar um ótimo local.

A estratégia multipartida é composta por duas etapas, sendo elas: fase construtiva e fase de melhoria local. Na fase construtiva, é gerado uma solução. Enquanto isso, na fase de melhoria local, melhora-se a solução determinada anteriormente.

A Figura 2, a seguir apresenta o algoritmo da multipartida.

Figura 2: Algoritmo da metodologia multipartida

```

Iniciar  $i = 1$ 
Enquanto (critério de parada não for satisfeito)
{
    Passo 1 (Geração)
        Construir solução  $x_i$ 
    Passo 2 (Busca)
        Aplicar o método de busca para melhorar  $x_i$ 
        Fazer  $x'_i$  a solução obtida
        Se ( $x'_i$  melhorar a incumbente)
            Atualizar a incumbente
     $i = i + 1$ 
}

```

Fonte: Marti (2003)

Analisando o algoritmo, infere-se que a cada iteração é gerada uma solução x_i na fase construtiva. Com a resposta desta fase, inicia-se a fase denominada melhoria local, a fim de melhorar a resposta encontrada na primeira fase. A solução encontrada na fase de melhoria é denominada x'_i e se esta solução for melhor que a incumbente, então a incumbente é atualizada. O processo é repetido até que o critério de parada seja satisfeito. Nos sistemas de distribuição de energia elétrica, a metodologia da multipartida pode ser aplicada no problema de alocação ótima de bancos de capacitores. A seguir, será detalhado as etapas e estratégias empregadas.

3. METODOLOGIA

3.1 INTRODUÇÃO

Neste trabalho, desenvolveu-se um MMS especializado para resolver o problema PAOBC em sistemas de distribuição radiais para minimizar os custos de operação para um horizonte de um ano. O MMS é uma das meta-heurísticas mais eficientes existentes na literatura de pesquisa operacional. A estratégia fundamental do MMS assume a seguinte forma:

- 1 Realizar uma fase de pré-processamento do problema a ser otimizado.
- 2 Usando uma estratégia construtiva, gerar uma solução de qualidade.
- 3 Melhorar a solução do passo anterior usando uma estratégia de busca local.
- 4 Armazenar a solução do passo anterior se for considerado de elite e atualizar a incumbente. Se o critério de parada for satisfeito, então pare o processo indicando a incumbente como sendo a melhor solução encontrada e as soluções de elite como sendo as soluções de qualidade encontradas no processo. Em caso contrário, voltar ao passo 2.

Para desenvolver um MMS para o problema PAOBC, deve-se detalhar cada passo do algoritmo MMS e idealizar uma forma de representar uma proposta de solução.

Idealizando uma proposta de solução, tem-se:

Uma proposta de solução é representada na forma mostrada na Figura 3. Assim, pode-se verificar que na barra 1 está sendo alocado 3 bancos, na barra 4, um banco e na última barra 2 bancos de capacitores. Com essa informação, pode-se resolver 3 problemas de fluxo de carga radial para encontrar as perdas para cada nível de demanda e, portanto, pode-se calcular facilmente a função objetivo, isto é, a qualidade da proposta de solução. A proposta de representação de uma proposta de solução mostrada na Figura 3 corresponde ao caso de alocação de capacitores fixos. Para o caso de alocação de capacitores de operação variável, a proposta de

solução deve ser três vezes maior e cada barra, deve-se associar 3 posições indicando o número de bancos operando em cada nível de demanda.

Figura 3: Representação de uma proposta de solução.

1	2	3	4	5	...												<i>nb</i>
3	0	0	1	0													2

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na fase construtiva é gerada uma proposta de solução de qualidade através de adição de bancos de capacitores e na fase de busca local se encontram soluções vizinhas da solução corrente que tem a forma mostrada na Figura 3.

3.2 IMPLEMENTAÇÃO DA FASE DE PRÉ-PROCESSAMENTO

A fim de desenvolver a meta-heurística multipartida, realiza-se inicialmente uma fase de pré-processamento com o objetivo de separar as barras do sistema de distribuição em dois grupos, isto é, em barras promissoras e barras não promissoras. Essa separação é usada na fase construtiva. Para isso, deve-se processar *nb* problemas de fluxo de carga radial independentes, alocando em cada teste, um banco de 300 kVar em uma barra e calculando o valor da função objetivo relacionado com a alocação desse banco. Dessa forma, as barras que geram os menores valores de função objetivo as barras mais promissoras. Tais barras, ordenadas por qualidade, serão utilizadas na fase construtiva. Deve-se observar que nessa fase de pré-processamento, devem-se resolver 3 problemas de fluxo de potência para calcular as perdas de cada proposta de solução. Dessa forma, para o sistema de 33 barras, devem-se resolver 99 problemas de fluxo de potência.

Para avaliar a qualidade da função objetivo (FO) de cada proposta de solução na fase construtiva, assim como na fase de busca local é necessário calcular as perdas em cada nível de demanda devido à alocação de bancos de capacitores. O problema de fluxo de potência radial em todos esses casos se resolve usando o

método de Shirohamadi et al. (1988). As perdas determinadas, serão utilizadas no cálculo de FO, como mostra a equação (1).

A função objetivo é utilizada como parâmetro de comparação a fim de avaliar a viabilidade econômica da aplicação da metodologia. Dessa forma, quanto o menor valor encontrado para FO, mais vantajoso é alocar um banco naquela barra.

3.3 IMPLEMENTAÇÃO DA FASE CONSTRUTIVA

Na fase construtiva é usada a informação encontrada na fase de pré-processamento. Dessa forma, na fase construtiva é alocada apenas bancos de capacitores nas barras mais promissoras. A proposta consiste em alocar em cada passo um banco de capacitores em uma barra promissora. A escolha da barra em cada passo é realizada usando uma estratégia aleatória controlada. Esse processo de adição termina quando a adição de um banco de capacitores não melhora a qualidade da proposta de solução corrente.

Em cada passo do programa é escolhido uma barra para alocar um banco. Vale ressaltar que os bancos são alocados, um banco por iteração, até que uma nova proposta de alocação de bancos de capacitores não melhora a função objetivo por 10 vezes seguidas.

3.4 IMPLEMENTAÇÃO DA BUSCA LOCAL

Na implementação da busca local, utiliza-se a lógica de vizinhança. Dessa forma, são vizinhos da proposta de solução corrente cada um dos seguintes candidatos para cada barra em que existe alocação de bancos: (i) a adição de um banco; (ii) a retirada de um banco e; (iii) o deslocamento de todos os bancos de uma barra para uma barra vizinha. Essa forma de definição de vizinhança já apresenta uma cardinalidade elevada (existem muitas propostas de solução vizinhas). Deve-se observar que na fase de busca local todas as barras do sistema são candidatos a alocação de bancos de capacitores porque podem-se realizar o deslocamento dos bancos de uma barra para outra barra vizinha. Uma barra vizinha é uma barra ligada através de um ramo com a barra em análise.

Além disso, realizou-se a adição do sistema de chaveamento nas barras em que existe um banco alocado a fim de verificar se as perdas diminuem e a FO melhora.

3.5 O ALGORITMO DE FLUXO DE CARGA RADIAL

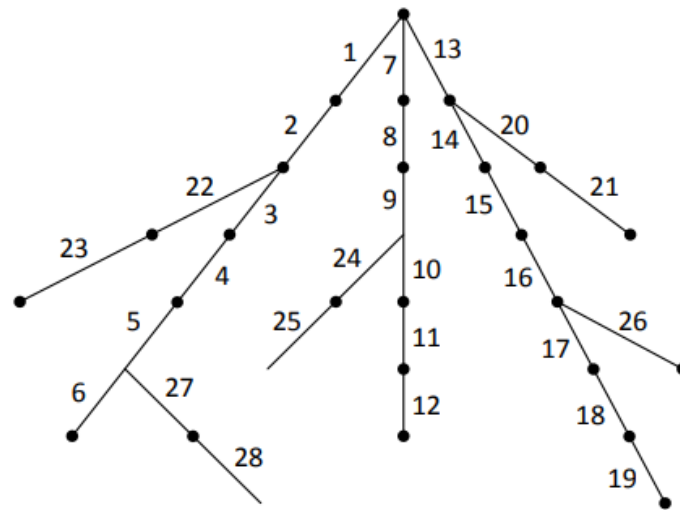
Como mencionado anteriormente, para avaliar a qualidade de uma proposta de solução, deve-se resolver 3 problemas de fluxo de carga radial. Neste trabalho, foi usado um algoritmo de fluxo de carga radial já existente no Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica (LAPSEE) após algumas adaptações. Esse algoritmo de fluxo de carga radial foi proposto em Shirohamadi et al. (1988).

O problema de fluxo de carga é um sistema de equações algébrico não linear, onde é possível obter uma resposta utilizando o método iterativo de Newton. Porém, tratando-se de sistemas de distribuições radiais, existem métodos específicos muito mais rápidos e com uma convergência melhor que o método de Newton, sendo utilizado para este trabalho o método de varredura inspirado em Shirohamadi et al. (1988). Desta forma, para o sistema de distribuição radial operando em regime permanente, consideram-se as seguintes hipóteses:

- As demandas das cargas são representadas por potências ativa e reativa constantes;
- O sistema é balanceado e pode ser representado por um equivalente monofásico.

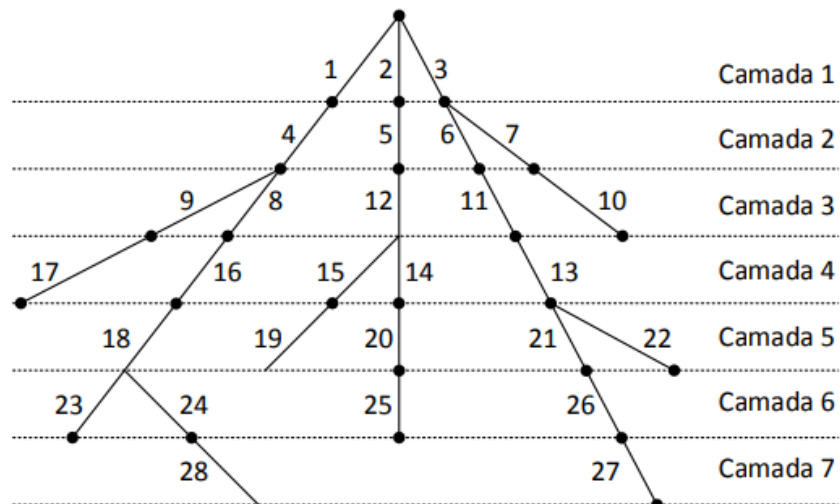
O primeiro passo do método de varredura é renumerar os ramos do sistema de acordo com camadas, onde todos os ramos de uma camada são renumerados antes de se iniciar a renumeração da camada seguinte. A primeira camada é a dos ramos ligados à subestação. A próxima camada contém os ramos ligados à primeira camada e as próximas camadas são determinadas usando esta mesma lógica. As Figuras 4 e 5 ilustram estas lógicas.

Figura 4: Sistema de distribuição radial



Fonte: Shirmohammadi et al. (1988)

Figura 5: Ramos do sistema de distribuição ordenados em camadas.



Fonte: Shirmohammadi et al. (1988)

O processo de resolução inicia-se a partir da definição de um valor para os módulos de tensão nas barras do sistema de distribuição. Tipicamente, é escolhida a mesma tensão da subestação, isto é, para toda barra i do sistema, assume-se que

$\dot{V}_i^{(0)} = V^{nom}$, onde V^{nom} representa a magnitude da tensão na subestação. Com as tensões nas barras definidas, calcula-se a corrente de carga em todas as barras e as correntes em todos os ramos do sistema radial. Este processo é denominado *backward*. Calcula-se as perdas no sistema de forma aproximada a partir dos valores de corrente encontrados.

Com as correntes em mãos, pode-se também encontrar a corrente que está saindo da subestação. A partir dos valores de correntes de ramos calculadas no processo *backward* e partindo da subestação, calculam-se os novos valores das tensões das barras do sistema. Este processo é denominado *forward*. Com essas novas tensões, é possível calcular novamente as correntes de carga nas barras e as correntes em todos os ramos do sistema. Esses novos valores de corrente permitem calcular as perdas do sistema novamente, bem como determinar novos valores de tensão nas barras.

4.RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 INTRODUÇÃO

O trabalho foi desenvolvido em linguagem MATLAB e o sistema de distribuição utilizado a fim de realizar toda programação foi o sistema de distribuição de 33 barras.

A metodologia implementada foi detalhada no tópico 3.1 acima e os resultados encontrados serão expostos a seguir.

4.2 SISTEMA DE 33 BARRAS

O sistema de 33 barras utilizado trabalho é apresentado por Baran e Wu (1989), possuindo 32 barras de carga, 1 barra de subestação e 37 ramos (circuitos). A tensão presente na subestação apresenta valor de 12,66 kV e as demandas totais de potências reativa e ativa são 2300 kVar e 3715 kW, respectivamente. A potência base é dada por 1000 kVA. O custo de infraestrutura para instalar bancos é de 300 dólares, um banco de capacitores de 300 kVAR tem custo de 1000 dólares e um custo adicional de 300 dólares para o chaveamento no caso de bancos capacitores com chaveamento.

A Figura 6, a seguir, retrata o sistema de 33 barras. Vale ressaltar que as chaves 33, 34, 35, 36 e 37 estão abertas e por este motivo estão representadas por linhas tracejadas. Dessa forma a topologia radial de trabalho permanece inalterável.

Tabela 1 – Dados do Sistema de 33 barras.

DADOS DOS RAMOS					DADOS DAS BARRAS		
Ramo	Barra inicial	Barra final	Resistência [Ω]	Reatância [Ω]	Barra	Demanda Ativa [kW]	Demanda Reativa [kVAr]
1	1	2	0,0922	0,0470	1	0,00	0,00
2	2	3	0,4930	0,2511	2	100,00	60,00
3	3	4	0,3660	0,1864	3	90,00	40,00
4	4	5	0,3811	0,1941	4	120,00	80,00
5	5	6	0,8190	0,7070	5	60,00	30,00
6	6	7	0,1872	0,6188	6	60,00	20,00
7	7	8	0,7114	0,2351	7	200,00	100,00
8	8	9	1,0300	0,7400	8	200,00	100,00
9	9	10	1,0440	0,7400	9	60,00	20,00
10	10	11	0,1966	0,0650	10	60,00	20,00
11	11	12	0,3744	0,1238	11	45,00	30,00
12	12	13	1,4680	1,1550	12	60,00	35,00
13	13	14	0,5416	0,7129	13	60,00	35,00

14	14	15	0,5910	0,5260	14	120,00	80,00
15	15	16	0,7463	0,5450	15	60,00	10,00
16	16	17	1,2890	1,7210	16	60,00	20,00
17	17	18	0,7320	0,5740	17	60,00	20,00
18	2	19	0,1640	0,1565	18	90,00	40,00
19	19	20	1,5042	1,3554	19	90,00	40,00
20	20	21	0,4095	0,4784	20	90,00	40,00
21	21	22	0,7089	0,9373	21	90,00	40,00
22	3	23	0,4512	0,3083	22	90,00	40,00
23	23	24	0,8980	0,7091	23	90,00	50,00
24	24	25	0,8960	0,7011	24	420,00	200,00
25	6	26	0,2030	0,1034	25	420,00	200,00
26	26	27	0,2842	0,1447	26	60,00	25,00
27	27	28	1,0590	0,9337	27	60,00	25,00
28	28	29	0,8042	0,7006	28	60,00	20,00
29	29	30	0,5072	0,2585	29	120,00	70,00
30	30	31	0,9744	0,9630	30	200,00	600,00
31	31	32	0,3105	0,3619	31	150,00	70,00

32	32	33	0,3410	0,5302	32	210,00	100,00
33	8	21	2,0000	2,0000	33	60,00	40,00
34	9	15	2,0000	2,0000			
35	12	22	2,0000	2,0000			
36	18	33	0,5000	0,5000			
37	25	29	0,5000	0,5000			

Fonte: Baran e Wu (1989)

Utilizando o sistema em questão e seus dados, implementa-se no software MATLAB a meta-heurística multipartida, composta por uma fase de pré-processamento e uma fase de busca local.

Na fase de pré-processamento, aloca-se um banco de capacitor em cada barra do sistema de distribuição, separando as barras em dois grupos, isto é, barras promissoras e barras não promissoras. Esta separação é realizada calculando o valor da função objetivo (FO) ao alocar um banco de capacitores na fase de pré-processamento. Quanto menor o valor da função objetivo encontrada, mais promissora é essa barra.

Desta forma foram identificadas as barras promissoras como sendo as dez barras que apresentaram menor valor de FO quando alocado um banco nela.

Para o sistema de 33 barras, as dez barras identificadas (em ordem crescente de FO) como promissoras estão representadas a seguir pela Tabela 2.

Tabela 2: Barras promissoras.

BARRA	FO (US\$)
29	9.743.894,15
27	9.855.109,46
25	10.038.855,91
23	10.778.638,23
21	11.134.446,31
32	11.195.687,80
33	11.211.100,72
31	11.217.774,03
30	11.254.957,19
28	11.307.671,92

Fonte: Elaborado pelo autor.

A função objetivo para o problema de alocação ótima de bancos de capacitores é expressa em dólares e leva em conta o período de operação de um ano.

Após a fase de pré-processamento, tem-se o início da fase iterativa, que é dividida em duas etapas. A primeira etapa é denominada fase construtiva, que será responsável por gerar uma resposta de boa qualidade para o PAOBC. Nesta fase, trabalha-se apenas com as barras determinadas anteriormente como promissoras e assim atribui-se uma probabilidade linear para cada uma. A Tabela 3, a seguir, mostra a probabilidade atribuída para cada barra.

Tabela 3: Probabilidade linear atribuída.

BARRA	PROBABILIDADE (%)
29	14,5
27	13,5
25	12,5
23	11,5
21	10,5
32	9,5
33	8,5
31	7,5
30	6,5
28	5,5

Fonte: Elaborado pelo autor.

Deste modo, por exemplo, verifica-se que a barra 29 tem maior probabilidade de ter um banco de capacitores alocados do que a barra 33. Assim, na fase construtiva, elaborou-se uma programação que aloca bancos de capacitores nas barras promissoras com o auxílio da função “randi”, tendo em vista as probabilidades de cada barra.

É importante ressaltar que o método de parada da fase construtiva se dá quando a incumbente não é mais melhorada por dez vezes seguidas, em outras palavras, esta fase se encerra quando a função objetiva não é mais melhorada por dez vezes consecutivas.

Uma resposta de boa qualidade encontrada nesta etapa está expressa na Tabela 4, a seguir.

Tabela 4: Resultado da fase construtiva.

BARRA	BANCOS ALOCADOS
21	2
23	1
27	1
30	1

Fonte: Elaborado pelo autor.

É crucial destacar que por se tratar de uma fase iterativa, cada vez que o programa é rodado, obtém-se uma resposta nova, que pode ou não ser igual à anterior.

Com a solução de boa qualidade encontrada na fase construtiva, tem-se início a última etapa, denominada fase de busca local, a fim de melhorar a resposta obtida.

Para isso, utiliza-se a estratégia de busca em vizinhança. Esta estratégia tem como objetivo verificar o comportamento da função objetivo quando, se adiciona um banco à resposta obtida ou retira-se um banco ou, ainda, quando se transfere o banco de uma barra para as suas barras vizinhas. Assim, temos:

1) Adicionar um BC

Dada a solução de boa qualidade, escolhe-se uma das barras com BC e adiciona um BC. Se esta adição melhorar a FO, atualiza-se a mesma. Caso contrário, retira-se o banco adicionado e escolhe-se aleatoriamente outra barra da resposta vidente para adicionar o BC. Este processo é repetido até que todas as barras tenham sido analisadas.

2) Remover um BC

Tendo em vista a solução encontrada na fase construtiva, escolhe-se uma barra e remove-se um BC. Se a remoção melhorar a função objetivo, atualiza-se a mesma. Caso contrário, adiciona-se novamente o banco e escolhe-se aleatoriamente outra barra para retirar o BC. Este processo se repete até que todas as barras da solução vigente sejam analisadas.

3) Deslocar o BC para uma barra vizinha

Nesta etapa, escolhe-se aleatoriamente uma barra vizinha da solução de boa qualidade vigente e move-se o BC presente nela para todas as suas barras vizinhas, observando o valor da função objetivo. Se a solução obtida for melhor que a corrente, a incumbente é atualizada. Caso contrário, o BC volta para a barra original. Esta operação é repetida para todas as barras com BCs, sem repetição de barras.

Após todo este processo e ainda dentro da fase de busca local, realiza-se a adição do sistema de chaveamento nas barras em que possuem bancos alocados a fim de verificar se a incumbente era melhorada e as perdas diminuía. Todo o processo iterativo (fase construtiva e fase de busca local) é repetido até que o critério seja satisfeito. Após alguns testes, verificou-se que a incumbente não era mais modificada após 1400 iterações. Assim, esta quantidade de iterações foi definida como critério de parada. Logo, se a incumbente não melhorar após 1400 iterações, o programa é finalizado.

A Tabela 5, retrata a disposição final dos bancos de capacitores e se foi instalado ou não o sistema de chaveamento. Já a Tabela 6, por sua vez, mostra o menor valor encontrado para a incumbente realizando uma comparação com a topologia inicial do problema (sem alocação de BCs).

A Tabela 7, a seguir, retrata a comparação entre os resultados encontrados durante o desenvolvimento da iniciação científica no período de 2021 a 2023 onde é possível verificar que a inclusão do sistema de chaveamento quando comparado aos bancos fixos melhorou a função objetivo gerando menos perdas e mais lucro para a distribuidora. Isto se dá devido ao fato de que com a adição do sistema de chaveamento, o banco de capacitor é inserido no sistema apenas quando há necessidade de compensação (não atuando de forma fixa nos 24 períodos considerados).

Tabela 5: Disposição final dos BCs.

BARRA	BANCOS ALOCADOS	SISTEMA DE CHAVEAMENTO INSTALADO?
21	2	SIM
23	1	SIM
27	1	SIM
30	1	SIM

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 6: Resultados encontrados.

TOPOLOGIA	FUNÇÃO OBJETIVO (US\$)	PERDAS (kWh)
Inicial	18.500.000,00	7.576,90
Pós - Alocação	1.745.848,68	4.762,89

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 7: Comparando resultados obtidos.

TOPOLOGIA	FUNÇÃO OBJETIVO (US\$)	PERDAS (kWh)
Bancos Fixos	1.860.000,00	5.080,30
Bancos Chaveados	1.745.848,68	4.762,89

Fonte: Elaborado pelo autor.

5. CONCLUSÃO

A metodologia proposta para resolver o PAOBC foi testada no sistema de distribuição de 33 barras. O valor adotado para a potência reativa nominal de cada módulo de um BC foi 300 kVAR. Os bancos de capacitores adotados possuem custo de compra de US\$1000. Além disso, o custo de manutenção e instalação dos bancos na barra do sistema é de US\$300. Além disso, o custo do sistema de chaveamento considerado foi de US\$300.

Desta forma, analisando a topologia inicial do sistema de distribuição (sem a alocação de banco de capacitores), observa-se o valor de US\$ 18.500.000,00 para a função objetivo, com as perdas de energia apresentando o valor de 7.576,9 kWh.

Implementando a meta-heurística multipartida, verifica-se os valores encontrados para FO e as perdas. A função objetivo, com a alocação de bancos determinados a partir do programa feito, apresentou resultado de US\$ 1.745.848,68. As perdas de energia diminuíram e apresentaram valor de 4.762,89 kWh.

Portanto, diante dos objetivos traçados, pode-se verificar que a meta-heurística implementada reduziu a função objetivo, gerando uma solução de boa qualidade para o problema proposto, conforme observado na Tabela 5, com redução das perdas de energia elétrica no sistema de distribuição e fornecimento de economia para a concessionária. Tendo em vista os resultados expostos na Tabela 6, verifica-se que a utilização do sistema de chaveamento proporcionou menores perdas e um maior custo-benefício quando comparado a utilização de bancos fixos.

A meta-heurística MMS apresentou um bom desempenho produzindo uma diminuição significativa das perdas para cada nível de demanda e, portanto, gerando grande diminuição das perdas de energia elétrica e ganhos para a empresa distribuidora.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] C.F. Chang: “Reconfiguratio and capacitor placement for loss reduction of distribution systems by ant colony search algorithm”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 23, No. 4, pp. 1747-1755, 2008.
- [2] D. Shirmohammadi, H.W. Hong, A. Semlyen, G.X. Luo: “A compensation based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 3, No. 2, pp. 753-762, 1988.
- [3] Feo, T.; Resende, M. Greedy randomized adaptive search procedures. Journal of Global Optimization, Berlin, v. 6, n. 2, p. 109–133, 1995.
- [4] G. Levitin, A. Kalyuzhny, A. Shenkman, M. Chertkov: “Optimal capacitor allocation in distribution systems using a genetic algorithm and fast energy loss computation technique”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 2, pp. 623-628, 2000.
- [5] Held, M.; Karp, R. M. The traveling-salesman problem and minimum spanning trees. Operations Research, Baltimore, v. 18, n. 6, p. 1138–1162, 1970.
- [6] Kochenberger, G. A.; Mccarl, B. A.; Wyman, F. P. A heuristic for general integer Programming. Decision Sciences, Atlanta, v. 5, n. 1, p. 36–44, 1974
- [8] Lavorato, M.; Franco, J. F.; Rider, M. J.; Romero, R. Imposing radiality constraints in distribution system optimization problems. IEEE Transactions on Power Systems, New York, v. 26, n. 4, p. 172-180, 2012.
- [9] L.H. Macedo: Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários n´níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável, dissertação de mestrado, UNESP, 2015.
- [10] Marti, R. Multi-start methods. Disponível em:

<www.uv.es/rmarti/paper/docs/multi4.pdf> Acesso em: 27 out. 2022

[11] M.E. Baran, F.F. Wu: "Optimal capacitor placement on radial distribution systems", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 1, pp. 725-734, 1989.

[12] Muth, J. F.; Thompson, G. L. (Ed.). Industrial scheduling. Englewood cliffs: PrenticeHall, 1963. 387 p.

[13] Senju, S.; Toyoda, Y. An approach to linear programming with 0-1 variables. Management Science, Providence, v. 15, n.4, p. B196-B207, 1968.