



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JULIO DE MESQUITA FILHO”

Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – FEIS
Departamento de Engenharia Elétrica – DEE

THÉO RUBENS DONEDA MENEGUETI

**ALOCÇÃO OTIMIZADA DE CHAVES DE MANOBRAS E
GERAÇÃO DISTRIBUÍDA DE FONTES RENOVÁVEIS EM
REDES DE DISTRIBUIÇÃO ATRAVÉS DE UM ALGORITMO
DE ENXAME DE PARTÍCULAS**

Ilha Solteira – SP

2022

THÉO RUBENS DONEDA MENEGUETI

**ALOCÇÃO OTIMIZADA DE CHAVES DE MANOBRAS E
GERAÇÃO DISTRIBUÍDA DE FONTES RENOVÁVEIS EM
REDES DE DISTRIBUIÇÃO ATRAVÉS DE UM ALGORITMO
DE ENXAME DE PARTÍCULAS**

Trabalho de conclusão de curso apresentado à
Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira –
Unesp como parte dos requisitos para
obtenção do título de Bacharel em Engenharia
Elétrica.

José Roberto Sanches Mantovani

Orientador

Ilha Solteira – SP

2022

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

M541a Meneguetti, Théo Rubens Doneda.
Alocação otimizada de chaves de manobras e geração distribuída de fontes renováveis em redes de distribuição através de um algoritmo de enxame de partículas / Théo Rubens Doneda Meneguetti. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2022
54 f. : il.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) -
Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2022

Orientador: José Roberto Sanches Mantovani
Inclui bibliografia

1. Alocação otimizada. 2. Chaves de manobras e geração distribuída. 3.
Meta-heurística PSO.


Raiane da Silva Santos

Supervisora Técnica de Seção
Seção Técnica de Referência, Atendimento ao usuário e Documentação
Diretoria Técnica de Biblioteca e Documentação
CRB/8 - 9999

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aos quatro dias do mês de abril do ano de dois mil e vinte e dois, o discente **Théo Ruben Doneda Meneguetti**, matriculado sob o nº171051246, tendo como banca examinadora seu orientador, o Prof. Dr. José Roberto Sanches Mantovani, o Pós-Doutorando Juan Manoel Home Ortiz e o Dr. Diogo Rupolo, apresentou o Trabalho de Graduação intitulado "**Alocação Otimizada de Chaves de Manobras e Geração Distribuída de Fontes Renováveis em Redes de Distribuição Através de um Algoritmo de Enxame de Partículas**" obtendo a nota 10 (Dez) e conceito Aprovado.



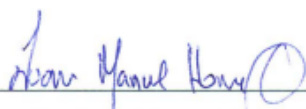
Prof. Dr. José Roberto Sanches Mantovani

-orientador-

Théo Ruben D. Meneguetti

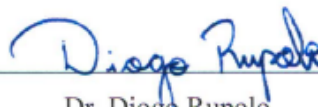
Théo Ruben Doneda Meneguetti

-discente-



Dr. Juan Manoel Home Ortiz

-Membro da Banca-



Dr. Diogo Rupolo

-Membro da Banca-

DEDICO

À Deus, por me dar a oportunidade e capacidade de estudar. À minha família, especialmente aos meus pais, Rubens e Maridalva, ao meu irmão, Arthur, a minha namorada, Ana, e a todos os demais familiares com quem convivo, por todo o amor, compreensão, confiança, apoio e incentivo em todos os momentos. Aos meus amigos, especialmente os que estiveram juntos nos dias e noites de estudos. Aos meus queridos professores, principalmente ao meu eterno mestre e orientador José Roberto Sanches Mantovani, que me proporcionaram tamanho aprendizado e me motivaram nessa jornada. Aos meus companheiros de laboratório, principalmente ao Diogo e Renzo, que me ajudaram imensamente em todos os projetos que desenvolvi no LaPSEE. Gratidão por todos os momentos vividos no curso de Engenharia, que me fizeram despertar para grandes coisas na vida.

“Tenha em mente que tudo que você aprende na escola é trabalho de muitas gerações (...) Receba essa herança, honre-a, acrescente a ela e, um dia, fielmente, deposite-a nas mãos de seus filhos”

Albert Einstein

RESUMO

O planejamento de sistemas de proteção em redes de distribuição de energia elétrica é fundamental para proporcionar sua operação eficiente e confiável. A alocação otimizada de chaves de manobras e de geração distribuída de fontes renováveis, em determinadas seções e nós dos circuitos de distribuição, melhora a qualidade do serviço de fornecimento de energia e os índices de continuidade do sistema. As chaves de manobras permitem controlar as interrupções no fornecimento de energia devido às faltas permanentes na rede, proporcionando que as seções do sistema que apresentam defeitos permanentes possam ser isoladas e reparadas, promovendo a interrupção do fornecimento de energia para o menor número possível de consumidores. Desta forma, deve-se dispor de um conjunto de chaves alocadas no sistema de modo a reduzir a área que fica desenergizada em decorrência de faltas permanentes. Além disso, a alocação de geração distribuída (GD) de fontes renováveis permite a operação ilhada intencional de parte do sistema, reduzindo a energia não suprida em casos de faltas na rede.

Neste trabalho são apresentados o desenvolvimento e a implementação de um algoritmo computacional para o problema de alocação de chaves de manobras e geração distribuída de fontes renováveis em sistemas radiais aéreos de distribuição de energia elétrica. Este problema é modelado através de programação não linear e, para a sua solução, é proposto um algoritmo PSO (*Particle Swarm Optimization*) binário. A função objetivo do modelo matemático visa minimizar, através da alocação de chaves de manobras e GD, o custo da energia não suprida devido aos desligamentos de cargas em virtude de faltas permanentes que podem ocorrer nos sistemas de distribuição. As restrições consideradas são o número máximo de chaves de manobras nos ramais e geração distribuída em nós da rede elétrica de média tensão que é possível alocar/relocar, sendo esse número diretamente relacionado à potência e ao número de nós de cada alimentador do sistema analisado, juntamente com as restrições físicas e operacionais da rede elétrica. Para os testes efetuados, adotou-se um sistema com tensão nominal de 13,8 kV, 8 alimentadores radiais, sendo que todos totalizavam 135 nós, com as suas respectivas cargas e os ramais de interconexões com os alimentadores vizinhos. Com os valores de potência das cargas e o índice de faltas permanentes, calcula-se o custo da energia não suprida devido à incidência de faltas no período de um ano.

Palavras-chaves: Sistemas de Potência, Geração Distribuída, Chaves Seccionadoras, Meta-heurística, PSO, BPSO e NBPSO.

ABSTRACT

The planning of protection systems in electricity distribution networks is essential to provide efficient and reliable behavior. The optimized allocation of protection devices, as sectionalizing switches and distributed generation from renewable sources, in certain sections and nodes of the distribution systems, improves the quality of the energy supply service and the system continuity indices. The switches make it possible to control interruptions in the energy supply due to permanent faults in the network, providing that the sections of the system that present permanent defects can be isolated and repaired, promoting the interruption of energy supply to the smallest possible number of consumers. In this way, you must have a set of switches allocated in the system in order to reduce the area that is de-energized as a result of permanent faults. In addition, the allocation of distributed generation (DG) from renewable sources allows the intentional islanded operation of part of the system, reducing the energy not supplied in cases of grid faults.

This work presents the development and implementation of a computational algorithm for the problem of allocation of switches and distributed generation of renewable sources in overhead radial electrical energy distribution systems. This problem is modeled taking into account non-linear programming and, for its solution, a binary PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm is proposed. The objective function of the mathematical model aims to minimize, through the allocation of switches and DG, the cost of energy not supplied due to load shutdowns because of permanent faults that may occur in the distribution systems. The restrictions considered are the maximum number of switches in the branches and distributed generation in nodes of the medium voltage electrical network that it is possible to allocate/relocate, this number being directly related to the power and the number of nodes of each feeder of the analyzed system, along with the physical and operational constraints of the electrical grid. For the tests carried out, a system with a nominal voltage of 13.8 kV and 8 radial feeders was adopted, all of which totaled 135 nodes, with their respective loads and the interconnection branches with neighboring feeders. With the power values of the loads and the rate of permanent faults, the cost of the energy not supplied due to the incidence of faults in a period of one year is calculated.

Keywords: Power Systems, Distributed Generation, Switches, Meta-heuristics, PSO, BPSO e NBPSO.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Numeração dos ramos de um sistema de distribuição com configuração radial	20
Figura 2 - Diagrama de um sistema teste exemplo com uma única chave de manobra no ramo 12-13	22
Figura 3 - Alimentador 1 do sistema de 135 barras, 8 alimentadores, possibilidade de remanejamento de cargas, chaves de manobras e GD alocados	24
Figura 4 - Diagrama unifilar representativo de operação ilhada de GD – (a) sistema de distribuição com o alimentador em operação. (b) operação isolada devido à incidência de uma falta.....	26
Figura 5 - Posicionamento das partículas do PSO no hiperespaço de busca.....	29
Figura 6 - Diagrama esquemático da velocidade e do deslocamento da partícula no PSO.....	31
Figura 7 - Diagrama de blocos do algoritmo PSO	36
Figura 8 - Gráfico da convergência do algoritmo para alocação das chaves de manobra para parâmetros iguais a $c1$ {1,5; 3,5} e para $c2$ {2,5; 0,5}, de forma que $c1 + c2 = 4,0$ e $0,60 \leq r \leq 0,70$	44
Figura 9 - Melhor alocação das chaves de manobras e GD – US\$66.892,00	47
Figura 10 - Gráfico representativo do número de vezes que cada solução é obtida dentre as 30 simulações.....	48
Figura 11 - Gráfico da convergência do algoritmo para diferentes indivíduos de uma população aleatória	50

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	11
2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA	14
2.1. CONCEITOS DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA	15
2.2. ANÁLISE DO FLUXO DE POTÊNCIA NO ESTUDO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	17
2.2.1. Análise prática do fluxo de potência	18
2.3. ENERGIA NÃO SUPRIDA EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO RADIAL DE ENERGIA ELÉTRICA, CHAVES DE MANOBRAS E GERAÇÃO DISTRIBUÍDA	21
2.3.1. Formulação Matemática do Problema – Função Objetivo.....	27
3. METODOLOGIA	28
3.1. A META-HEURÍSTICA ENXAME DE PARTÍCULAS	28
3.1.1. Desvantagens do BPSO	34
3.1.2. Proposta de melhoria para o BPSO	35
3.2. ALGORITMO GERAL PSO	36
3.3. ALGORITMO PSO DEDICADO AO PROBLEMA.....	37
3.3.1. Definição dos parâmetros do sistema.....	37
3.3.2. Análise para a primeira iteração.....	38
3.3.3. Análise para as demais iterações.....	38
4. RESULTADOS.....	40
4.1. ALOCAÇÃO DE CHAVES DE MANOBRAS E ANÁLISE DA FUNÇÃO OBJETIVO EM UM SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO EXEMPLO	40
4.1.1. Valores da Função Objetivo para uma população predeterminada.....	41
4.1.2. Valores da Função Objetivo para o caso de uma população completamente aleatória.....	44
5. PROPOSTA DE MELHORIA.....	51
6. CONCLUSÕES	52
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	54

1. INTRODUÇÃO

As empresas do setor de distribuição de energia elétrica devem atender os consumidores de acordo com os padrões de qualidade e confiabilidade estabelecidos pelas agências reguladoras, através de soluções eficientes e seguras, tanto do planejamento da expansão, como da operação dos seus sistemas. Esses objetivos devem ser perseguidos na rotina de trabalho dos engenheiros e pesquisadores da área de planejamento de sistemas elétricos. De acordo com L. S. de Assis et al. (2015), estima-se que cerca de 70% das interrupções no atendimento da demanda estejam relacionados às falhas em redes primárias de distribuição, sendo entendido por interrupção a perda completa de serviço para um ou para um grupo de clientes, podendo ser classificada por sua duração, como momentânea (duração inferior a cinco minutos) ou sustentada (duração acima de cinco minutos).

As falhas que ocorrem nas redes de distribuição sempre levam às interrupções para os consumidores, podendo ser consideradas como permanentes ou temporárias. As falhas permanentes ocorrerão pelos eventos mais graves e sempre causarão interrupções sustentadas, exigindo o envio de uma equipe de reparos. Por outro lado, a falha temporária desaparecerá após um curto período de tempo. Deve-se notar que uma falha temporária pode causar uma interrupção momentânea ou sustentada. Neste trabalho, considera-se a mitigação de falhas permanentes, gerando a ocorrência de uma interrupção sustentada.

No contexto do planejamento visando a melhoria nos índices de continuidade da rede de distribuição primária, destacam-se a alocação, coordenação e seletividade dos dispositivos de proteção e chaves de seccionamento e manobras, sendo estas localizadas em ramais estratégicos. Além disso, a operação ilhada de parte do sistema, considerando-se a alocação de geração distribuída (GD) de fontes renováveis de energia, é outro fator muito determinante para o aumento da confiabilidade do sistema. Uma região com operação ilhada estabelecida também é conhecida como *micro grid* e deve satisfazer determinadas restrições técnicas, como balanço de energia e regulação de tensão. Se uma seção do sistema contém geradores distribuídos e cargas, além da demanda local ser compatível com o fornecimento, então se estabelece um *micro grid*, sendo essa a definição de ‘operação ilhada’ utilizada nesse trabalho. A operação ilhada da GD permite fornecer energia aos consumidores de uma seção isolada, quando a energia gerada é igual ou superior à carga da seção e capaz de atender as restrições de frequência e magnitude das tensões, sem a necessidade de a seção estar conectada ao alimentador.

O GD pode ser definido como “[...] uma fonte de energia elétrica conectada diretamente à rede de distribuição ou ao medidor do consumidor.” (ACKERMANN; ANDERSSON; SÖDER, 2001). A geração distribuída está se tornando cada vez mais importante devido à descentralização da produção de energia e a ascensão das tecnologias renováveis. Esses fatores contribuem para aumentar benefícios técnicos, econômicos e ambientais. O GD, ao fornecer energia para o sistema de distribuição, alivia o carregamento do alimentador, melhorando o perfil de tensão, reduzindo as perdas e a emissão de gases do efeito estufa. Porém, a utilização de GD de fontes renováveis fornece uma estimativa de produção incerta, pois depende de condições que, muitas vezes, são voláteis. No geral, as desvantagens de sua utilização estão atreladas às modificações nas redes de distribuição que não foram planejadas, inicialmente, para a inserção de GD.

Para facilitar fatores inerentes à proteção e aumento da confiabilidade de sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica, geralmente, os mesmos são configurados radialmente, mas apresentam uma topologia malhada. Para operar de forma radial consideram-se aspectos relacionados com a proteção da rede, por exemplo, a atenuação de correntes de curtos-circuitos, visando reduzir os custos com equipamentos. Esses sistemas, em geral, apresentam possibilidades de alteração em sua topologia, sendo essas alterações dadas pela abertura/fechamento de chaves seccionadoras. A alteração na topologia devido à alocação de chaves, com a manutenção da radialidade, é realizada com o objetivo de reduzir perdas ativas nos alimentadores, melhorar o perfil de tensão para os consumidores, aumentar os níveis de confiabilidade e eliminar e/ou isolar faltas, restaurando, assim, o fornecimento de energia de uma maneira otimizada. Portanto, as chaves de manobras são utilizadas tanto para a proteção, como para a reconfiguração e manutenção dos sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica.

É importante salientar que as chaves de manobras são geralmente alocadas nos ramos, definindo as seções do sistema de distribuição que permanecem fechadas durante a operação normal da rede. Os geradores distribuídos são alocados nos nós do sistema de distribuição, definindo os pontos de geração ilhada. Quando ocorre uma falta no sistema, a energia fornecida pela subestação é interrompida e as chaves são abertas para isolar o local onde a falha ocorreu. Por meio da alocação de GD no sistema, alguns consumidores que ficariam sem energia por meio do isolamento de sua seção, podem ter sua carga alimentada pelo GD.

O remanejamento de cargas entre os diferentes alimentadores do sistema deve ser feito de forma a garantir a preservação da sua topologia radial. Além disso, com o remanejamento,

observam-se mudanças na quantidade de cargas ligadas a um determinado alimentador em operação normal. Com a alteração da topologia do sistema e quantidade de cargas conectadas a um alimentador, faz-se necessário manter o nível da magnitude da tensão do sistema, para sua operação em estado restaurativo, e também deve-se garantir que o limite máximo de cargas, que está relacionado com a capacidade de corrente de um alimentador, não seja violado. Para isso, é realizada a análise do fluxo de potência do sistema para a nova topologia, considerando a instalação dos GDs, ajudando a manter o perfil de tensão dentro dos limites exigidos.

Na formulação do modelo considera-se o conceito de energia não suprida devido às faltas permanentes na rede de distribuição. As restrições consideradas refletem limitações econômicas, dada pelo número de chaves de manobra e GD que é possível alocar/relocar e as condições físicas e operacionais da rede, como limites das magnitudes de correntes, atendimento da demanda e fluxos de correntes nos alimentadores. Deste modo, no modelo implementado, contempla-se a alocação de chaves de manobras e GD em sistemas de distribuição, de forma a evitar que uma falta permanente provoque o desligamento desnecessário de cargas e/ou consumidores. Para a alocação de GD e criação de *micro grids* de forma otimizada, a alocação das chaves de manobras é determinante, pois define capacidade, geração e demanda das ilhas de geradores distribuídos. Para a solução desse problema, propõe-se o algoritmo PSO (*Particle Swarm Optimization*) binário.

No algoritmo implementado, cada configuração de chaves de manobras e GD no circuito é avaliada através da função objetivo e função *fitness*. O algoritmo desenvolvido foi implementado computacionalmente em linguagem de programação C++. Para validar a eficiência do método e da técnica proposta para a solução do problema de alocação otimizada de chaves de manobras e GD em redes de distribuição, é usado um sistema teste encontrado na literatura, sendo ele um sistema de 135 nós e 8 alimentadores, com tensão nominal de 13,8 kV, tendo possibilidade de remanejamento de cargas entre eles. Apresentam-se os resultados e análises das simulações realizadas para diferentes configurações dos parâmetros do PSO, permitindo concluir que a alocação otimizada de chaves de manobras e GD proporcionam maiores índices de continuidade do serviço de distribuição de energia elétrica.

A pesquisa referente ao projeto desenvolvido foi baseada principalmente nos artigos de Resende (2014), Sofer, Berkovitz e Neiman (2011), Teng e Liu (2003), Shirmohammad et al. (1998), Chowdhury, Agarwal e Koval (2002), Jayaweera et al. (2007) e Velasquez, Quijano e Cadena (2016).

2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Durante a fase de planejamento dos sistemas de distribuição, realiza-se uma análise para prever condições que garantam a sua confiabilidade. Um dos dispositivos utilizados são as chaves de manobras, que permitem o isolamento de uma possível falta no sistema. Outra forma de melhorar a continuidade do serviço de fornecimento e a confiabilidade do sistema é a utilização de GD operando de forma ilhada, em situações específicas e controladas.

A função objetivo do modelo de planejamento utilizado neste trabalho está relacionada diretamente com os custos da energia não suprida devido à incidência de uma falta permanente em qualquer seção da rede de distribuição. Para isso, considera-se um sistema com múltiplos alimentadores e remanejamento de cargas entre eles, número fixo de chaves de manobras e geradores distribuídos em cada alimentador (chaves instaladas/reinstaladas em ramos do sistema e os geradores instalados/reinstalados em nós do sistema), valor fixo para taxa de falhas anuais, tempo constante para o reparo da falha e realização de manobras no sistema, operação em ilha de seções a jusante à falta, onde existem geradores e não é possível o remanejamento de cargas. Além disso, considerou-se o sistema como trifásico simétrico e equilibrado.

A minimização das perdas no sistema não foi adotada. De acordo Ćurčić et al. (1996), a adoção de redução das perdas só se faz viável para casos de sistemas em operação normal e podem ser desconsideradas para sistemas operando em estado restaurativo.

Em síntese, a solução ótima para o problema analisado visa:

Minimizar: - {Custos anuais da energia não suprida devido a incidência de faltas permanentes na rede de distribuição}.

Sujeito à:

- Número máximo de chaves que é permitido alocar;
- Número máximo de GD que é permitido alocar;
- Remanejamento de cargas entre alimentadores;
- Possibilidade de operação do sistema em ilhas;
- Diferentes cenários para a geração de energia;
- Operação com as magnitudes de tensão entre os limites preestabelecidos;
- Limites das correntes nos circuitos
- Atendimento da demanda. (equações de fluxo de potência).

A seguir, apresentam-se as hipóteses adotadas para modelar matematicamente o problema de alocação de chaves de manobras e GD e a análise do fluxo de potência.

2.1. CONCEITOS DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

Na literatura, encontra-se um número grande de termos e definições em relação à GD. Termos como ‘geração embutida’, ‘geração dispersa’ ou ‘geração descentralizada’ são também utilizados para se referir a esse tipo de geração. De acordo com Chowdhury e Cressley (2009), a GD é uma geração de energia elétrica próxima aos consumidores, possuindo algumas características específicas:

- Capacidade normalmente menor a 50 MW;
- Não é centralmente planejada nem despachada;
- Usualmente conectada no sistema de distribuição em tensões de 230/415 V até 145 kV.

A GD apresenta-se como uma solução na tentativa de reduzir o consumo de combustíveis fósseis e, conseqüentemente, a emissão de gases poluentes que aceleram o processo do efeito estufa. Tecnologias de GD baseadas em recursos renováveis, principalmente as referentes à incidência solar, vento ou recursos hídricos, podem reduzir o requerimento de reserva de geração centralizada e postergar investimentos na transmissão e distribuição. (BROWN; FREEMAN, 2001)

Além das vantagens observadas com a utilização de GD, existem, em contraponto, inconvenientes à sua implementação em sistemas de distribuição. Adotando a perspectiva que os sistemas de distribuição foram planejados para serem redes passivas, ou seja, proporcionando o fornecimento unidirecional de energia (desde subestações até consumidores), dependendo do nível de penetração, dimensionamento das unidades e alocação da GD, a sua instalação na rede pode aumentar os níveis de curto-circuito e gerar inconvenientes na coordenação de proteções. (CHAITUSANEY; YOKOYAMA, 2006) Para o caso em que a geração é maior do que a carga em que ela é conectada, observa-se um fluxo de potência reverso. O fluxo de potência reverso causa um aumento apreciável no carregamento dos alimentadores e uma elevação das perdas técnicas, além de instabilidades com a frequência, sendo necessário um novo planejamento de proteção do sistema. Porém, mesmo com todas essas desvantagens, os benefícios da introdução de GD nos sistemas de distribuição são consideráveis.

Algo que se deve mencionar é que as perdas elétricas mudam desde o momento em que o fluxo de potência é alterado pela inclusão de GD no sistema. Pequenos geradores alocados perto a uma carga com valor elevado podem reduzir as perdas no momento que parte da carga é fornecido pelo GD. Entretanto, se um grande gerador se encontra afastado das cargas, isso pode acarretar em um aumento das perdas do sistema. As cargas, normalmente, exigem um valor de potência ativa e reativa para as quais o GD deve fornecer, deixando uma porcentagem como reserva para as variações de carga.

O funcionamento dos geradores distribuídos deve respeitar alguns critérios. Na situação onde ocorra a incidência de faltas na seção onde está instalado um GD (seção essa isolada por uma chave de manobra), o mesmo não poderá fornecer energia para o sistema de média tensão (MT), sendo apenas possível o fornecimento para os consumidores de baixa tensão (BT) na barra de carga em que está instalada. No cenário onde tenha abertura das chaves de manobras (isolamento de seções do sistema), é possível reestabelecer a energia para alguns consumidores por meio da transferência de cargas para outros alimentadores vizinhos ou da operação ilhada de uma seção por conta da presença de GD.

A tecnologia de GD utilizada nesse projeto é proveniente de uma fonte renovável, sendo ela o Gerador Solar Fotovoltaico, que se trata da energia elétrica obtida a partir da incidência da radiação solar em um módulo fotovoltaico. Esta tecnologia apresenta vantagens ambientais ao não consumir combustível fóssil nem produzir ruído, além de vantagens econômicas devido ao baixo custo de manutenção e a possibilidade de instalação em curto prazo e em lugares afastados dos centros populacionais. Entre as desvantagens, tem-se a produção de energia de forma intermitente e apenas durante o dia.

O gerador distribuído, cuja potência gerada é utilizada para suprir a demanda das barras de cargas do sistema, foi modelado baseando-se em Montoya-Bueno, Munõs e Contreras (2015). Nessa modelagem, consideram-se os patamares de geração do GD com base na temperatura, causadas pela irradiação solar nas placas. Pela Equação (1), tem-se a modelagem da temperatura, causada pela irradiação solar, da placa solar e, pela Equação (2), tem-se a modelagem de como a temperatura descrita transforma-se em energia.

$$T_{placa} = T_{amb} + \left(\frac{TNOP - 20}{800} \right) G \quad (1)$$

$$P^{pv} = P_{padrão} \left\{ \frac{G}{1000} [1 - \delta(T_{placa} - 25)] \right\} \quad (2)$$

$$G = 800 \cdot (IS) \quad (3)$$

Sendo: P^{pv} a potência gerada pela placa, dado em *Watts*; T_{placa} a temperatura das células fotovoltaicas das placas, dada em $^{\circ}C$; T_{amb} a temperatura ambiente, sendo considerada $20(^{\circ}C)$; $P_{padr\tilde{a}o}$ a potência em condições padrão de teste da placa fotovoltaica, sendo considerado $325(W)$; G representa a irradiação solar, dada em (W/m^2) , definida por (3); IS representa o fator de irradiação solar, dado em *p.u.*; $TNOP$ a temperatura nominal de operação da placa, sendo igual a $45(^{\circ}C)$ e δ é o coeficiente de potência-temperatura, sendo igual a $-0,0045 (\%/^{\circ}C)$.

Um fator fundamental para se considerar no projeto é que os geradores distribuídos, além de potência ativa, também fornecem energia reativa capacitiva para o sistema. Essa injeção de reativo é feita devido ao fato de que se apenas fosse fornecido potência ativa ao sistema, poderia ocorrer um aumento do fator de potência nas barras, sendo necessário regulá-lo por meio de banco de capacitores. Contudo, os próprios equipamentos para a instalação do sistema fotovoltaico fazem o controle da potência reativa. Esse controle é efetuado por meio da Equação (4).

$$Q^{pv} = P^{pv} \cdot \tan(\varphi) \quad (4)$$

Onde $\tan(\varphi) = 0,48$.

2.2. ANÁLISE DO FLUXO DE POTÊNCIA NO ESTUDO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

O fluxo de carga, ou fluxo de potência, ou ainda *load flow* é de extrema importância no planejamento e projeto de sistemas de potência, tratando-se do estudo desses sistemas em condição de regime permanente. A análise de fluxo de potência em redes elétricas consiste basicamente na determinação do estado da rede (magnitude das tensões nodais e os ângulos de fase), da distribuição dos fluxos e das injeções de potências ativa e reativa nas barras, dentre outras grandezas de interesse. A partir desse estudo, pode-se verificar problemas de tensão, potência etc. Outras grandezas também podem ser obtidas, mas as já citadas são as utilizadas no projeto desenvolvido para avaliar as restrições físicas e operacionais da rede. As soluções de grandes sistemas de potência demandam uma análise extensa dos cálculos numéricos, implicando no uso de grandezas com notação por unidade (*p.u.*) e componentes por fase, além

do tipo de modelagem de carga de cada nó. Essa análise nas redes de distribuição é realizada pelas concessionárias através de programas computacionais.

Nos sistemas de potência, os componentes podem ser ligados de duas formas distintas: entre os nós, como é o caso das linhas de transmissão e transformadores, e entre o nó de referência e um nó qualquer, como é o caso das cargas, dos geradores, compensadores síncronos etc. Os geradores e as cargas são tratados como parte externa do sistema. Sendo assim, são modelados como injeções constantes de potência nos nós da rede. Como conclusão da análise do fluxo de potência, tem-se que em cada nó da rede a potência líquida injetada deve ser igual à soma das potências que fluem para os nós adjacentes.

A análise do fluxo de potência é utilizada tanto no planejamento como na operação de redes elétricas. Na operação, utiliza-se, por exemplo, na análise de segurança, onde vários acidentes são simulados e o estado de operação da rede após o acidente deve ser obtido. Após isso, são analisados os dados e todas as devidas ações de controle corretivo. No planejamento, podem ser utilizados na expansão para desenvolver novas configurações da rede, tanto para atender o aumento da demanda, como o estado de operação da rede para a nova configuração a ser obtida.

2.2.1. Análise prática do fluxo de potência

Na prática, os cálculos são usualmente feitos programando-se ou utilizando programas computacionais prontos, baseados em equacionamentos matriciais e métodos iterativos de solução. Pode-se citar como métodos tradicionais o Gauss-Siedel e o Newton-Raphson. Esses métodos estão explicitamente equacionados e demonstrados na literatura da área de sistemas elétricos, permitindo sua rápida programação em linguagens de alto nível.

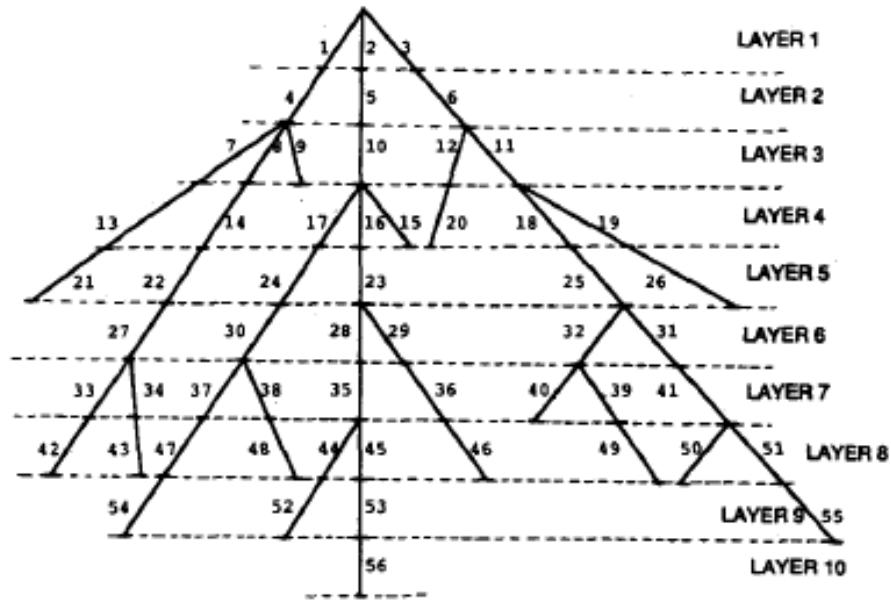
Para o desenvolvimento do programa do fluxo de potência utilizado neste trabalho, tomou-se como base o artigo escrito por Shirmohammad et al. (1988). A ideia nele desenvolvida propõe uma visão mais robusta e com menor custo computacional para o desenvolvimento de um algoritmo de cálculo de fluxo de potência para redes radiais ou fracamente malhadas, sendo de especial interesse para o caso de metodologias que necessitam usar esse algoritmo demasiadas vezes, como o caso desse trabalho de alocação otimizada de chaves de manobras e GD em redes aéreas de distribuição.

Nesse método, pela simples aplicação das leis de Kirchhoff, corrente e tensão podem ser obtidas em cada um dos nós ou ramos analisados, permitindo avaliar se estão dentro do intervalo permitido pelas agências reguladoras, que é entre 0,95 *p.u.* a 1,05 *p.u.* em operação normal da rede, e entre 0,93 *p.u.* a 1,05 *p.u.*, para a rede operando em estado restaurativo, segundo o PRODIST (Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional). Nesse método, a renumeração dos nós do sistema permite a análise sistemática orientada de sua topologia e uma maior eficiência computacional para a solução de problemas envolvendo a rede elétrica. Ressalta-se que devido a presença de cargas com potência ativa e reativa, o sistema não é linear e se exige a compensação pelo incremento de iterações.

O enfoque nesse projeto foi para sistemas configurados radialmente, portanto, no algoritmo implementado em linguagem de programação de alto nível consideram-se redes radiais. Para se realizar a análise e a devida formulação matemática, primeiramente são demarcados os nós e os ramos do sistema analisado. Após isso, enumeram-se os nós do sistema em formato de camadas, *layers*, a partir de um nó de referência (no caso, a subestação). Essa numeração é feita com base em quantos nós separam o nó de referência, ou seja, da subestação, até o nó analisado, considerando-se como a posição do nó de referência até o nó analisado. Assim sendo, os nós que possuírem a mesma numeração, ou seja, a posição entre o nó de referência e a carga analisada, constituem uma mesma camada.

Essa organização em camadas pode ser feita tanto pelos ramos como pelos nós do sistema. Nesse projeto, optou-se por se realizar a orientação por nós sendo que, de modo análogo, se for considerado que o nó contido na camada seria uma extremidade de um ramo, pode-se realizar a mesma análise, mas agora tomando como base os ramos do sistema. Na Figura 1 apresenta-se um sistema de distribuição radial e as suas camadas.

Figura 1 - Numeração dos ramos de um sistema de distribuição com configuração radial



Fonte: Shirmohammad et al. (1988)

Em sequência, é considerado que todas as cargas do sistema possuem a mesma tensão, sendo essa tensão igual à do nó de referência (subestação) e possuindo, por consideração inicial de projeto, um valor em *p.u.* de 1,05 (condição de teste). A partir disso, é possível iniciar os devidos passos para se efetuar os processos das iterações do algoritmo, buscando a convergência e os devidos valores das tensões nos nós e correntes nos ramos e nos nós. Os passos do algoritmo implementado são:

- Cálculo da corrente no nó (carga): Na iteração k , a corrente de entrada da carga, $I_i^{(k)}$, na carga i do alimentador é dada por (5):

$$I_i^{(k)} = \left(\frac{S_i}{V_i^{(k-1)}} \right)^* - Y_i V_i^{(k-1)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

Onde $V_i^{(k-1)}$ é a tensão na carga i calculada durante a iteração $k - 1$ e S_i é a potência que está sendo consumida na carga i . Y_i é a soma de todos os elementos *shunt* da carga i .

- *Backward Sweep*: Na iteração k , começando pelos ramos, ou nós, da última camada e movendo-se em direção aos nós que interligam os ramos das camadas inferiores, a corrente no ramo analisado é dada por J_L , sendo ela calculada por (6):

$$J_L^k = -I_{L2}^k + \sum_{\text{com origem na carga } L2}^{\text{(correntes nos ramos)}} , L = b, b - 1, \dots, 1 \quad (6)$$

Onde I_{L2}^k é a corrente de entrada na carga $L2$. Essa é a aplicação direta da Lei de Kirchhoff das correntes.

- *Forward Sweep*: As tensões nos nós são atualizadas em um passo *forward sweep*, começando dos ramos, ou nós, da primeira camada em direção aos ramos, ou nós, da última camada. Para cada ramo L , a tensão na carga $L2$ é calculada utilizando a tensão atualizada na carga $L1$ e a corrente no ramo calculada no *backward sweep*, como dado em (7):

$$V_{L2}^k = V_{L1}^k - Z_L J_L^k, \quad L = 1, 2, \dots, b \quad (7)$$

Onde Z_L é a impedância série do ramo L . Essa é a aplicação direta da lei de Kirchhoff das tensões.

Esses três passos são repetidos até ser atingido um critério de convergência estipulado. Neste trabalho, o critério de convergência assumido foi referente à diferença entre os valores da tensão nas cargas da iteração k e $k - 1$, sendo que esse valor deve ser menor, ou igual, a uma tolerância preestabelecida para a convergência ser alcançada. O critério foi adotado tomando-se como base a definição das variáveis com *double* em C++, sendo ele dado por:

$$|V_{L2}^k - V_{L2}^{(k-1)}| \leq 0,00000001 \quad (8)$$

É importante salientar que os nós que possuem GD, por abater parte ou totalidade da demanda do nó onde estão instalados, eles fazem com que a tensão do sistema seja aliviada, impactando no perfil de tensão da rede elétrica. No entanto, com a instalação de GD, as tensões nos nós podem exceder os limites de tensão estabelecidos pelo PRODIST. Ou seja, a configuração é descartada se a solução do fluxo de potência apresentar, em um ou mais nós, magnitudes de tensão superiores a 1,05 p.u. ou inferiores a 0,95 p.u. (0,93 p.u. em estado restaurativo).

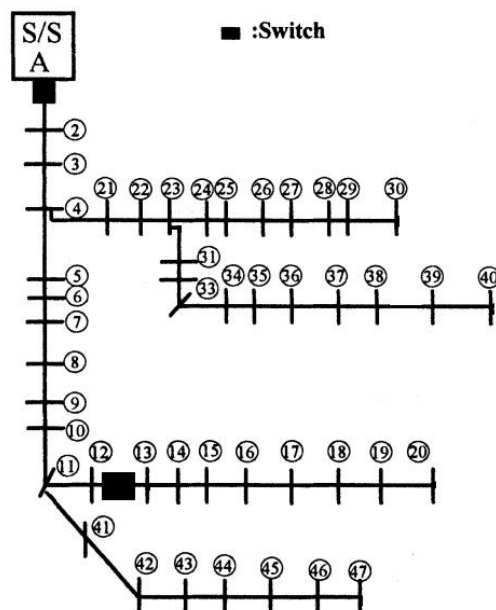
2.3. ENERGIA NÃO SUPRIDA EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO RADIAL DE ENERGIA ELÉTRICA, CHAVES DE MANOBRAS E GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica estão sujeitos a faltas, sendo elas provocadas tanto por causas naturais quando por falhas humanas, que ocorrem aleatoriamente durante a operação normal do sistema. Quando uma falta for detectada na rede, dispositivos de proteção são sensibilizados, interrompendo o fornecimento de energia elétrica. No problema considerado neste trabalho, baseado no artigo escrito por Teng e Liu (2003), quando uma falta

do tipo curto-circuito é detectada no sistema, a proteção da subestação é acionada e o disjuntor da subestação é aberto, interrompendo o fluxo de energia para todo o alimentador. Caso a falta tenha ocorrido em uma seção onde existe uma chave de manobra, esta é aberta e, conseqüentemente, o disjuntor da subestação é fechado, reestabelecendo o fluxo de energia para todas as cargas do sistema, exceto para as seções a jusante da chave aberta, ou seja, a chave de manobra isola o local da falta, não tornando necessária a interrupção da energia elétrica para todos os consumidores da rede. O tempo que demanda para a manutenção da seção sob falta varia para cada distribuidora.

A seção de um sistema de distribuição é definida como a parte compreendida entre dispositivos de manobras, como, por exemplo, as chaves de proteção, manobra, religadores, seccionadores. Tomando-se a Figura 2 como exemplo, a seção definida pela chave de manobra é formada pelos nós 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19 e 20.

Figura 2 - Diagrama de um sistema teste exemplo com uma única chave de manobra no ramo 12-13



Fonte: Adaptado de Teng e Liu (2003)

O sistema de distribuição ilustrado na Figura 2 é um sistema com 46 nós e uma única subestação, com alguns possíveis cenários de faltas que podem ocorrer na rede.

- Primeiro Cenário: Falta em um ramo qualquer na seção da chave.

Neste caso, o dispositivo de proteção da subestação é acionado, o disjuntor é aberto e interrompe todo o fluxo de energia na rede. Após essa interrupção, a chave de manobra

localizada no ramo 12-13 é aberta e o disjuntor da subestação é fechado, reestabelecendo a energia elétrica para o sistema, com exceção das cargas 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19 e 20, pois elas estão isoladas devido à chave de manobra. A seção jusante à chave permanece sem energia até que as equipes de manutenção executem as tarefas necessárias para resolver o problema e, então, a chave de manobra pode ser fechada e a subestação suprir toda a carga do sistema novamente.

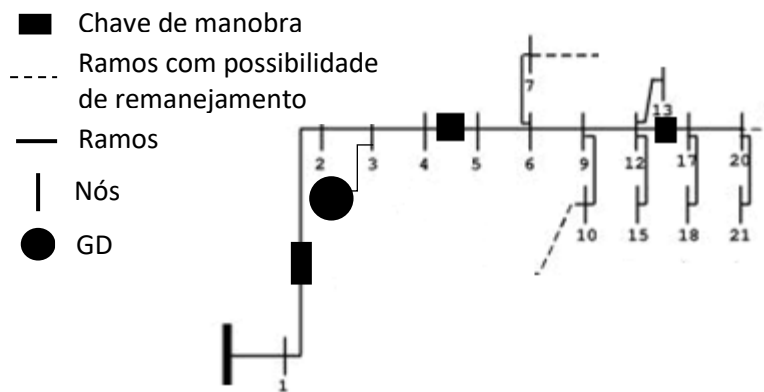
- Segundo Cenário: *Falta em um ramo fora da seção da chave (seção da subestação).*

Neste segundo cenário, o disjuntor da subestação é acionado pelo sistema de proteção e desligado, interrompendo todo o fluxo de energia na rede. A chave localizada na seção 12-13 não pode isolar a falta, portanto, todos os consumidores da rede de distribuição têm a energia interrompida até que a falta seja localizada e efetuada a manutenção na rede.

Comparando as consequências no serviço de fornecimento de energia nestes dois cenários mencionados, fica evidente a relevância e importância da alocação das chaves de manobras em redes de distribuição de energia elétrica. Verifica-se que, no primeiro cenário, mesmo havendo uma falta na rede, não foi necessário que todos os consumidores do sistema ficassem sem o fornecimento de energia, mas somente a seção da chave, que isola a falta na rede e as seções a sua jusante, fazendo, portanto, que um menor número de consumidores fosse afetado. No segundo cenário, devido à inexistência de uma chave de manobra que pudesse isolar a falta na rede, todos os consumidores do sistema ficaram sem o fornecimento de energia.

Para o estudo das outras possibilidades na análise da potência não suprida devida a incidência de uma falta, toma-se o primeiro alimentador do sistema analisado no trabalho. Além disso, consideram-se três chaves instaladas no alimentador 1, como por exemplo, uma chave entre as barras 1-2, 4-5 e 12-17, como ilustrado na Figura 3:

Figura 3 - Alimentador 1 do sistema de 135 barras, 8 alimentadores, possibilidade de remanejamento de cargas, chaves de manobras e GD alocados



Fonte: Adaptado de Rupolo e Mantovani (2015)

- Terceiro Cenário: Falta em um ramo contido em uma seção que pode ser completamente isolada, sendo possível o remanejamento de cargas em outra seção do alimentador.

No caso de uma falta no ramo entre os nós 5-6, ou 6-7, ou 6-9, ou 9-10, ou 9-12, ou 12-13 ou 12-15, deve-se realizar, em um primeiro procedimento, a abertura da chave do alimentador, isolando o sistema. Após isso, realiza-se a abertura da chave instalada no ramo 4-5, isolando a seção da falha e garantindo que os consumidores que estão ligados na seção do alimentador e na seção da chave de manobra 1-2 continuem com fornecimento de energia elétrica (ao se ligar novamente a chave do alimentador). Porém, pode-se efetuar a abertura, ordenadamente, da chave de manobra em 12-17, isolando essa seção do resto do sistema e, conseqüentemente, a falta. Com isso e com a possibilidade de remanejamento de cargas através da barra 20, pode-se remanejar as cargas da seção da chave de manobra 12-17 para o outro alimentador que, se calculando o fluxo de potência as condições de operação forem garantidas, pode ser realizado o fornecimento de energia para essa seção. Isso é uma condição operacional importante, pois melhora de maneira considerável o índice de continuidade do sistema, garantindo maior energia suprida para os consumidores em casos de incidência de faltas na rede. Além disso, deve-se analisar o GD instalado na barra 3 para ver se a sua influência não faz com que os limites de magnitude de tensão sejam ultrapassados. Se eles forem ultrapassados, o GD deve ser desligado.

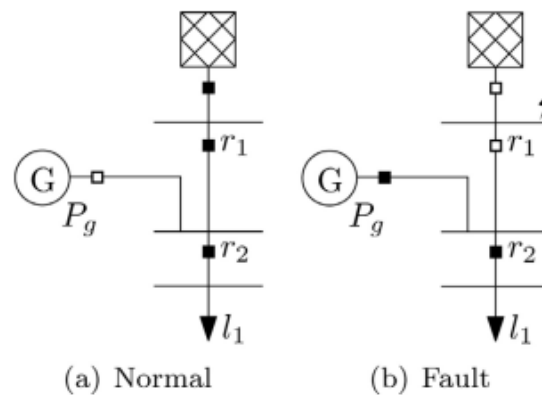
- Quarto Cenário: *Falta na seção da chave de manobra 1-2, onde se encontra o GD.*

No caso de uma falta no ramo entre os nós 2-3, ou 3-4, deve-se realizar, em um primeiro momento, a abertura da chave do alimentador, isolando o sistema. Após isso, pode-se realizar a abertura da chave instalada no ramo 1-2, isolando a seção do alimentador. Ordenadamente, pode-se efetuar a abertura da chave em 4-5, isolando todas as outras cargas da seção com falha. Com isso, os consumidores da seção do alimentador, ao se ligar novamente a sua chave, e das seções jusantes à chave de manobra 4-5, se as restrições de remanejamento de cargas para outro alimentador forem atendidas, continuam com fornecimento de energia elétrica. Para a seção da falta, o GD somente fornecerá energia para a carga em que está instalado, considerando que a demanda seja igual ou menor a sua geração. Além disso, o GD conseguirá suprir somente a demanda de consumidores BT, não fornecendo energia para cargas de consumidores MT.

- Quinto Cenário: *Falta na seção do alimentador e nó 1, com remanejamento de cargas do alimentador e geração ilhada.*

Na incidência de falta na seção do alimentador-nó 1, deve-se realizar a abertura da chave do alimentador e, em seguida, da chave instalada no ramo entre os nós 1-2, visando isolar a falta. Com isso, analisa-se a possibilidade de remanejamento das demais cargas do sistema para outros alimentadores, analisando o perfil da tensão em cada nova carga do sistema transferida para o outro alimentador. Considerando que não seja possível o remanejamento de todo o sistema isolado pela chave 1-2, mas que seja possível o remanejamento a jusante do nó 5, abre-se a chave de manobra instalada no ramo entre os nós 4-5. Portanto, todas as cargas a jusante do nó 5 são remanejadas para outro alimentador, recebendo energia elétrica. Além disso, a seção em que está instalado o GD poderá ter sua demanda suprida pelo mesmo, se ela for menor que sua produção, constituindo uma operação em ilha. Dessa forma, o sistema tem o menor índice de energia não suprida possível. O funcionamento ilhado do GD pode ser observado na Figura 4.

Figura 4 - Diagrama unifilar representativo de operação ilhada de GD – (a) sistema de distribuição com o alimentador em operação. (b) operação isolada devido à incidência de uma falta.



Fonte: Velasquez et al. (2016)

Na metodologia desenvolvida não se considera a análise do controle de frequência para se acionar os geradores distribuídos, adotando o critério de que a frequência sempre está dentro do intervalo exigido pelas normas técnicas.

Sabe-se também que a corrente de curto-circuito devido o GD gera problemas na coordenação do sistema de proteção. Porém, assim como sugerido por Velasquez et al. (2016), por questão de simplificação, quando o sistema opera em estado normal, não se considera o fornecimento de energia pelo GD. Ou seja, o GD só fornece energia para a rede quando ela estiver em estado restaurativo, influenciando na potência, tensão e corrente do sistema operando neste estado. Essa condição foi levada em consideração para o cálculo do fluxo de potência.

No geral, referente à instalação de GD no sistema, tem-se que, durante a incidência de uma falta na rede, os GDs alocados na seção da falta de energia são desconectados do sistema de distribuição primário, não fornecendo energia para outras cargas do sistema. Nos casos em que os geradores distribuídos estão alocados em seções a montante da falta, o GD pode contribuir para elevar a tensão das barras acima do limite estabelecido, sendo necessário, portanto, o seu desligamento. Porém, quando os geradores distribuídos estão alocados em seções jusantes à seção da falta, podem contribuir para manter o nível de tensão dentro dos limites estabelecidos pelo órgão regulador, sendo esse o caso que proporciona um aumento da continuidade e confiabilidade do sistema. Também, dependendo da capacidade de geração dos GDs, em casos onde o remanejamento não é possível para seções jusantes a falta, o GD pode suprir a demanda dos consumidores por um determinado intervalo de tempo, operando de forma ilhada.

O ideal para se observar o menor índice de energia não suprida seria a alocação de uma chave de manobra em cada ramo do sistema e um GD em cada nó do sistema, porém, o custo para a instalação e operação dessas chaves de manobra e GDs seria muito alto e inviável para as empresas distribuidoras de energia, além do problema da confiabilidade destas chaves, que interfere na confiabilidade do sistema. Desse modo, determina-se o valor adequado para o número de chaves e GDs no sistema, e as seções e nós onde elas devem ser alocadas para melhoria da continuidade, visando maximizar o número de consumidores não prejudicados por uma falta aleatória na rede.

2.3.1. Formulação Matemática do Problema – Função Objetivo

O custo da energia não suprida, em uma rede de distribuição, está diretamente ligado à energia não suprida após a incidência de uma falta permanente aleatória em suas seções. Desta forma, a energia não fornecida gera prejuízos para a empresa distribuidora, impossibilitando-a de faturar financeiramente além de ter que pagar multas pelo não atendimento dos índices de continuidade exigidos pelas agências reguladoras e para os consumidores que precisam ser atendidos com qualidade e confiabilidade.

Para o problema de alocação de chaves de manobras simplificado considerado nesse trabalho, tomando como base o trabalho de Teng e Liu (2003), a formulação matemática da função objetivo é dada pela Equação (9).

$$CIC = \sum_{c=1}^s \left(\sum_{k=1}^m \left\{ \sum_{i=1}^{n+1} \left[\lambda l_i \left(\sum_{j=1}^p C(L_j - L_{GD_j}) \right) \right] \right\} \right) \quad (9)$$

Onde, λ : Taxa de faltas permanentes por ano por km; l_i : Comprimento da seção i (km); C : Custo de interrupção (US\$/kW); L_j : Carga da barra j (kW); L_{GD_j} : Carga da barra j devido a GD (kW); i : Seção; j : Nó; k : Alimentador; k : cenários de irradiação solar; n : número de chaves seccionadoras; m : número de alimentadores; k : número de cenários de irradiação solar adotados.

É importante salientar que as perdas dos sistemas de geração distribuída não foram consideradas para a função objetivo, assim como não se considerou seus custos de instalação e operação.

3. METODOLOGIA

Apresentam-se neste capítulo os conceitos gerais da meta-heurística Enxame de Partículas (PSO) básica e uma variante da mesma, denominada *New Binary Particle Swarm Optimization* (NBPSO), que foi implementada para a solução do modelo matemático de Alocação de Chaves de Manobras e Geradores Distribuídos para redução do custo de energia não suprida devido às faltas permanentes na rede. Como restrição, utilizou-se o número máximo de chaves e GD possível de se alocar/relocar, magnitude das tensões nos nós, corrente mínima necessária a ser atendida quando necessário o remanejamento de cargas, considerando também o aspecto econômico que o não suprimento da energia acarreta e o atendimento das demandas através da análise de fluxo de potência para cada configuração candidata.

3.1. A META-HEURÍSTICA ENXAME DE PARTÍCULAS

A meta-heurística PSO busca modelar o comportamento de bandos de pássaros à procura de ninho ou alimento, para determinar a solução de problemas reais de otimização. Além disso, observa-se que os conceitos teóricos e filosóficos do PSO se situam entre o algoritmo genético e a programação evolucionária. Em 1987, o pesquisador Craig Reynolds concluiu que os bandos de pássaros são dirigidos por três forças locais, sendo elas: prevenção de colisões, velocidade combinada e centralização do bando. Implementando estes três critérios computacionalmente, Reynolds demonstrou que seu programa simulava muito realisticamente o comportamento do bando, tornando então o princípio básico para a teoria dos algoritmos envolvendo a meta-heurística PSO. (RESENDE, 2014).

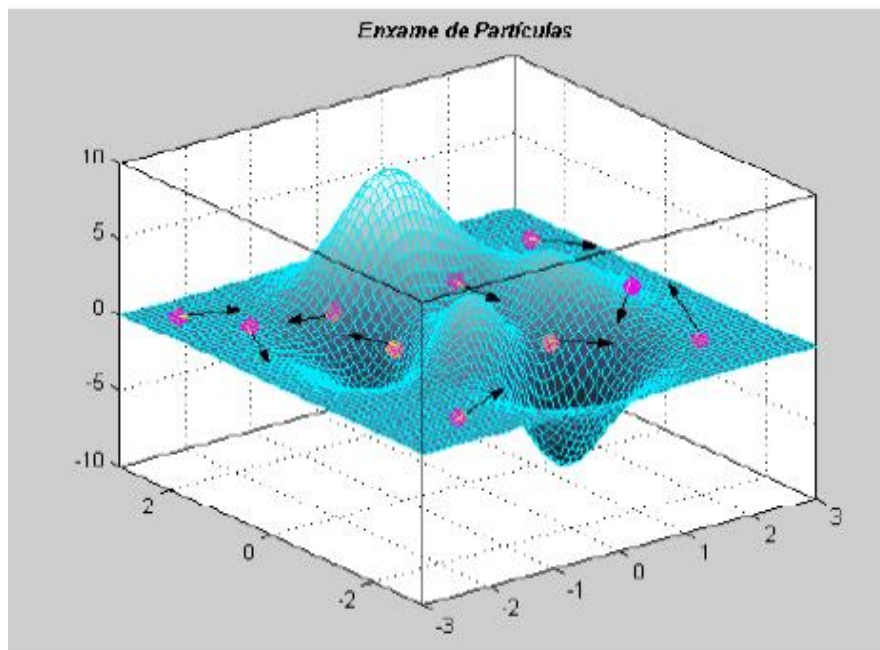
A técnica do PSO possui grande versatilidade na solução de diferentes problemas envolvendo variáveis contínuas. Ele está relacionado às teorias de vida artificial, estratégias de evolução, computação evolucionária e algoritmos genéticos, sendo este último o de maior relação. Essa meta-heurística é principalmente baseada em conceitos como a alta dependência de processos estocásticos, similar à programação evolucionária, e os ajustes de parâmetros, que são similares ao *crossover* dos algoritmos genéticos.

No PSO também se faz a utilização do conceito de *fitness*, sendo essa uma função para medir a qualidade da solução apresentada (a análise da função objetivo), assim como nos modelos de computação evolucionária. No artigo escrito por Kennedy e Eberhart (1995), a

meta-heurística PSO é definida como um novo método de otimização que possibilita a resolução de problemas com características de não-linearidade, não-diferenciabilidade e alta-dimensionalidade. Esse algoritmo é computacionalmente barato em termos de requisitos de memória e de velocidade computacional. (RESENDE, 2014).

O PSO é inicializado através de uma população inicial de partículas (soluções candidatas do problema) geradas aleatoriamente. Cada componente de uma partícula, dentro da população, é uma posição no hiperespaço de busca, associada a uma velocidade aleatória desenvolvida no decorrer do processo iterativo, sendo que essa velocidade está relacionada ao mecanismo utilizado para atualizar a partícula para o próximo passo do processo iterativo, ou seja, para cada nova posição dentro do hiperespaço de busca, como indicado na Figura 5.

Figura 5 - Posicionamento das partículas do PSO no hiperespaço de busca



Fonte: Próprio autor

O deslocamento de cada partícula é dado basicamente pela soma de três componentes do problema, que são: inércia, memória e cooperação. A inércia impele a partícula na direção em que estava seguindo. A memória atrai a partícula para a melhor posição já alcançada pela própria partícula, dentre todas as iterações. A cooperação atrai a partícula para a melhor posição já alcançada dentre todas as posições já “analisadas” pelo enxame, dentre todas as iterações. Para se realizar as comparações entre as posições, utiliza-se uma função de aptidão ou adaptação, sendo basicamente a função objetivo do problema acrescida de termos de penalidades devido às violações de restrições, conhecida nas teorias do PSO como função

fitness. Essas penalidades podem ser dadas por diversas formas, sendo elas por acréscimo de valores na função objetivo para casos, por exemplo, onde o algoritmo realiza o deslocamento de uma partícula para uma região de busca inexistente, ou até para casos de soluções que estejam demasiadamente repetidas, realizando uma penalidade no vetor de deslocamento do PSO, promovendo uma busca mais rápida ou mais lenta.

No algoritmo PSO, trabalha-se com duas variáveis que armazenam a melhor posição das partículas encontradas até o momento de análise, sendo elas: “*pbest*”, que está associada a cada partícula do sistema, com o objetivo de armazenar as informações da respectiva partícula no hiperespaço de busca; “*gbest*”, que está associada globalmente às partículas, ou seja, está relacionada ao armazenamento das informações de toda população de soluções que habitam o hiperespaço em um determinado instante de tempo. (RESENDE, 2014).

A teoria geral do PSO propõe as Equações (10) e (11) para o desenvolvimento da meta-heurística.

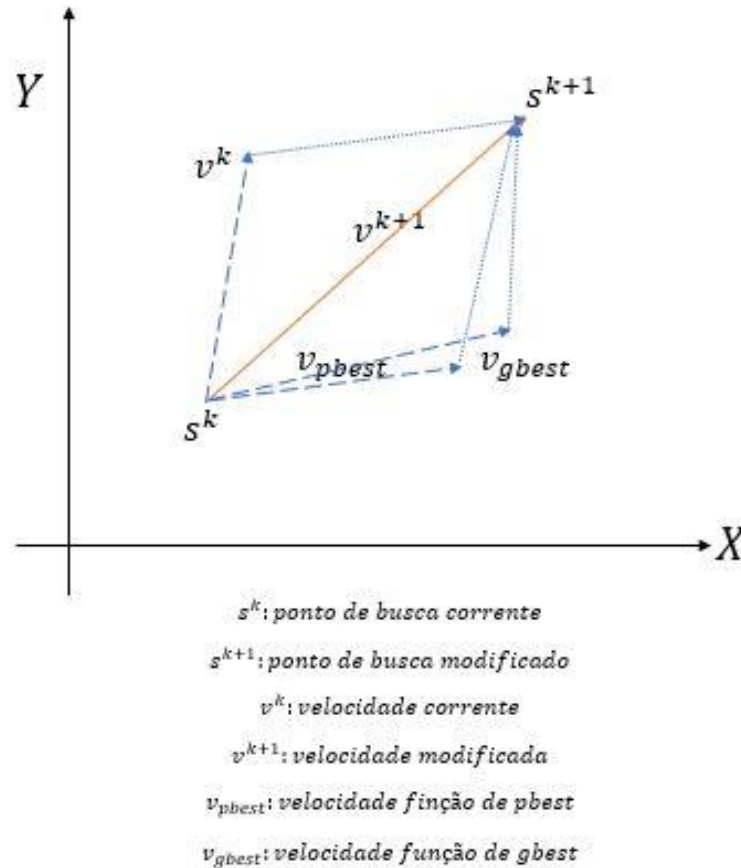
$$v_{n,d}(t+1) = w \cdot v_{n,d}(t) + c_1 r_1 (pbest_{n,d}(t) - x_{n,d}(t)) + c_2 r_2 (gbest_d(t) - x_{n,d}(t)) \quad (10)$$

$$x_{n,d}(t+1) = x_{n,d}(t) + v_{n,d}(t+1) \quad (11)$$

Nas Equações (10) e (11), d representa a dimensão do espaço de busca e n representa o número de partículas da população, t é a iteração atual do algoritmo e w é o peso da inércia. Os parâmetros r_1 e r_2 são números aleatórios no intervalo $[0,1]$ – são esses parâmetros que dão uma característica estocástica à busca. Tem-se que $pbest_{n,d}(t)$ é a melhor posição individual encontrada pela partícula n até o momento analisado t , e $gbest_d(t)$ é a melhor posição dentre todas as posições encontradas pela população de partículas até o momento analisado t . Para finalizar, $x_{n,d}$ e $v_{n,d}$ representam a posição e a velocidade da partícula n , respectivamente, e c_1 e c_2 são definidos como coeficiente da confiança da própria partícula e dela em relação às demais, respectivamente. Na literatura analisada, visando simplificações, geralmente é recomendado atribuir um mesmo valor para os parâmetros r_1 e r_2 , assim como para c_1 e c_2 , porém, para casos binários, como o analisado neste trabalho, são adotados valores diferentes para os dois últimos. Ao se atribuir diferentes valores a estes coeficientes, observam-se diferentes comportamentos do algoritmo, que fazem com que as partículas visitem regiões distantes do objetivo para baixos valores dos coeficientes, ou oscilem bruscamente para frente ou para trás da região factível do problema para valores altos dos coeficientes. No geral, a região de busca do algoritmo é o hiperespaço de busca onde se encontra a solução ótima global.

De modo geral, o deslocamento da partícula ocorre como ilustrado na Figura 6.

Figura 6 - Diagrama esquemático da velocidade e do deslocamento da partícula no PSO



Fonte: Próprio autor

O objetivo geral do algoritmo é, a cada passo, mudar a velocidade de cada partícula em direção ao seu *pbest* e ao *gbest*. O problema proposto pela Equação (9) possui variáveis inteiras, sendo necessário que se faça uma adaptação no algoritmo, de forma a manter as equações que atualizam a velocidade e posição das partículas inalteradas. Neste projeto, adotou-se uma proposta de adaptação de Kennedy e Eberhart (1996) no algoritmo, de forma a normalizar a velocidade e manter as variáveis no domínio inteiro/binário. Para isso, utilizou-se um aprimoramento do *Binary Particle Swarm Optimization* (BPSO), o *New Binary Particle Swarm Optimization* (NBPSO). A versão binária do algoritmo PSO é muito próxima da versão contínua, diferindo apenas no fato de que a posição de cada partícula é um vetor com elementos binários no espaço d -dimensional do problema, ou seja, $x_i \in \{0,1\}$; e o vetor velocidade pertence ao espaço d -dimensional contínuo. No caso do BPSO, uma função sigmoide é utilizada para a obtenção dos valores binários. Assim, a velocidade da partícula fica restrita ao intervalo

[0,1] podendo assumir quaisquer valores reais. O espaço de busca do BPSO pode ser considerado como um hipercubo, onde as partículas se movem mais para perto ou para longe dos cantos do hipercubo, invertendo vários números de *bits*. A velocidade do movimento das partículas é definida em termos de mudanças de probabilidade de um *bit* estar em um estado, ou em outro. Assim, uma partícula se move em um espaço de estados restritos a “0” e “1” em cada dimensão, onde cada $v_{i,d}$ representa a probabilidade do *bit* $x_{i,d}$ assumir o valor “1”. Ou seja, $x_{i,d}$ é um número inteiro em {0, 1} e $v_{i,d}$, uma vez que é uma probabilidade, deve estar restrita ao intervalo [0.0, 1.0]. Ao definir uma transformação da função logística $Sig(v_{i,j}(t + 1))$ na Equação (11), a posição da partícula é alterada de acordo com a Equação (13), que define um valor aleatório “*rand*” no intervalo [0,1], sendo comparado ao valor da função sigmoide aplicado à velocidade da partícula na iteração atual.

Portanto, para um espaço de busca d -dimensional, o movimento de cada partícula é dado conforme as Equações (12), (13) e (14):

$$v_{i,j}(t + 1) = w \cdot v_{i,j}(t) + c_1 r_1 (pbest_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + c_2 r_2 (gbest_d(t) - x_{i,j}(t)) \quad (12)$$

$$Sig(v_{i,j}(t + 1)) = \frac{1}{1 + e^{-v_{i,j}(t+1)}} \quad (13)$$

$$x_{i,j}(t) = \begin{cases} 1, & \text{se } rand < Sig(v_{i,j}(t + 1)) \\ 0, & \text{se } rand > Sig(v_{i,j}(t + 1)) \end{cases} \quad (14)$$

Onde a função “*rand*” é uma função randômica que seleciona um número em uma distribuição uniforme em [0.1, 1.0]. As equações acima são aplicadas de maneira iterativa repetidamente, sobre cada componente (j) de cada uma das partículas.

A função $Sig(v_{i,j}(t + 1))$ não deve ficar muito perto dos extremos do intervalo [0, 1], visando garantir boas chances de inversão de *bits*. Isto pode ser obtido através da limitação do valor máximo da velocidade em (12), frequentemente definido no intervalo [-4,4]. (ROCHA; SARAIVA, 2013) Quanto aos outros parâmetros, c_1 e c_2 são números positivos e r_1 e r_2 são números aleatórios no intervalo [0,1], assim como no caso contínuo. Algumas considerações devem ser feitas, como sugere Valle et al. (2008), afim de ajustar os limites dos parâmetros. Os pesos c_1 e c_2 são frequentemente definidos de maneira arbitrária, mas de forma que a soma dos dois seja sempre igual a 4,0.

A busca feita pelo algoritmo PSO, e suas variações, depende da determinação dos parâmetros da equação de velocidade que influenciam diretamente na exploração do espaço de soluções, de forma a tornar a busca mais abrangente e com configurações de chaves e GD distintas sempre sendo testadas. Isso promove a aproximação do enxame de partículas para o ponto de ótimo global.

Considerou-se a velocidade inicial da partícula como zero – pois na literatura analisada é recomendado partir do princípio que as partículas estão em repouso – e no decorrer do processo de otimização a velocidade assume diferentes valores. No decorrer da variação dos valores da velocidade, as partículas do sistema vão adquirindo novas posições, sendo que isso acontece ciclicamente, até que um critério de parada seja atingido, que pode ser um número máximo de iterações ou uma determinada aptidão a ser encontrada, ou ainda um número de iterações sem melhora da função objetivo etc. Nesse projeto, utilizou-se como critério de parada um número máximo de iterações, sendo que as iterações representam o deslocamento das partículas no espaço de busca do problema.

Cada partícula considerada no sistema possui uma velocidade e uma posição. Essas partículas “voam” pelo espaço de busca multidimensional, almejando sempre encontrar uma solução potencial. Cada partícula ajusta sua posição no espaço de busca seguindo as componentes e a lei de deslocamento considerada.

Nota-se que a Equação (12) é composta por três parcelas, assim como o PSO para o caso contínuo, sendo uma representativa do valor da inércia, outra representando a confiança da partícula em si, ou seja, a memória individual, e a última parcela representando a confiança da partícula no enxame, ou seja, a cooperação. Para os algoritmos PSO e BPSO obterem sucesso, existe uma dependência em relação às características individuais de cada problema, além da calibração adequada dos parâmetros. Por exemplo, a inércia pode ser dada como um número constante ou seguir uma equação que altera o seu valor no transcorrer do tempo. Ao se colocar diferentes valores de inércia, observa-se uma diferença na velocidade de convergência do PSO. Nesse trabalho, utilizou-se um valor de inércia variável e decrescente, possibilitando uma ampla análise da convergência do algoritmo.

Com o peso da inércia decrescente no decorrer do tempo, o PSO, na fase inicial, tem uma capacidade de busca global forte por usar um valor alto para o peso da inércia, enquanto que na fase final do processo iterativo, o peso da inércia relativamente menor será usado a fim de melhorar a capacidade de busca local. Vários trabalhos na literatura especializada têm usado

esse método, tais como os artigos de Zhao (2005) e Shi e Eberhart (1998b). A fórmula para determinar o peso da inércia linearmente decrescente no decorrer do processo iterativo é dada pela Equação (15): (RESENDE, 2014).

$$w = w_{m\acute{a}x} - (w_{m\acute{a}x} - w_{m\acute{i}n}) \times \frac{iter}{iter_{m\acute{a}x}} \quad (15)$$

3.1.1. Desvantagens do BPSO

Como toda meta-heurística, o BPSO possui algumas desvantagens. Como ressaltado previamente, o PSO é, originalmente, uma meta-heurística desenvolvida para problemas de análise no domínio contínuo sendo, o BPSO, uma adaptação para os casos discretos. A atualização da posição da partícula é realizada no PSO contínuo pela posição e velocidade, onde um alto valor de velocidade demonstra que a posição da partícula no espaço de busca não é apropriada e há uma grande distância até o ponto ótimo. Por outro lado, um baixo valor de velocidade demonstra que a partícula está na vizinhança do ponto ótimo, onde a velocidade se torna zero.

No BPSO, a posição da partícula não é interpretada pela posição e velocidade. No algoritmo BPSO atualiza-se a velocidade com base na Equação (12) e considera a nova posição como um binário {0, 1} com certa probabilidade de ocorrer. Por outro lado, o valor de $v_{i,j}$ representa a probabilidade de $x_{i,j}$ ter valor “0” ou “1”. Um alto valor atribuído à $v_{i,j}$ não significa que uma grande modificação de $x_{i,j}$ seja necessária. Tendo um alto valor de velocidade, na direção dos números positivos, aumenta a probabilidade de $x_{i,j}$ assumir o valor “1”, sem ao menos considerar as posições prévias. Da mesma forma, tendo um alto valor de velocidade, na direção dos números negativos, aumenta a probabilidade de $x_{i,j}$ assumir o valor “0”, sem ao menos considerar as posições prévias. Além disso, se $v_{i,j}$ se tornar zero, $x_{i,j}$ ainda será alterado e assume o valor de “1” ou “0” com a probabilidade de 0,5.

Com isso, as seguintes desvantagens podem ser apontadas para o BPSO original:

- A primeira desvantagem diz respeito à função sigmoide. No PSO padrão não há diferença entre um grande valor da velocidade para o lado negativo ou para o lado positivo, e isso apenas demonstra que um maior movimento é exigido com base na posição anterior da partícula. No entanto, no BPSO uma diferença está associada, onde aumentando a velocidade na direção positiva causa um aumento de probabilidade de

“1” para a posição da partícula e aumentando na direção negativa causa um aumento de probabilidade de “0”. Além disso, no PSO padrão, quando a velocidade em uma dimensão da partícula vai para zero, isso representa que a sua posição é adequada e que, provavelmente, um ótimo global foi encontrado. No BPSO, esse indício de melhor global não é aparente, já que mesmo com velocidade nula a partícula tem chances de assumir uma nova posição.

- A segunda desvantagem está relacionada à Equação (14). A atualização da posição é realizada sem considerar a posição anterior.

Os resultados obtidos pelo BPSO na resolução de diversos problemas mostram que a função custo médio sofre melhorias desde as primeiras iterações. Isso representa que o algoritmo está se aproximando da solução ótima, mas à medida que o algoritmo progride, as partículas podem divergir da solução ótima global e ficarem presas em ótimos locais. É principalmente por esse fato que as equações de contorno são importantes para esse tipo de consideração do PSO. O motivo dessa possível divergência é o que foi descrito no primeiro tópico de desvantagens do BPSO. Ou seja, quando o algoritmo está próximo de chegar ao melhor valor global, a probabilidade de a partícula mudar de posição deveria ser próxima de zero, mas como já ressaltado, ao se chegar perto da melhor solução global, a posição da partícula possui a chance igual a 0,5 de assumir o valor “1” ou “0”. Devido a esses fatores, a convergência do BPSO é problemática.

3.1.2. Proposta de melhoria para o BPSO

Para contornar a limitação do BPSO na solução de problemas com variáveis inteiras, propõe-se, de acordo com Nezamabadi-Pour et al. (2008), o *New Binary Particle Swarm Optimization* (NBPSO), que utiliza uma função de probabilidade adequada para solução de problemas com este tipo de característica. Ao invés da utilização da função sigmoide, utiliza-se a Equação (16). Ao se considerar (16) não há uma diferença entre os grandes valores negativos ou positivos da velocidade. Ou seja, quando $v_{i,j}$ possui um maior valor, então $S'(v_{i,j})$ possuirá, também, um maior valor. Além disso, para velocidades próximas de zero, a probabilidade também é próxima de zero.

$$S'(v_{i,j}) = 2 \cdot |[Sigmoid(v_{i,j}) - 0,5]| \quad (16)$$

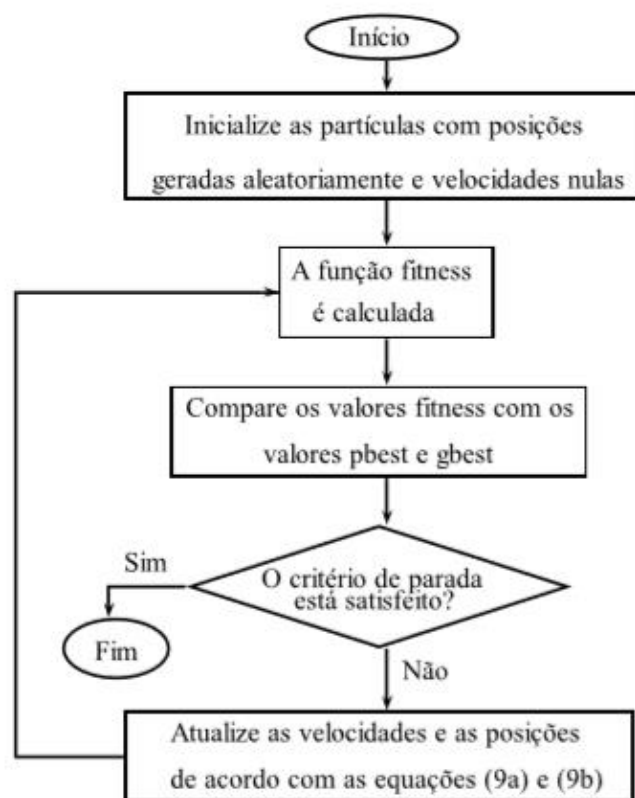
Para contornar a segunda desvantagem do BPSO, a Equação (12) pode ser substituída pela Equação (17), onde um grande valor de $v_{i,j}$ demonstra que a posição não é boa, havendo uma troca de “0” por “1”, ou vice versa. Além disso, para um valor pequeno de $v_{i,j}$, diminui a probabilidade de a partícula trocar de posição e, quando $v_{i,j}$ torna-se zero, a posição se mantém.

$$x_{i,j}(t) = \begin{cases} \text{exchange}(x_{ij}(t)), & \text{se } rand < S'(v_{ij}(t+1)) \\ x_{ij}(t+1), & \text{se } rand > S'(v_{ij}(t+1)) \end{cases} \quad (17)$$

3.2. ALGORITMO GERAL PSO

O algoritmo para a implementação do PSO é o mesmo proposto por Resende (2014), sendo composto pelos passos contidos no diagrama de blocos da Figura 7.

Figura 7 - Diagrama de blocos do algoritmo PSO



Fonte: Resende (2014)

3.3. ALGORITMO PSO DEDICADO AO PROBLEMA

Visando elucidar de forma mais específica os passos seguidos pelo algoritmo PSO dedicado ao problema analisado, tomam-se alguns dos passos mais importantes do mesmo, como a definição de seus parâmetros, a primeira iteração e as demais iterações.

3.3.1. Definição dos parâmetros do sistema

Primeiramente, na implementação do algoritmo efetua-se a leitura dos parâmetros do sistema, sendo eles: potências ativas e reativa nos nós, a impedância de cada um dos ramos do sistema, os ramos que são ou não chaveáveis e seu estado (chaves abertas ou fechadas). Após essa etapa, utilizou-se uma tabela contendo os nós adjacentes entre si, facilitando assim a análise da topologia do sistema de distribuição, principalmente para a análise dos nós adjacentes a cada uma das chaves de manobra do sistema e geradores distribuídos.

Para realizar a análise do sistema e definir todos os parâmetros, foi tomado como base um número fixo de chaves de manobras e GD em cada um dos alimentadores, sendo 20 chaves de interconexão alocadas, onde o número preestabelecido de chaves para alocação ou realocação em cada alimentador foi definido entre 2 e 3, dependendo da quantidade de nós existentes no alimentador analisado, assim como a carga total dos mesmos, conforme a Equação (18). Além disso, o número de geradores distribuídos preestabelecido em cada alimentador foi de 3 ou 4, resultando em um total de 250 placas solares (número baseado nos sistemas de energia elétrica atuais), conforme dado pela Equação (19).

$$N_x = \text{round} \left(\frac{|\dot{S}|_x}{900 \times 10^3} \right), x = 1, 2, \dots, 8 \quad (18)$$

$$M_y = \text{round} \left(\frac{|\dot{S}|_y}{800 \times 10^3} \right), y = 1, 2, \dots, 8 \quad (19)$$

Além disso, realizaram-se considerações iniciais referentes à taxa de falhas anuais do sistema, e os parâmetros do PSO, r_1 , r_2 , c_1 , c_2 e w . Também se realizaram os cálculos dos fasores das grandezas do sistema, para analisar os valores eficazes para as devidas comparações de critérios de tensão, corrente e potência.

3.3.2. Análise para a primeira iteração

O primeiro passo da implementação do PSO consiste em gerar uma população inicial aleatória, onde cada indivíduo dessa população possui os ramos onde as chaves são alocadas e os nós onde os geradores distribuídos são alocados, ou seja, soluções candidatas. A dimensão dos indivíduos está relacionada com os ramos onde as chaves são alocadas, os nós onde os geradores distribuídos são alocados, os números de chaves e de GD que são permitidos alocar. Em seguida, para cada indivíduo, é realizada e avaliada a função objetivo e a função *fitness*, considerando as devidas penalidades na função objetivo, sendo ela o cálculo do somatório da potência não suprida caso ocorra uma possível falta em cada uma das seções do sistema, considerando a possibilidade de remanejamento de cargas dos alimentadores analisados e o funcionamento em ilhas dos geradores distribuídos.

Para a primeira iteração, a própria função objetivo, considerada como sendo a função *fitness* de cada um dos indivíduos, é o seu próprio *pbest*, e o melhor valor da função objetivo entre esses indivíduos é o *gbest*. Com esses valores é realizada a operação da equação característica do BPSO, e encontrada uma velocidade para cada um dos indivíduos, sendo ela dependente dos parâmetros de inércia, confiança no enxame e confiança do indivíduo nele mesmo, além de ter valor inicial nulo (inicialmente a partícula encontra-se em “repouso” no espaço de busca). Após encontrar a velocidade, atualizam-se as posições das chaves nos ramos do sistema para cada um dos indivíduos, conforme Equações (16) e (17). Ao fim desse processo, visando reaproveitar as mesmas variáveis que foram utilizadas para obter economia de processamento, são zeradas as grandezas desnecessárias. Esse é um fator importante para a generalidade do algoritmo, já que para qualquer número de iterações, alimentadores e indivíduos, a implementação computacional do algoritmo mantém a mesma capacidade de memória, fazendo por si só os cálculos para essas novas dimensões, sem a necessidade de intervenção do programador.

3.3.3. Análise para as demais iterações

Para as demais iterações, novamente é calculada a função *fitness* para cada um dos novos indivíduos (dada pelo mesmo método da primeira iteração) e, se encontrado um melhor valor da função *fitness* para um indivíduo, seu *pbest* assume esse novo valor. Se encontrado um valor da função *fitness* melhor que o *gbest* anterior, seu valor é atualizado. Por outro lado, se o valor encontrado for igual ou pior ao encontrado anteriormente, é adicionado um peso maior à função

fitness calculada para essa partícula, fazendo com que o algoritmo do NBPSO tenha uma probabilidade maior de trocar os *bits* desse indivíduo, proporcionando uma troca em sua posição, buscando novas soluções candidatas. Esse fator de penalidade é atribuído também para indivíduos que estão situados fora do domínio do problema, estando fora das dimensões propostas, além de indivíduos que, pela literatura analisada, estivessem, por análise teórica, em alocações não boas. Como exemplo disso, penalizam-se indivíduos em que as chaves de manobras estão alocadas de tal forma que a sua seção tenha somente um único nó.

Essa adição de penalidade na função objetivo do algoritmo, resultando na função *fitness*, força o mesmo a sair de melhores locais e buscar novas soluções no espaço de busca, forçando uma maior troca de *bits* para o indivíduo penalizado, fazendo com que o indivíduo que repetiu a iteração demore menos iterações para buscar novos valores e, possivelmente, valores melhores. As penalidades são realizadas multiplicando a função objetivo por um valor constante, sendo proporcional ao seu valor, mas maior que 1. Para cada restrição não respeitada pelo indivíduo, multiplica-se a função objetivo por esse valor. Dessa forma, quando um indivíduo estiver respeitando todas as restrições, o valor de sua função *fitness* será igual ao de sua função objetivo. Além disso, pela literatura, é aconselhável que r_1 e r_2 assumam o mesmo valor, portanto, para todos os casos desse projeto, adotou-se $r_1 = r_2 = r$.

Em seguida, realiza-se novamente a operação da equação característica do BPSO, encontrando uma nova velocidade para cada um dos indivíduos da população. Com isso, pode-se atualizar novamente a posição das partículas, pelos critérios do NBPSO, fazendo com que o enxame percorra o espaço de busca, sempre procurando a melhor solução. De modo igual, se as soluções forem iguais ou piores que as anteriores, a penalidade ou a adição de um peso maior é realizada na função *fitness*. Além disso, são zeradas novamente as grandezas desnecessárias, sempre armazenando as que devem ser mantidas até o fim da execução da implementação computacional, como o *gbest* e o *pbest*.

De modo geral, esse processo é executado repetidamente até que o critério de parada seja atingido, que para esse projeto foi adotado um número predefinido de iterações. Ao atingir o critério de parada, é encontrada a melhor localização de chaves e GD para permitir uma menor energia não suprida ao ocorrer uma falta aleatória no sistema, apresentando o custo dessa potência considerando o horizonte de planejamento de um ano.

4. RESULTADOS

O algoritmo para a alocação otimizada de chaves de manobras e GD foi implementado em linguagem de programação C++. A implementação computacional da metodologia proposta foi testada no sistema da Figura 9. A taxa de falhas (λ) considerada por quilômetro no período de um ano é $\lambda = 0,072$ (DE ASSIS, 2014 - adaptado). Ainda, o tempo de reparo de uma falha foi considerado sendo igual a 4,0 horas e de 0,12 horas para a isolação do local da falha e ações necessárias de chaveamentos. Adotou-se um custo de energia igual a 4,00 US\$/kW, pois conforme a literatura, o custo do quilowatt para sistemas em restauração é superior se comparado a sistemas em operação normal, podendo chegar a 5,00 US\$/kW. Além disso, considerou-se 30% de capacidade de reserva para os geradores distribuídos.

Os dados do sistema teste foram considerados como: $R = 0,257 (\Omega/km)$, $T_{amb} = 20 (^\circ C)$, $\tan(\varphi) = 0,48$, $G = 800 \cdot IS$, $P_{padr\tilde{a}o} = 325 (W)$, $\delta = -0,0045 \%/^\circ C$ e $TNOP = 45 (^\circ C)$. Além disso, os valores bases considerados para as transformações das grandezas em p.u estão contidos nas Equações (20) e (21).

$$S_b = 100.000 (kVA) \quad (20)$$

$$V_b = 13.800 (V) \quad (21)$$

Sendo S_b a potência base e V_b a tensão base, tem-se que, a partir delas, pode-se calcular a corrente de base (I_b) e a impedância de base (Z_b), tornando possível transformar todas as grandezas para p.u.

4.1. ALOCAÇÃO DE CHAVES DE MANOBRAS E ANÁLISE DA FUNÇÃO OBJETIVO EM UM SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO EXEMPLO

Sendo w o peso da inércia, r_1 e r_2 parâmetros numéricos aleatórios no intervalo $[0,1]$ e c_1 e c_2 os coeficientes da confiança da própria partícula e dela em relação às demais, respectivamente, realizaram-se simulações do algoritmo para diferentes valores de parâmetros.

É fundamental salientar que, devido a dependência da componente de irradiação solar (IS), do tempo em horas que um cenário de incidência solar ocorre durante o período de 1 ano (8.760 horas) e o custo da energia não suprida (CIC - *customer interruption cost*) com valores

baseados em consumidores residenciais, foram definidos 7 cenários para se analisar o problema, conforme Montoya-Bueno, Munõz e Contreras (2015), Tabela 1.

Tabela 1 – Cenários de Operação do Sistema

IS (p.u.)	Custo (US\$/kWh)	Tempo (h)
0,80204	1,65	176,0
0,56921	1,78	662,4
0,48056	1,78	662,4
0,41695	2,08	975,0
0,36597	2,08	975,0
0,31980	1,92	465,0
0,28232	1,92	465,0

Fonte: Próprio autor

A utilização da Tabela 1 proporciona uma maior aproximação às circunstâncias reais, considerando diversos cenários de operação do sistema, simulando as diferenças de irradiação solar durante o ano, dadas por meio das variações das estações do ano, principalmente. Por exemplo, para valores baixos de irradiação solar (*IS*) em um dado intervalo de horas, dados em *p.u.*, o GD gera uma quantidade baixa de energia, dificultando a operação ilhada do sistema. Esse caso de baixa geração pode ser observado no inverno, onde as noites são mais longas e a incidência solar é menor. Ou seja, com a consideração dos diferentes cenários, consideram-se as incertezas referentes à demanda e à produção de energia renovável, contabilizando um número de cenários considerável para essa análise.

4.1.1. Valores da Função Objetivo para uma população predeterminada

A população inicial adotada nesta etapa é a mesma para todas as simulações, ou seja, ela é predefinida e não completamente aleatória, possibilitando uma melhor análise da convergência do algoritmo para diferentes parâmetros de controle. Com isso, ao se sair de um mesmo valor inicial da função objetivo (considerando indivíduos com mesmo número de componentes), pode-se comparar de forma precisa a evolução do algoritmo, os valores pelos quais ele visita e o valor final encontrado. O indivíduo inicial para todas as simulações possui como valor de função objetivo US\$ 74.540,00.

Para as simulações, adotou-se um número limite de 20 iterações. Esse número foi adotado após analisar o algoritmo sendo executado, onde, a partir desse número de iterações, a

redução do valor da função de adaptação ocorre muito lentamente. Além disso, consideraram-se 20 indivíduos na população de partículas (soluções candidatas).

Alguns dos resultados obtidos para uma população inicial constante, com a utilização de diferentes valores para os parâmetros do PSO, estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Valores do custo da potência não suprida considerando a operação do sistema em um ano, para um número de 20 iterações - tempo de CPU das simulações: ≈ 30 minutos

Parâmetros Do PSO	Custo Da Energia Não Suprida (US\$)
$r = 0,75; c_1 = 2 \text{ e } c_2 = 2$	68.677,30
$r = 0,50; c_1 = 1,5 \text{ e } c_2 = 2,5$	70.063,00
$r = 0,25; c_1 = 2,5 \text{ e } c_2 = 1,5$	72.728,30
$r = 0,60; c_1 = 0,5 \text{ e } c_2 = 3,5$	68.305,50
$r = 0,75; c_1 = 3,5 \text{ e } c_2 = 0,5$	69.357,20
$r = 1,0; c_1 = 2 \text{ e } c_2 = 2$	72.267,30
$r = 0,60; c_1 = 1,5 \text{ e } c_2 = 2,5$	68.199,30
$r = 0,50; c_1 = 2,5 \text{ e } c_2 = 1,5$	70.872,20
$r = 0,50; c_1 = 0,5 \text{ e } c_2 = 3,5$	72.566,30
$r = 0,70; c_1 = 3,5 \text{ e } c_2 = 0,5$	68.046,20
$r = 0,80; c_1 = 2 \text{ e } c_2 = 2$	73.362,30

Fonte: Próprio autor

Os valores adotados para realizar as simulações tiveram como base a própria resposta do algoritmo aos parâmetros, ou seja, ao testar para parâmetros aleatórios, observaram-se quais parâmetros geravam melhores valores para a função *fitness*, com isso, tomavam-se valores em torno desses, selecionando cada vez mais os valores adotados, buscando encontrar aqueles que proporcionassem a maior convergência. Além disso, os valores considerados e expostos neste trabalho foram alguns dos simulados, sendo escolhidos para a apresentação apenas os que retornassem o menor valor para a função *fitness* e, consequentemente, para a função objetivo.

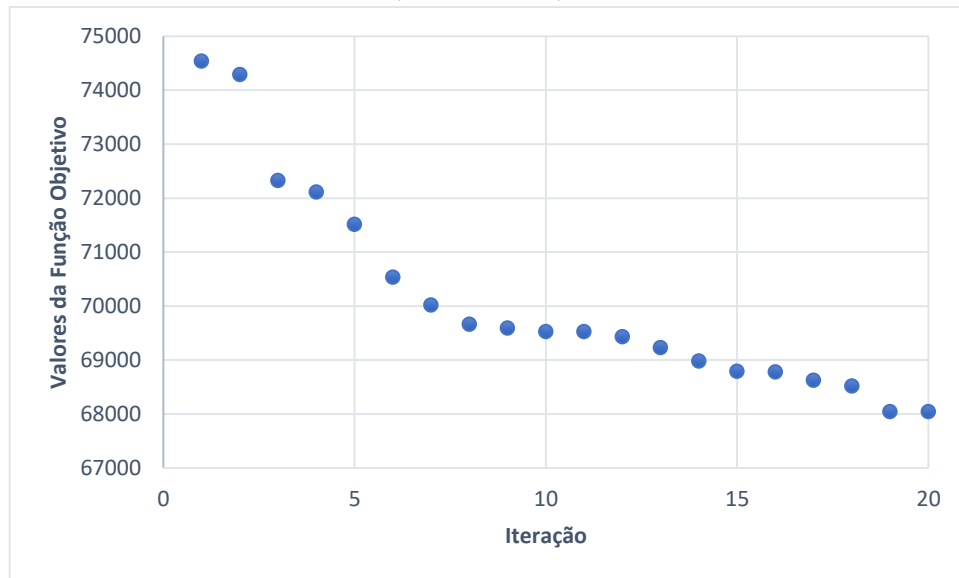
Outro fato importante a ser ressaltado é que sem os parâmetros de penalização utilizados na versão final da implementação do algoritmo, observou-se como melhor valor de função objetivo *US\$* 72.736,30. Isso demonstra que, sem os parâmetros de penalização, o algoritmo fica preso em ótimos locais, não sendo capaz de buscar os ótimos globais para o número de iterações adotado, reduzindo a sua probabilidade de encontrar o melhor ótimo global. Com os critérios de penalização adotados, o melhor valor observado foi de *US\$* 68.046,20, demonstrando uma diferença de 6,89%, sendo uma melhora considerável para o mesmo, já que o custo computacional para a implementação das penalidades não é alto.

Observa-se, portanto, que o menor valor do custo da energia não suprida é obtido para $r = 0,70$; $c_1 = 3,5$ e $c_2 = 0,5$. Além deste, o segundo melhor valor da função objetivo é encontrado para $r = 0,60$; $c_1 = 1,5$ e $c_2 = 2,5$. Isso demonstra que há uma faixa para a qual os parâmetros do NBPSO encontram o melhor valor para a função objetivo. Com isso, adotou-se para c_1 {1,5; 3,5} e para c_2 {2,5; 0,5}, de forma que $c_1 + c_2 = 4,0$ para todos os indivíduos. O parâmetro r define a característica estocástica a respeito da movimentação da partícula no NBPSO e não se adotou um valor constante para todos os indivíduos, mas valores diferentes. Ou seja, cada indivíduo assume, para todo o processo do algoritmo, um valor $r_1 = r_2 = r$ aleatório dentro do intervalo fechado $0,60 \leq r \leq 0,70$.

Observa-se uma determinada constância da localização das chaves de manobras no sistema, estando elas localizadas, em sua maioria, nos ramais laterais. Além disso, observou-se que os geradores distribuídos têm a tendência de estarem alocados em nós do sistema onde se encontra um maior valor de potência, ou seja, uma maior carga.

Considerando-se o melhor indivíduo simulado nessa etapa, observa-se que o algoritmo apresenta uma queda no valor da função objetivo inicial para o valor final encontrado (consequentemente no valor do custo da energia não suprida), como apresentada no gráfico da Figura 8. Neste gráfico, apresentam-se os valores da função objetivo incumbentes durante o processo iterativo do NBPSO.

Figura 8 - Gráfico da convergência do algoritmo para alocação das chaves de manobra para parâmetros iguais a $c_1 \{1,5; 3,5\}$ e para $c_2 \{2,5; 0,5\}$, de forma que $c_1 + c_2 = 4,0$ e $0,60 \leq r \leq 0,70$



Fonte: Próprio autor

Verifica-se na Figura 8 que nas primeiras iterações o algoritmo progride rapidamente e, após a décima iteração, aproximadamente, os valores da função objetivo decrescem mais lentamente. Este comportamento já era esperado pela forma como a inércia do algoritmo foi adotada, fazendo a busca em espaços mais amplos no princípio da execução e espaços mais reduzidos quanto mais o algoritmo progride.

4.1.2. Valores da Função Objetivo para o caso de uma população completamente aleatória

Para testar o caso mais genérico possível, gera-se a população inicial completamente aleatória, ou seja, para cada uma das simulações, os indivíduos iniciais (soluções candidatas) são definidos por uma função, que gera os ramos que definem a posição de alocação de chaves e os nós para alocação dos GDs no sistema, sem relação com as simulações anteriores. A função utilizada está contida em uma biblioteca da linguagem C++, sendo a “`srand(static_cast<unsignedint> (time(NULL)))`”. Com isso, podem-se utilizar várias simulações para se analisar a convergência do algoritmo. Os valores encontrados para a função objetivo estão apresentadas na Tabela 3, sendo realizada a simulação do algoritmo para 30 indivíduos diferentes.

Visando a convergência de todos indivíduos para uma solução otimizada de melhor qualidade no hiperespaço de busca, adotou-se um total de 30 iterações para o NBPSO. Esse valor foi especificado por meio de diversas simulações onde, para o pior indivíduo do conjunto de soluções candidatas, sua convergência ocorria em torno dessa iteração. Ou seja, cada um dos indivíduos tem a sua posição atualizada, de acordo com os parâmetros e equações estabelecidas, 30 vezes. Idealmente, quanto maior o número de iterações, melhor seria a solução candidata encontrada (até se obter a possível solução ótima global), mas devido ao fato do algoritmo encontrar uma boa convergência para a solução otimizada em torno dessa iteração, optou-se por limitar o número de iterações do algoritmo. É importante ressaltar que para essa etapa adotou-se $0,60 \leq r \leq 0,70$ e $c_1 \{1,5; 3,5\}$ e para $c_2 \{2,5; 0,5\}$, de forma que $c_1 + c_2 = 4,0$, ou seja, o mesmo critério adotado na subseção anterior.

Tabela 3 - Valores do custo da energia não suprida considerando a operação do sistema em um ano, para um número de 30 iterações e 30 indivíduos, com população inicial completamente aleatória – tempo de CPU das simulações: ≈ 45 minutos

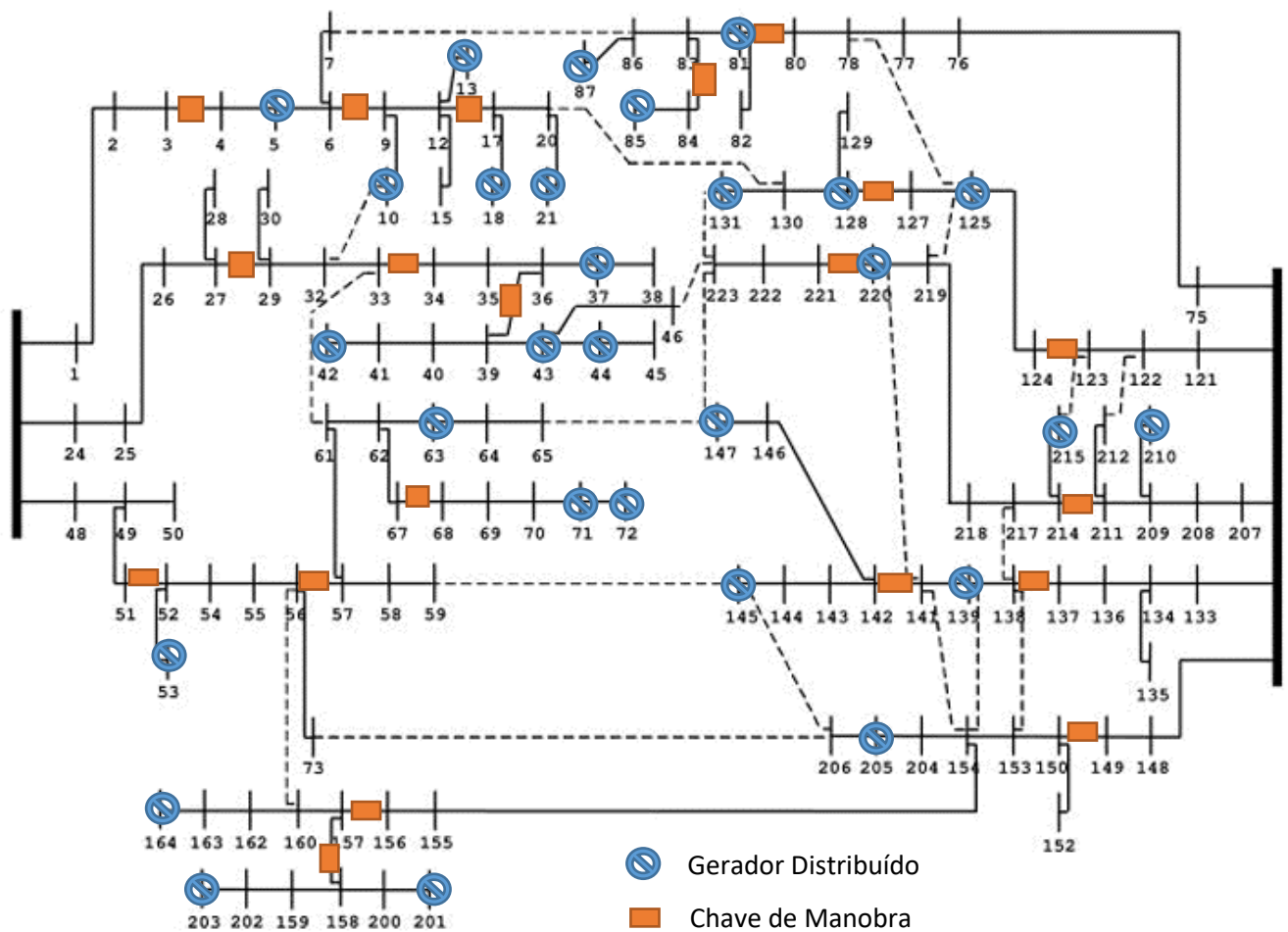
Simulação (X)	Custo da Energia Não Suprida (US\$)
1	68.697,20
2	68.697,20
3	68.209,00
4	68.697,20
5	68.697,20
6	67.932,40
7	68.209,00
8	66.892,00
9	67.932,40
10	67.932,40
11	68.697,20
12	68.209,00
13	67.932,40
14	68.209,00
15	68.697,20
16	68.697,20
17	68.209,00

18	68.209,00
19	68.209,00
20	68.209,00
21	68.697,20
22	68.697,20
23	68.697,20
24	66.892,00
25	68.209,00
26	68.697,20
27	68.209,00
28	68.209,00
29	66.892,00
30	67.932,40

Fonte: Próprio autor

Tem-se na Figura 9 o diagrama unifilar com a alocação de chaves e GDs para a melhor solução encontrada.

Figura 9 - Melhor alocação das chaves de manobras e GD – US\$66.892,00



Fonte: Adaptado de Rupolo e Mantovani (2015)

As chaves de manobras e os geradores distribuídos encontram-se, para a melhor solução obtida, nos ramos e nos nós, respectivamente, como dado pela Tabela 4:

Tabela 4 – Ramos e nós indicativos da alocação das chaves de manobras e GD

Alimentadores	Ramos Das Chaves	Nós dos geradores distribuídos
1	3-4, 6-9, 12-17	5, 10, 13, 18, 21
2	27-29, 33-34, 36-39	37, 42, 43, 44
3	51-52, 56-57, 67-68	53, 63, 71, 72
4	80-81, 83-84	81, 85, 87
5	123-124, 127-128	125, 128, 131
6	211-214, 220-221	210, 215, 220
7	137-138, 141-142	139, 145, 147
8	149-150, 156-157, 157-158	164, 201, 203, 205

Fonte: Próprio autor

Com estes resultados, podem-se calcular alguns parâmetros dessa amostra, permitindo tirar algumas conclusões:

- **Média:**

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{N=30} x_i}{N} \cong 68.210,21$$

- **Desvio Padrão amostral:**

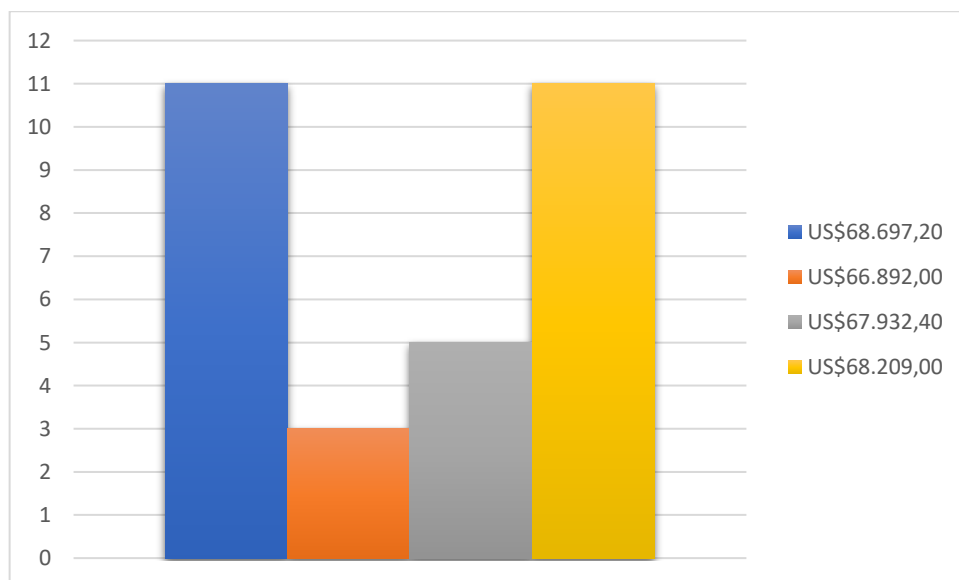
$$s \cong 532,00$$

- **Moda:**

$$Moda = 68.697,20$$

Os valores encontrados demonstram um valor médio próximo ao menor valor encontrado, tendo erro percentual de $\varepsilon\% = 1,93\%$. O erro percentual entre o valor da moda e o menor valor encontrado é $\varepsilon\% = 2,62\%$, representando que o algoritmo converge para um valor otimizado de boa qualidade na maioria das simulações. A incidência de cada uma das soluções é dada na Figura 10. Além disso, o desvio padrão amostral representa uma característica importante desse algoritmo, que é apresentada mais à frente.

Figura 10 - Gráfico representativo do número de vezes que cada solução é obtida dentre as 30 simulações



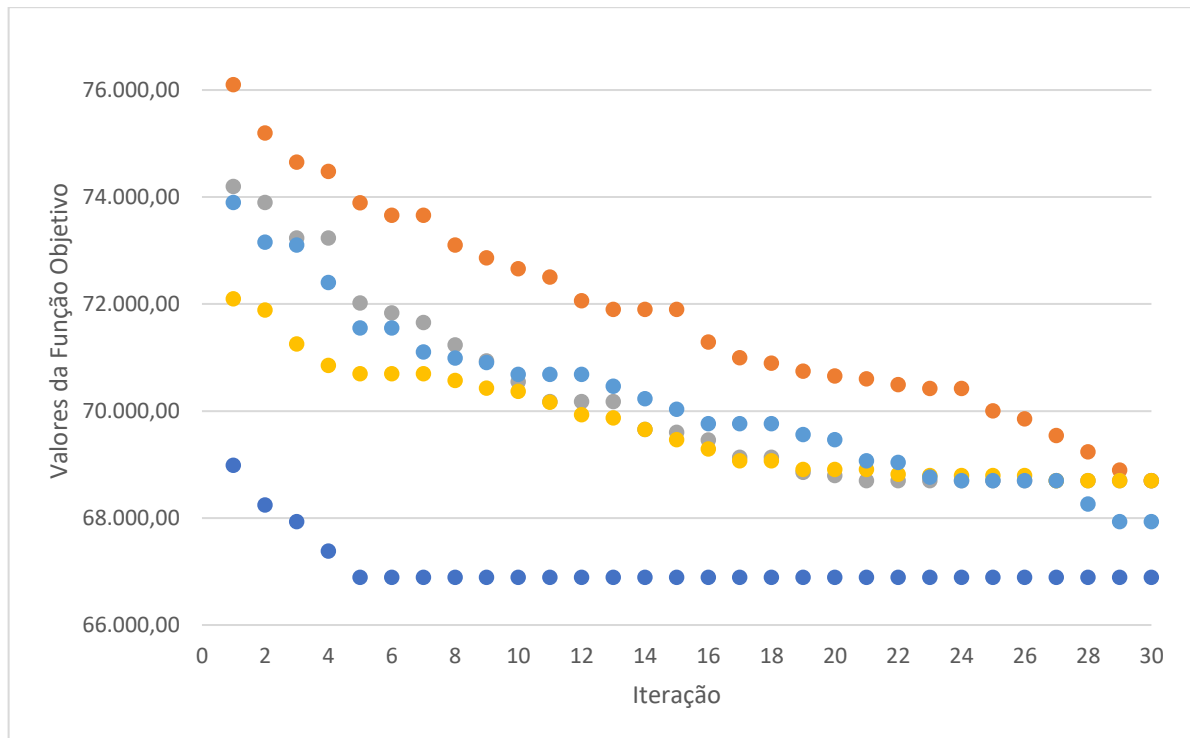
Fonte: Próprio autor

Observa-se que houve uma predominância por duas soluções encontradas. Além disso, não se obteve um mesmo valor para todas as simulações, o que permite concluir que a meta-heurística está ficando estagnada em valores ótimos locais, dependendo da solução inicial. De modo geral, esse comportamento era esperado, já que a geração de uma população aleatória pode aumentar muito o tempo computacional para se encontrar soluções de qualidade e além disso, a quantidade de soluções infactíveis a serem incorporadas na população inicial podem ser numerosas e muito distantes da factibilidade.

Um fato interessante de ressaltar é que, para indivíduos iniciais com uma boa solução (função *fitness* e função objetivo de valores baixos), o algoritmo converge com maior rapidez e para valores da função *fitness* próximos ao menor valor encontrado. Além disso, para os indivíduos iniciais com função *fitness* de valores altos, observam-se os piores resultados dentro do espaço de amostragem, já que necessitam de um maior número de iterações para alcançarem uma solução melhor. No decorrer das 30 iterações, está ocorrendo um decréscimo do valor da função *fitness*, levando a uma convergência da mesma para valores próximos ao menor valor encontrado. O desvio padrão representa que a solução é consideravelmente uniforme, dada a sua magnitude em comparação com a ordem de grandeza da função objetivo. Seria possível melhorá-lo ao se utilizar uma meta-heurística mais adequada ao problema para tratar com as variáveis inteiras, ou a melhoria do BPSO. O ideal para um algoritmo ter a máxima convergência é obter um desvio padrão mais próximo possível de zero.

Com a utilização do Excel, pode-se, tomando 5 indivíduos independentes, analisar a evolução do algoritmo, como ilustrado na Figura 11.

Figura 11 - Gráfico da convergência do algoritmo para diferentes indivíduos de uma população aleatória



Fonte: Próprio autor

No gráfico da Figura 11 verifica-se que 3 dos 5 indivíduos convergiram para o mesmo valor de função objetivo, enquanto 1 deles obteve o menor valor da função objetivo. Além disso, observa-se que a convergência para o melhor valor de função objetivo encontrado na iteração ocorre de forma rápida, em no máximo 5 iterações dentro das 30 analisadas. Isso está de acordo com o comportamento do NBPSO, que desde o princípio encontra melhorias consideráveis para a função objetivo e, como nesse caso o indivíduo apresenta uma função objetivo inicial boa, o algoritmo convergiu rapidamente para um valor otimizado de boa qualidade.

5. PROPOSTA DE MELHORIA

Uma possível melhoria de implementar nesta metodologia é com relação ao algoritmo de cálculo do fluxo de potência. Seria efetuar a soma das potências das cargas e perdas nas mesmas, na etapa do *Backward Sweep*, ao invés de somar as correntes nos nós. Com esse processo, para sistemas grandes e com muitos nós, verifica-se, de acordo com Teng e Liu (1988), uma melhoria na convergência dos resultados para o cálculo do fluxo de potência, se comparado com o caso que se utiliza o somatório de correntes. Isso se deve pois, inicialmente, quando as correntes são somadas no *Backward Sweep*, cada corrente possui um erro proporcional à tensão inicialmente estimada. Se as tensões inicialmente estimadas forem mantidas constantes e se efetuar uma sucessão de simulações, ou seja, iterações, com esse algoritmo, visando resolver problemas de fluxo de potência em que as cargas aumentam continuamente, os erros que são proporcionais às tensões inicialmente estimadas aumentarão.

Para um sistema suficientemente carregado, as tensões inicialmente estimadas assumem valores fora da região de convergência e o algoritmo diverge. Quando as potências são somadas no *Backward Sweep*, os erros que existem quando o nó de origem é alcançado envolvem apenas as perdas de potência, e não as potências das cargas. As perdas de potência são sempre uma pequena fração das potências de carga. Portanto, o uso da soma de potências leva a uma boa convergência mesmo para sistemas muito carregados.

Uma outra forma de melhorar o algoritmo do fluxo de potência é buscando um novo método de varredura, reduzindo o tempo na etapa de pré-processamento. Santos et al. (2008) propõem implementar os métodos de fluxo de potência de varredura utilizando a Representação Nó-Profundidade (RNP), melhorando, desta forma, o armazenamento, acesso e uso da informação através do grande número de vezes que um fluxo de potência deve ser executado ao obter novas configurações, especialmente para os problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição. Essa melhora de tempo de processamento ocorre pois é aproveitado o fato que na RNP os nós do sistema sempre estão organizados em uma ordem de níveis de profundidade em relação ao nó raiz, evitando a necessidade de um algoritmo para organizar o sistema de distribuição. Com isso, devido ao menor consumo de memória e processamento dessa etapa do algoritmo, pode-se considerar um número maior de iterações para o mesmo, aumentando as chances de se encontrar melhores valores para a função objetivo.

6. CONCLUSÕES

A solução do problema foi desenvolvida através da minimização do custo anual da energia não suprida, considerando a topologia radial do sistema de distribuição e a possibilidade de remanejamento de cargas entre os alimentadores. Considerou-se a análise do fluxo de potência através do método numérico *Backward-Forward*, número preestabelecido de chaves e geradores distribuídos a serem alocados, respectivamente, nos ramos e nós existentes do sistema. Para a análise do fluxo de potência, adotaram-se critérios que estão estabelecidos pelo PRODIST. Além disso, visando considerar a não constância de geração de energia pelos geradores distribuídos, adotaram-se sete cenários diferentes de irradiação solar para a análise de energia gerada pelos geradores, sendo essa análise de cenários feita para um total aproximado de 8.760 horas (um ano).

Os resultados obtidos para o problema proposto são soluções otimizadas de boa qualidade. O algoritmo, para o caso de população inicial predeterminada, possibilitou a especificação de parâmetros que permitem uma convergência mais eficiente do algoritmo NBPSO que quando estabelecidos para indivíduos aleatórios. Essa primeira etapa, considerando uma situação mais ideal, foi importante para analisar o funcionamento e comportamento do algoritmo, permitindo avaliar os valores otimizados obtidos para a função objetivo e comparar com resultados da literatura, principalmente para a análise do fluxo de potência. Também permitiu calibrar os parâmetros do algoritmo para o sistema teste de uma forma que promovesse o seu melhor funcionamento. Portanto, essa primeira etapa se fez relevante para o desenvolver do projeto, permitindo avaliar o seu bom, ou não, funcionamento.

Ao se tratar das soluções com população inicial completamente aleatória, para o caso de indivíduos iniciais com uma função *fitness* abaixo de US\$71.000,00, o algoritmo converge para valores menores com rapidez, aproximando-se do melhor valor encontrado em quase todos os casos de testes. Além disso, para os indivíduos da população inicial com função *fitness* acima desse valor, observam-se os piores resultados dentro do espaço de amostragem, tendo sua convergência tardia. Isso se dá devido a meta-heurística PSO não ser ideal para a análise de casos de problemas de otimização com variáveis inteiras, como o caso do problema analisado. Por mais que se utilize a adaptação NBPSO, o algoritmo ainda apresenta problemas para sair de ótimos locais quando se depara com soluções candidatas iniciais de valores muito longe de

ótimos locais. Porém, ao se analisar a queda do valor da função *fitness* comparando estes dois casos, observa-se a convergência para valores próximos, com diferença inferior a 3%.

Ressalta-se que outro fator relevante é, dentre as simulações apresentadas para o caso de população inicial aleatória, observaram-se valores distintos. Isso atesta um problema de convergência no algoritmo, encontrado algumas vezes no PSO. Esse problema se deve ao fato da meta-heurística ser limitada quando utilizada para problemas com variáveis inteiras. Portanto, seria necessário um estudo maior referente a mecanismos para contornar esse problema, seja por adaptações novas ou acréscimos de condições de penalidades. Além disso, como o PSO funciona com base em uma população de soluções candidatas, sendo elas geradas aleatoriamente no princípio do algoritmo, ocorrerá casos em que a população inicial gerada é muito ruim, possuindo valores de função objetivo muito distantes do valor ótimo global. Com isso, seria necessário a adoção de processos de penalização mais severos e busca mais minuciosa de soluções candidatas para se obter uma melhor convergência em casos de soluções iniciais de valor elevado.

Com a análise dos dados obtidos pode-se concluir que a instalação de GD em um sistema melhora a confiabilidade do mesmo, como evidenciado na análise da energia não suprida. Isso ocorre pois ele garante um maior número de possibilidades para reestabelecer a energia de consumidores de seções à jusante da falta de energia, não deixando o sistema somente dependente das chaves de manobras e o remanejamento de cargas entre alimentadores.

Com os parâmetros para o NBPSO testados, pode-se encontrar o valor de US\$ 66.892,00 para a minimização da função objetivo. Porém, ainda existe a possibilidade de encontrar valores menores de funções objetivo, ou uma convergência mais rápida do algoritmo, considerado outros parâmetros para o algoritmo e penalidades das soluções para determinadas circunstâncias e outras maneiras de interação do indivíduo com o bando. Como exemplo, poder-se-ia adicionar um critério de penalização na geração dos indivíduos iniciais do bando, fazendo com que, se ocorresse um indivíduo de solução acima de um valor estipulado, o algoritmo geraria automaticamente um indivíduo de melhor função objetivo. Isso proporcionaria uma convergência mais rápida. Esses aspectos provêm uma melhoria para o algoritmo, promovendo uma busca mais ampla no espaço de soluções, assim como uma maior segurança da solução não ficar estagnada em um ótimo local.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

135 Buses Distribution System for Renewable DG allocation (OPL-format). Universidade Estadual Paulista - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira: Departamento de Engenharia Elétrica: LaPSEE: Sistemas Testes. [200-]. Disponível em:

<https://www.feis.unesp.br/#!/departamentos/engenharia-eletrica/pesquisas-e-projetos/lapsee/downloads/materiais-de-cursos1193/>. Acesso em: 12 fev. 2019.

135 – Node Distribution Network. Universidade Estadual Paulista - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira: Departamento de Engenharia Elétrica: LaPSEE: Sistemas Testes. [200-]. Disponível em: <https://www.feis.unesp.br/#!/departamentos/engenharia-eletrica/pesquisas-e-projetos/lapsee/downloads/materiais-de-cursos1193/>. Acesso em: 12 fev. 2019.

ABDI, S.; AFSHAR, K.; AHMADI, S.; BIGDELI, N.; ABDI, M. Optimal recloser and autosectionalizer allocation in distribution networks using ipso-Monte Carlo approach. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 55 (2014) 602–611.

ACKERMANN, T.; ANDERSSON, G.; SÖDER, L. Distributed generation: A Definition. *Elect. Power Syst. Res.*, vol. 57, pp. 195–204, 2001.

AL-KAZEMI, B.; MOHAN, C. K. Training feed forward neural networks using multi-phase particle swarm optimization. *Proceedings of the 9th International conference on Neural Information* (5), 2002.

BROWN, L.; FREEMAN, L. Analyzing the reliability impact on distributed generation. In: *IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING*, 2001, Vancouver. *Proceedings...* New York: IEEE, 2001. v. 2, p. 1013-1018.

CHAITUSANEY, S.; YOKOYAMA, A. Reliability analysis of distribution systems with distributed generation considering loss of protection coordination. In: *INTERNATIONAL CONFERENCE ON PROBABILISTIC METHODS APPLIED TO POWER SYSTEMS*, 2006, Stockholm. *Proceedings...* New York: IEEE, 2005. p. 1-8.

CHOWDHURY, S. C. S.; CRESSLEY, P. *Microgrid and active distribution networks*. Stevenage: IET Publishers, 2009.

ĆURČIĆ, S. S.; OZVEREN, C. S.; CROWE, L.; LO, P. K. L. Electric power distribution network restoration: A survey of papers and a review of the restoration problem,” *Elect. Power Syst. Res.*, vol. 35, pp. 73–86, 1996.

DE ASSIS, L. S.; GONZALEZ, J. F. V.; USBERTI, F. L.; LYRA, C.; CAVELLUCCI, C.; ZUBEN, F. J. V. “Switch allocation problems in power distribution systems,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 30, no. 1, pp. 246–253, Jan. 2015.

DA SILVA, Luis G. W. *Desenvolvimento de uma Metodologia Integrada para Alocação Otimizada de Dispositivos de Controle e Proteção em Sistemas de Distribuição de Energia*

Elétrica. Tese de Doutorado, Universidade Estadual Paulista - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP, 2005.

JAYAWEERA, D.; GALLOWAY, S.; BURT, G.; MCDONALD, J. R. A Sampling Approach for Intentional Islanding of Distributed Generation. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 22, n. 2, p. 514–521, 2007.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. Particle swarm optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks* (4), 1995.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. A Discrete Binary version of the particle swarm algorithm. *IEEE International Conference on Computational Cybernetics and Simulation* (5), 1997.

KYOCERA Solar, Inc. KD 300-80 F Series, Datasheet. [ca. 2014]

MONTOYA-BUENO, S.; MUNÓZ, J. I.; CONTRERAS, J. A Stochastic Investment Model for Renewable Generation in Distribution Systems. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 6, no. 4, Outubro de 2015.

NEBRO, A. J.; DURILLO, J. J.; GARCÍA-NIETO, J.; COELLO, C. A.; LUNA, F.; ALBA, E. SMPSO. A New PSO-based Metaheuristic for Multi-objective Optimization. *IEEE*, 2009.

NEXANS. Condutores Nus Termorresistentes: Alumínio. [2016?]. Disponível em: <www.nexans.com>.

NEZAMABADI-POUR, H.; FARSANGI, M.; ROSTAMI-SHAHRBABAHI, M. Binary Particle Swarm Optimization: challenges and New Solutions. *The Journal of Computer Society of Iran (CSI) On Computer Science and Engineering (JCSE)*, vol. 6, no. (1-A), pp. 21-32, 2008.

RUBÉN, R.; FRANCO, J. F.; LEÃO, F. B.; RIDER, M. J.; SOUZA, E.S. de. A New Mathematical Model for the Restoration. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 2, Março de 2016.

RESENDE, A. S. Particle Swarm Optimization aplicada ao planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Tese de Doutorado, Universidade Estadual Paulista - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP, 2014.

RUPOLO, Diogo. Planejamento Integrado de Redes de Distribuição de Energia Elétrica com Fontes Renováveis de Geração Distribuída na Média e Baixa Tensão. Tese de Doutorado, Universidade Estadual Paulista - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP, 2017.

RUPOLO, D.; MANTOVANI, J. R. S. Reconfiguration of Radial Electric Power Distribution System via a Scatter Search Algorithm. *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 13, no. 4, Abril de 2015.

Sistema prático 135 barras. Universidade Estadual Paulista - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira: Departamento de Engenharia Elétrica: LaPSEE: Sistemas Testes. [200-]. Disponível em: <https://www.feis.unesp.br/#!/departamentos/engenharia-eletrica/pesquisas-e-projetos/lapsee/downloads/materiais-de-cursos1193/>. Acesso em: 12 fev. 2019.

SHIRMOHAMMAD, D.; HONG, W. H.; SEMLYEN, A. e LUO, G. X. A Compensation-Based Power Flow Method for Weakly Meshed Distribution and Transmission Networks. IEEE Transactions on Power Systems, Vol.3, No. 2, Maio de 1988.

SOFER, S.; BERKOVITZ, A.; NEIMAN, V. High Coverage Power Integrity Verification in PSO Domains Employing Distributed PSO Switches. 12th International Workshop on Microprocessor Test and Verification, 2011.

TENG, Jen-Hao; LIU, Yi-Hwa. A Novel ACS-Based Optimum Switch Relocation Method. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 18, No. 1, Fevereiro de 2003.

TENG, Jen-Hao; LIU, Yi-Hwa. Feeder-Switch Relocation for Customer Interruption Cost Minimizations. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 17, No. 1, Janeiro de 2002.

VALLE, Y. del; GANESH, K. Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1 de janeiro de 2008.

VELASQUEZ, Miguel A; QUIJANO, Nicanor; CADENA, Angela I.; Optimal placement of switches on DG enhanced feeders with short circuit constraints. Electric Power Systems Research, Vol. 141, p. 221-232, 2016.

YAO, X.; LIU, Y.; LIN, G. Evolutionary programming made faster. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 3(2), 82-102, 1999.

ZHAO, B; GUO, C. X.; CAO, Y. J. A multi-agent-based particle swarm optimization approach for optimal reactive power dispatch. IEEE Transactions on Power Systems, 20(2), 1070 – 1078, 2005.

ZHAO, B; GUO, C. X.; CAO, Y. J. Correction to “A Multi-agent-Based Particle Swarm Optimization Approach for Optimal Reactive Power Dispatch. IEEE Transactions on Power Systems, 20(3), 1663 – 1663, 2005.