WILMER EDILBERTO BARRETO ALFEREZ

ESTUDO DE VARIANTES DA PARTICLE SWARM OPTIMIZATION APLICADAS AO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

CAMPINAS

2013

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

WILMER EDILBERTO BARRETO ALFEREZ

ESTUDO DE VARIANTES DA PARTICLE SWARM OPTIMIZATION APLICADAS AO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, na área de Energia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Alberto de Castro Júnior

Co-orientador: Dr. Santiago Patricio Torres Contreras

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO DEFENDIDA PELO ALUNO WILMER EDILBERTO BARRETO ALFEREZ E ORIENTADA PELO PROF. DR. CARLOS ALBERTO DE CASTRO JÚNIOR

_____

CAMPINAS

2013

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Elizangela Aparecida dos Santos Souza - CRB 8/8098

Barreto Alferez, Wilmer Edilberto, 1976-
B275e Estudo de variantes da particle swarm optimization aplicadas ao planejamento da expansão de sistemas de transmissão / Wilmer Edilberto Barreto Alferez. – Campinas, SP : [s.n.], 2013.

Orientador: Carlos Alberto de Castro Júnior.
Coorientador: Santiago Patricio Torres Contreras.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Sistemas de energia elétrica - Planejamento. 2. Energia elétrica - Transmissão. 3. Sistemas de energia elétrica - Segurança. 4. Otimização. I. Castro Júnior, Carlos Alberto de,1960-. II. Torres Contreras, Santiago Patricio. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Study of particle swarm optimization variations applied to transmission system expansion planning
Palavras-chave em inglês:
Power systems - Planning
Electric power - Transmission
Power systems - Security
Otimization
Área de concentração: Energia Elétrica
Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica
Banca examinadora:
Carlos Alberto de Castro Júnior [Orientador]
Eduardo Nobuhiro Asada
Madson Cortes de Almeida
Data de defesa: 11-10-2013
Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE MESTRADO

Candidato: Wilmer Edilberto Barreto Alferez

Data da Defesa: 11 de outubro de 2013

Título da Tese: "Estudo de Variantes da Particle Swarm Optimization Aplicadas ao Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão"

Prof. Dr. Carlos Alberto de Castro Júnior (Presidente): _____

Prof. Dr. Eduardo Nobuhiro Asada: _____

Prof. Dr. Madson Cortes de Almeida: _____

Dedico este trabalho a meus pais Rafael e Fortunata,
aos meus irmãos Christian, Cesar e Rafael.

Agradecimentos

Minha eterna gratidão aos meus pais Rafael Barreto e Fortunata Alferez pelo apoio incondicional.

Meus sinceros agradecimentos ao Prof. Dr. Carlos A. Castro pela orientação, incentivo e paciência durante a realização deste trabalho.

Agradeço ao Dr. Santiago P. Torres pela excelente coorientação e sugestões fornecidas neste trabalho.

Aos professores do programa de pós-graduação da FEEC, pelos ensinamentos durante as disciplinas cursadas.

Aos demais colegas do Departamento de Sistemas de Energia Elétrica (DSEE) pela amizade, com os quais pude compartilhar do espírito acadêmico. Em especial: Carlos Xavier, Tiago Barbosa e Fabiano Schmidt.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro.

"A experiência nem sempre é a mais gentil das professoras, mas certamente é a melhor."

Provérbio espanhol

Resumo

O planejamento da expansão da transmissão (PET) consiste em determinar todas as alterações necessárias na infraestrutura do sistema de transmissão, ou seja, ampliações e reforços, a fim de permitir o equilíbrio entre a demanda prevista e o suprimento de energia elétrica, procurando o investimento mínimo ao longo do horizonte de planejamento. O PET é um problema de grande extensão, inteiro misto, não linear, e não convexo. Portanto, mais técnicas de otimização devem ser investigadas para resolvê-lo de forma eficiente. Neste trabalho de pesquisa, o foco do estudo foi a metaheurística de otimização por enxame de partículas (PSO) aplicada ao problema PET estático. Os desempenhos das variantes Global (GPSO) e Local (LPSO) são comparados com quatro novas variantes do PSO baseado no comportamento quântico de otimização por enxame de partículas (QPSO). QPSO considera um comportamento quântico dos movimentos de partículas, de acordo com a mecânica quântica, que, em teoria, levaria a uma melhor convergência global do que o tradicional PSO. Esta pesquisa utiliza o modelo DC das redes de potência, considerando restrições de segurança usando o critério $(n-1)$. Os conhecidos sistemas Garver, IEEE de 24 barras, e equivalente sul brasileiro de 46 barras são usados para apresentar os resultados deste trabalho de pesquisa.

Palavras-chave: Planejamento da expansão da transmissão, modelo DC, otimização, otimização por enxame de partículas, restrições de segurança.

Abstract

The Transmission Expansion Planning (TEP) consists of determining all the changes needed in the transmission system infrastructure, i.e. additions and reinforcements, in order to allow the balance between the projected demand and the power supply, at minimum investment along the planning horizon. The TEP is a large scale, mixed-integer, non-linear and non-convex problem. Therefore more optimization techniques must be investigated to solve it in an efficient way. In this research work, the focus was on the study of the optimization metaheuristics by particle swarm (PSO) applied to the static version of the TEP problem. The performances of the Global (GPSO) and Local (LPSO) variants are compared against four new PSO variants based on the Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO). QPSO considers a quantum behavior of particles' movements, according to quantum mechanics, which in theory would lead to a better global convergence than traditional PSO. This research uses the DC model for the network and takes into account security constraints using the well-known $(n-1)$ criterion. The well-known Garver, IEEE 24-bus, and the 46-bus Southern Brazilian equivalent networks will be used to present the results of this research work.

Keywords: Transmission expansion planning, DC model, optimization, particle swarm optimization, security constraints.

Lista de Figuras

3.1 Fluxograma da implementação do LPSO para resolver o problema TEP.....36
3.2 Fluxograma da implementação do QPSO para resolver o problema TEP.....37
4.1 Fluxograma da implementação do LPSO para resolver o problema TEP com critério $n-1$.....46
4.2 Avaliação da função objetivo e manejo de contingências.....47
5.1 Sistema Garver – topologia base.....53
5.2 Solução do Sistema Garver com redespacho.....55
5.3 Tempo computacional para o sistema Garver usando processamento paralelo.....57
5.4 Processo de convergência para o sistema Garver usando 40 partículas (variante QPSO3).....57
5.5 Convergência do (GPSO, LPSO e QPSO3), sistema Garver, usando 40 partículas.....58
5.6 Solução do Sistema Garver sem redespacho.....59
5.7 Sistema IEEE de 24 barras – topologia base.....60
5.8 Sistema Sul Brasileiro – topologia base.....65
5.9 Solução do Sistema Garver com redespacho e segurança 72
5.10 Solução do Sistema Garver sem redespacho e segurança.....73

Lista de Tabelas

5.1 Desempenho de global PSO (GPSO), sistema Garver com redespacho.....54

5.2 Desempenho de local PSO (LPSO), sistema Garver com redespacho.....54

5.3 Desempenho de QPSO1 α=2.5 (constante), sistema Garver com redespacho.....54

5.4 Desempenho de QPSO2 α (variável) , sistema Garver com redespacho.....54

5.5 Desempenho de QPSO3 α (variável), *QPSO Ponderada*, sistema Garver com redespacho.....55

5.6 Desempenho de QPSO4 α (variável), d_{low}=1.5 α_0=3 *QPSO Ponderada*, sistema Garver com redespacho.....55

5.7 Desempenho para o sistema Garver sem redespacho.....59

5.8 Desempenho de global PSO (GPSO), sistema IEEE de 24 barras com redespacho.....61

5.9 Desempenho de local PSO (LPSO), sistema IEEE de 24 barras com redespacho.....61

5.10 Desempenho de QPSO1 α=1.5 (constante), sistema IEEE de 24 barras com redespacho.....61

5.11 Desempenho de QPSO2 α (variável), sistema IEEE de 24 barras com redespacho.....62

5.12 Desempenho de QPSO3 α (variável), *QPSO Ponderada*, sistema IEEE de 24 barras com.....62

5.13 Desempenho de QPSO4 α (variável), d_{low}=2.5 α_0=3 *QPSO Ponderada*, sistema IEEE de 24 barras com redespacho.....62

5.14 Desempenho para o sistema IEEE de 24 barras sem redespacho.....64

5.15 Desempenho de global PSO (GPSO), sistema sul Brasileiro com redespacho.....66

5.16 Desempenho de local PSO (LPSO), sistema sul Brasileiro com redespacho.....66

5.17 Desempenho de QPSO1 α=1.5 (constante), sistema IEEE de 24 barras com redespacho.....67

5.18 Desempenho de QPSO2 α (variável), sistema sul Brasileiro com redespacho.....67

5.19 Desempenho de QPSO3 α (variável), *QPSO Ponderada*, sistema sul Brasileiro com redespacho.....67

5.20 Desempenho de QPSO4 α (variável), d_{low}=3,3 α_0=3 *QPSO Ponderada*, sistema sul Brasileiro com redespacho.....67

5.21 Desempenho para o sistema sul Brasileiro sem redespacho.....69

5.22 Desempenho para o sistema Garver com redespacho e segurança.....71

5.23 Desempenho para o sistema Garver sem redespacho e segurança.....73

5.24 Desempenho para o sistema IEEE de 24 barras com redespacho e segurança.....74

Sumário

Lista de Figuras ..... **xi**

Lista de Tabelas ..... **xii**

1 Introdução **1**
1.1 Objetivo do trabalho 3
1.2 Organização do trabalho 3

2 Planejamento da Expansão da Transmissão **5**
2.1 Introdução 5
2.2 Modelagem Matemática 6
2.2.1 Modelo de Transportes 7
2.2.2 Modelo DC 9
2.2.3 Modelos Híbridos 11
2.2.4 Modelo Linear Disjuntivo 14
2.3 Técnicas de solução 15
2.3.1 Algoritmos heurísticos 15
2.3.2 Métodos clássicos de otimização 17
2.3.3 Metaheurísticas 17

3 Otimização por Enxame de Partículas **20**
3.1 Introdução 20
3.2 PSO Clássico 21
3.2.1 Versão Local PSO 23
3.3 PSO quântico (QPSO) 24
3.3.1 QPSO Ponderada 30
3.3.2 QPSO com Diversidade Controlada 31
3.4 Implementação de PSO 32

4 Planejamento da Expansão com Restrições de Segurança **42**
4.1 Introdução 42
4.2 Modelagem do Planejamento com Critério de Segurança 43
4.3 Resolução da Modelagem Matemática 45

5 Testes e Resultados **51**
5.1 Planejamento Clássico 52
5.1.1 Sistema Garver de 6 barras 52
5.1.1.1. Garver com Redespacho 53

5.1.1.2. Garver sem Redespacho 58
5.1.2 Sistema IEEE de 24 barras 59
5.1.2.1. Sistema IEEE de 24 barras com redespacho 60
5.1.2.2. Sistema IEEE de 24 barras sem redespacho 63
5.1.3 Sistema Sul Brasileiro 64
5.1.3.1. Sistema Sul Brasileiro com redespacho 65
5.1.3.2. Sistema Sul Brasileiro sem redespacho 68
5.1.4 Comentários dos Resultados 69
5.2 Planejamento com Critério de Segurança 70
5.2.1 Sistema Garver de 6 barras 71
5.2.1.1. Garver com redespacho 71
5.2.1.2. Garver sem redespacho 72
5.2.2 Sistema IEEE de 24 barras 74
5.2.3 Comentários dos Resultados 74

6 Conclusões e Trabalhos Futuros 76
6.1 Conclusões 76
6.2 Propostas para Trabalhos Futuros 77

Referências Bibliográficas 78

Trabalho Publicado Pelo Autor 83

Capítulo 1

Introdução

A energia elétrica é fundamental para o desenvolvimento socioeconômico de um país ou região, que por sua vez está diretamente relacionado ao crescimento da oferta de energia elétrica. Para expandir o mercado de energia elétrica e garantir o atendimento ao consumo são necessários investimentos na expansão do setor elétrico. Atualmente, o setor elétrico vem enfrentando grandes desafios, a fim de obter um fornecimento de energia elétrica limpa, sustentável e economicamente acessível. Quando falamos em setor elétrico, referimo-nos normalmente ao Sistema Elétrico de Potência (SEP), definido como o conjunto de todas as instalações e equipamentos destinados à geração, transmissão e distribuição de energia elétrica.

A indústria de energia elétrica está dividida em quatro atividades: geração, transmissão, distribuição e comercialização. Os segmentos de geração e comercialização são expostos à livre competição. Por sua vez, os agentes de transmissão e distribuição, considerados monopólios naturais, estão submetidos a regulação, permitindo o livre acesso dos geradores e comercializadores à rede. Neste cenário surge o problema do planejamento da expansão de sistemas de potência (geração e transmissão), o qual precisa ser realizado para que o sistema continue sua função de fornecimento de energia com padrões de qualidade, confiabilidade e continuidade ao longo dos anos. Nesse contexto, o sistema de transmissão tem grande importância porque permite a participação ativa de todos os agentes do mercado de energia elétrica. Portanto, o planejamento adequado da expansão do sistema de transmissão é de grande importância.

O planejamento da expansão da transmissão (PET) busca determinar, dentre um conjunto de circuitos candidatos à expansão, onde, quantos circuitos e quando estes devem ser construídos, de

modo que o sistema opere adequadamente satisfazendo as restrições de operação dentro de um horizonte de planejamento especificado, para atender a crescente demanda futura, com o menor investimento possível [1], [2], [3], [4]. Embora cada país tenha critérios diferentes para realizar o planejamento do sistema elétrico, no Brasil o planejamento da expansão da transmissão é geralmente dividido em três horizontes: longo prazo (até 20 anos), médio prazo (até 10 anos) e curto prazo (até 5 anos) [5]. No planejamento de expansão, o problema é classificado em duas abordagens: planejamento estático e planejamento multiestágio. Neste trabalho abordaremos o planejamento estático de longo prazo que considera apenas um estágio para o horizonte de planejamento.

O problema é representado utilizando modelos matemáticos relaxados usando apenas a parte ativa para representar o sistema elétrico. Na literatura, os modelos simplificados para resolver o problema de planejamento são: modelo de transportes, modelo DC, modelos híbridos e modelo linear disjuntivo. Algumas propostas em [5], [6], [7], [8], [9] usaram o modelo AC, ainda em desenvolvimento. O modelo DC ainda é utilizado em trabalhos de planejamento da expansão da transmissão de longo prazo [4], [6], [10].

A modelagem matemática do problema de planejamento da expansão da transmissão é um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM), de grande extensão, e não convexo. Portanto, resolver o problema PET não é uma tarefa fácil. Várias ferramentas têm sido propostas para resolver o problema de planejamento, algumas baseadas em métodos clássicos de otimização, e outras baseadas em abordagens heurísticas e metaheurísticas [9], [11]. As metaheurísticas vêm apresentando um ótimo desempenho nos últimos anos em relação às demais técnicas de otimização, sendo sua utilização muito atraente, já que elas são capazes de encontrar boas soluções factíveis, exigindo um moderado esforço computacional, dependendo do tamanho do sistema e da técnica de solução utilizada para resolver o problema PET.

Nos últimos anos, diversas novas metaheurísticas aplicadas ao problema PET foram propostas. Em particular, o algoritmo de otimização por enxame de partículas (Particle Swarm Optimization – PSO) tem sido bem sucedido ao abordar problemas relacionados com sistemas de energia elétrica, e constitui uma opção muito atraente para resolver problemas complexos de otimização [9], [12], [13]. Em [9], algumas variantes do PSO foram aplicadas ao problema PET usando sistemas de pequeno e grande porte.

Neste trabalho, uma nova variante de PSO, conhecido como PSO quântico (Quantum-behaved Particle Swarm Optimization − QPSO) é utilizada para resolver o problema de planejamento da expansão da transmissão. Esta variante do PSO considera um comportamento quântico dos movimentos das partículas, de acordo com a mecânica quântica. Quatro variantes de QPSO são testados para sistemas de pequeno e médio porte, cujos resultados são comparados com as versões Global (GPSO) e Local (LPSO) de PSO.

A abordagem do trabalho é focada no planejamento estático da expansão da transmissão de longo prazo, estudando o PET clássico e o PET considerando restrições de segurança. Neste trabalho não foi considerado o tratamento de incertezas.

1.1 Objetivo do trabalho

Os principais objetivos deste trabalho são os seguintes:

- Estudar o desempenho da aplicação das variantes do algoritmo PSO utilizadas na solução do problema de planejamento estático da expansão de sistemas de transmissão de longo prazo, usando o modelo DC.
- Aplicar as variantes de melhor desempenho de PSO para resolver o problema PET considerando restrições de segurança, com a adoção do critério $(n-1)$.

1.2 Organização do trabalho

O trabalho está organizado como descrito a seguir.

Capítulo 2: Apresenta uma revisão do estado da arte sobre planejamento da expansão da transmissão, a modelagem matemática dos diferentes modelos utilizados para representar a rede elétrica e técnicas de solução encontradas na literatura.

Capítulo 3: Apresenta-se o algoritmo PSO e suas variantes para resolver o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão.

Capítulo 4: Apresenta-se a modelagem matemática para o problema de planejamento da expansão da transmissão considerando restrições de segurança, atendendo o critério $(n-1)$.

Capítulo 5: São apresentados os resultados dos testes realizados com a aplicação das metodologias apresentadas, e é feita uma comparação do desempenho das variantes do PSO estudadas.

Capítulo 6: São apresentadas as conclusões e considerações finais.

Capítulo 2

Planejamento da Expansão da Transmissão

2.1 Introdução

O problema de planejamento da expansão da transmissão de longo prazo consiste em encontrar o plano ótimo de expansão do sistema elétrico, isto é, deve-se ampliar a capacidade do sistema de transmissão através da instalação de linhas de transmissão e subestações para que o sistema opere de forma adequada em um horizonte de planejamento especificado [4], [6].

O problema de planejamento da expansão da transmissão de longo prazo é um problema muito complexo, envolvendo programação não linear inteira mista (PNLIM), cuja resolução compreende dois processos claramente definidos: a modelagem matemática e a técnica de solução aplicada à resolução do modelo matemático. Os dados para este problema são a configuração base (chamada rede básica), os custos envolvidos em cada investimento candidato, o plano de obras da expansão da geração e a previsão de demanda [1], [2].

O planejamento da expansão da transmissão é geralmente dividido em três horizontes [5]:

- Planejamento de longo prazo (até 20 anos), na qual são definidos grandes troncos de transmissão em geral associados às prováveis novas fontes de energia do plano de expansão da geração.
- Planejamento de médio prazo (até 10 anos), em que mais detalhes sobre as interligacões são determinadas (AC ou DC, nível de tensão, etc.) e alternativas para os sistemas regionais são proporcionados.
- Planejamento de curto prazo (até 5 anos), onde os ajustes finais são feitas em relação às alternativas previamente escolhidas, incluindo a definição de compensação reativa,

comportamento dinâmico (estabilidade transitória, estabilidade de tensão), níveis de curto-circuito, confiabilidade, etc., e informações referentes à operação do sistema são adicionados ao processo de planejamento. Para estudos em estado estacionário é usado o fluxo de carga AC, a fim de avaliar com precisão as perdas de potência e os requisitos de compensação reativa.

Para cada horizonte de planejamento, algumas alternativas para o planejamento da expansão da transmissão são selecionadas e utilizadas como ponto de partida para a próxima fase de planejamento. Portanto, o planejamento da expansão da transmissão tenta determinar o plano de expansão ótimo com o mínimo de investimento para o atendimento à demanda futura, a fim de garantir o fornecimento de energia elétrica sem cortes de carga ao longo do horizonte de estudo [4] [14].

O problema de planejamento pode ainda ser classificado como planejamento estático ou multiestágio. O planejamento estático considera apenas um estágio para um horizonte de planejamento defindo, isto é, deve-se determinar onde e que tipos de ampliações e reforços da infraestrutura de transmissão devem ser instalados na rede básica. Quando o horizonte de planejamento é dividido em vários estágios, tem-se o planejamento multiestágio ou dinâmico, onde, adicionalmente, além da localização e o tipo, deseja-se determinar quando instalar essa nova infraestrutura de transmissão. Existem poucos trabalhos sobre planejamento multiestágio, podendo-se encontrar algumas propostas em [3], [4], [14], [15], [16], [17], [22]. Neste trabalho, analisamos a abordagem do planejamento estático da expansão da transmissão de longo prazo.

Neste capítulo são apresentadas as modelagens matemáticas aplicadas ao problema de planejamento estático da expansão de sistemas de transmissão, assim como as diversas técnicas de solução utilizadas na literatura.

2.2 Modelagem Matemática

A modelagem matemática é uma representação de um problema real por meio de um modelo matemático que relaciona um conjunto de variáveis de decisão inteiras e contínuas. Existem propostas de utilizar o modelo AC para apresentar a operação real do problema, e sua aplicação ainda se encontra em desenvolvimento. Atualmente ainda são utilizados vários modelos

matemáticos linearizados para representar a modelagem do problema de planejamento da expansão da transmissão tais como o modelo DC, modelo de transportes, modelo híbrido linear, modelo híbrido não linear e o modelo disjuntivo.

No momento, o modelo DC ainda é utilizado para representar o problema de planejamento da expansão da transmissão de longo prazo. Testes mostraram que os resultados obtidos usando o modelo DC apresentam resultados muito próximos aos resultados obtidos usando o fluxo de carga AC em relação aos fluxos de potência ativa. Existem várias técnicas de solução que resolvem de maneira adequada os problemas de planejamento que usam o modelo DC [6], [18].

O modelo DC considera as duas leis de Kirchhoff, o que transforma este modelo em um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM). Os outros modelos para representar o problema de planejamento como os modelos de transportes e híbridos são versões relaxadas (aproximadas) do modelo DC. O modelo disjuntivo considera uma caraterística binária para os circuitos a serem selecionados. A seguir é apresentada a formulação matemática dos diferentes modelos utilizados na literatura de planejamento.

2.2.1 Modelo de Transportes

O modelo de transportes foi proposto por Garver [19], sendo esta a primeira proposta sistemática de modelagem matemática usada com sucesso no problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão que usou programação linear [1], [15]. Este modelo representou o início de uma sistematização de pesquisas nos problemas de planejamento.

No modelo de transportes somente é considerada a primeira lei de Kirchhoff para o fluxo de potência linearizado, e as linhas de transmissão e os geradores devem operar dentro de seus limites especificados.

Assim, a modelagem matemática do modelo de transportes assume a seguinte forma:

$$Min\ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} n_{kl} \tag{2.1}$$

s.a.

$$Sf + g = d \tag{2.2}$$

$$|f_{kl}| \leq (n_{kl}^0 + n_{kl})\overline{f}_{kl} \quad (2.3)$$

$$0 \leq g \leq \overline{g} \quad (2.4)$$

$$0 \leq n_{kl} \leq \overline{n}_{kl} \quad (2.5)$$

n_{kl} inteiro

f_{kl} irrestrito

$(k, l) \in \Omega$

onde:

v : Investimento total devido às adições de circuitos

c_{kl}: Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho kl

n_{kl}: Número de circuitos adicionados

n_{kl}^0: Número de circuitos na topologia base

$\overline{n}_{kl}$: Número máximo de circuitos que podem ser adicionados no caminho kl

f_{kl}: Fluxo de potência total através dos circuitos no caminho kl

f : Vetor de fluxos com elementos f_{kl}

$\overline{f}_{kl}$: Capacidade de transmissão de um circuito no caminho kl

S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico

g : Vetor de geração

$\overline{g}$: Vetor de máxima geração nas barras geradoras

d : Vetor de demanda

Ω : Conjunto de caminhos do sistema

A equação (2.1) representa a função objetivo, que determina a minimização de investimentos devido às adições de novas linhas de transmissão ao longo do horizonte de planejamento.

Neste modelo, o conjunto de restrições (2.2) representa as equações equivalentes à primeira lei de Kirchhoff, sendo uma equação para cada barra do sistema. As restrições (2.3) representam as equações de capacidade de transmissão dos circuitos, levando em conta que possa haver fluxo de potência nos dois sentidos. As restrições (2.4) representam os limites de geração e as restrições (2.5) representam os circuitos adicionados em cada caminho candidato.

Do ponto de vista da pesquisa operacional, o modelo apresentado é um problema de programação linear inteiro misto (PLIM), cuja resolução não é simples devido as variáveis inteiras de investimento, especialmente para sistemas elétricos de grande porte.

A vantagem do modelo de transportes é que quase não existe diferença entre resolver problemas de sistemas conexos e altamente ilhados. Essa particularidade se manifesta diretamente do fato de que sua solução não depende das reatâncias dos circuitos. A desvantagem principal deste modelo é que a solução encontrada pode estar distante da solução ótima do ponto vista do modelo DC, pois o modelo de transportes não leva em conta a segunda lei de Kirchhoff. Aplicações desta modelagem foram utilizadas em [20], [21], [22], [23], [24].

2.2.2 Modelo DC

O modelo DC é uma generalização do modelo de fluxo de carga DC, atualmente considerado por alguns pesquisadores o modelo matemático ideal para representar o problema de planejamento estático da expansão de sistemas de transmissão [4], [6], [15]. No modelo DC, o sistema elétrico deve satisfazer as duas leis de Kirchhoff, ou seja, todas as barras do sistema devem satisfazer a primeira lei de Kirchhoff, e todos os laços existentes devem satisfazer à segunda lei de Kirchhoff [18]. Portanto, este modelo matemático é um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM) de elevada complexidade.

A modelagem matemática do modelo DC pode ser formulada da seguinte forma:

$$Min\ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} n_{kl} + \alpha \sum_{q\in\Gamma} r_q \tag{2.6}$$

s.a.

$$Sf + g + r = d \tag{2.7}$$

$$f_{kl} - \gamma_{kl}(n_{kl}^0 + n_{kl})(\theta_k - \theta_l) = 0 \tag{2.8}$$

$$|f_{kl}| \leq (n_{kl}^0 + n_{kl})\overline{f}_{kl} \tag{2.9}$$

$$0 \leq g \leq \overline{g} \tag{2.10}$$

$$0 \leq r \leq d \tag{2.11}$$

$$0 \leq n_{kl} \leq \overline{n}_{kl} \tag{2.12}$$

n_{kl} inteiro

f_{kl} e θ_l irrestritos

$(k, l) \in \Omega$

onde:

v : Investimento total devido às adições de circuitos

c_{kl}: Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho kl

γ_{kl} : Susceptância de um circuito no caminho kl

n_{kl}: Número de circuitos adicionados

n_{kl}^0: Número de circuitos na topologia base

$\overline{n}_{kl}$: Número máximo de circuitos que podem ser adicionados no caminho kl

f_{kl}: Fluxo de potência total através dos circuitos no caminho kl

f : Vetor de fluxos com elementos f_{kl}

$\overline{f}_{kl}$: Capacidade de transmissão de um circuito no caminho kl

S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico

θ_l: Ângulo de fase na barra l

g : Vetor de geração

$\overline{g}$: Vetor de geração máxima

d : Vetor de demanda

r : Vetor de geradores artificiais

α : Fator de penalidade

Ω : Conjunto de caminhos do sistema

A função objetivo apresentada em (2.6) está ligeiramente modificada em relação ao modelo DC convencional pela adição de variáveis de decisão para facilitar o processo de resolução. Estas variáveis são chamadas de geração artificial ou de corte de carga r_q e o fator de penalidade α, suficientemente grande para tornar pouco atraentes propostas de investimento com valores de r_q diferentes de zero. Os geradores artificiais são inseridos em cada barra de carga do sistema, garantindo o atendimento da demanda nos casos em que a oferta de geração nas expansões realizadas não garantem o atendimento à demanda. A inclusão das variáveis artificiais na função objetivo permite que a solução do problema seja sempre factível, apresentando corte de carga ou

não na sua resolução. Portanto, quando é escolhido um valor de α relativamante grande, a solução final deverá apresentar todos os r_q são iguais a zero. Nessas condições a solução obtida é exatamente igual para a formulação original e modificada [1], [4], [15].

O conjunto de restrições (2.7) representa as equações equivalentes à primeira lei de Kirchhoff, uma equação para cada barra do sistema. As restrições (2.8) representam as equações equivalentes à segunda lei de Kirchhoff no equivalente DC da rede. As restrições (2.9) representam as restrições de capacidade de transmissão dos circuitos e a possibilidade de fluxo de potência nos dois sentidos. As restrições (2.10) e (2.11) representam o limite de geração existente e geradores artificiais. A restrição (2.12) representa os circuitos adicionados em cada caminho candidato. Finalmente, as variáveis f_{kl} e θ_l são irrestritas em valor e as variáveis n_{kl} devem ser inteiras. Aplicações deste modelo podem ser verificadas em [1], [4], [6], [9], [17], [20], [22], [25-33], entre outros.

A presença das equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff transforma o modelo DC num problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM) de elevado nível de complexidade no processo de solução, podendo ter uma característica de explosão combinatória. Neste trabalho, isto é resolvido através de um método de pontos interiores, já implementado no software MATPOWER [34].

2.2.3 Modelos Híbridos

O modelo híbrido é uma combinação entre o modelo de transportes e o modelo DC [18], já que é considerada a segunda lei de Kirchhoff como restrição, porém não para todos os circuitos. Neste modelo deseja-se encontrar soluções que sejam mais próximas das soluções ótimas obtidas pelo modelo DC, mas sem aumentar muito a complexidade deste. O modelo híbrido apresenta também uma estrutura de programação linear ou não linear, assim os modelos híbridos podem ser divididos em modelo híbrido não linear e modelo híbrido linear.

Modelo Híbrido não Linear

A modelagem matemática deste modelo especifica que a parcela do sistema elétrico correspondente aos caminhos onde já existem circuitos na configuração base devem satisfazer as

duas leis de Kirchhoff, e a outra parcela dos novos caminhos onde não existem circuitos na configuração base devem satisfazer apenas à primeira lei de Kirchhoff. Portanto, o modelo híbrido não linear é uma combinação do modelo de transportes com o modelo DC. Dito de outra maneria, o modelo híbrido deve satisfazer a primeira lei de Kirchhoff em todas as barras do sistema elétrico e a segunda lei de Kirchhoff somente naqueles laços que já existem na configuração base [18]. Esta modelagem foi usada em [21].

A aplicação do modelo híbrido no problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão visa contornar alguns problemas apresentados pelos modelos de transportes e DC. O modelo de transportes apresenta excelente flexibilidade para trabalhar com redes não conexas, porém, as soluções encontradas podem ficar muito afastadas da solução ótima obtida pelo modelo DC. Entretanto, o modelo DC tem sérios problemas para trabalhar com redes não conexas. Portanto, utilizar o modelo híbrido não linear apresenta uma complexidade quase semelhante ao modelo DC. Assim, a versão do modelo híbrido apresentada é usada somente com a finalidade de auxiliar no processo de resolução do modelo DC [4], [6], [18].

A modelagem matemática do modelo híbrido não linear assume a seguinte estrutura:

$$Min\ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} n_{kl} \tag{2.13}$$

s.a.

$$Sf + g = d$$

$$f_{kl} - \gamma_{kl}(n_{kl}^0 + n_{kl})(\theta_k - \theta_l) = 0 \quad \forall (k,l) \in \Omega_1$$

$$|f_{kl}| \leq (n_{kl}^0 + n_{kl})\overline{f}_{kl}$$

$$0 \leq g \leq \overline{g}$$

$$0 \leq n_{kl} \leq \overline{n}_{kl}$$

n_{kl} inteiro

f_{kl} irrestrito

θ_l irrestrito $\forall l \in \Omega_3$

onde:

Ω : Conjunto de caminhos do sistema elétrico

Ω_1: Conjunto de circuitos existentes na configuração base

Ω_2: Conjunto de circuitos correspondentes aos novos caminhos

Ω_3: Conjunto de barras que fazem parte da configuração base

θ_l : Ângulo da tensão das barras existentes na configuração base

Modelo Híbrido Linear

A modelagem híbrida pode ser mais fácil de ser resolvida, uma vez que esta modelagem matemática corresponde a um problema de programação linear inteiro misto. Nesta modelagem, todas as novas adições de circuitos devem cumprir somente a primeira lei de Kirchhoff, isto é, os circuitos adicionados a caminhos onde já existem circuitos e onde não existem devem satisfazer apenas à primeira lei de Kirchhoff, mas a segunda lei de Kirchhoff deve ser atendida somente naqueles laços existentes na configuração base, considerando apenas os circuitos existentes nesta. Esta modelagem corresponde a uma versão relaxada do modelo híbrido não linear [18].

Nesta versão do modelo híbrido existem duas redes superpostas, onde a configuração base deve satisfazer às duas leis de Kirchhoff, e uma rede completa formada pelos circuitos candidatos à adição que deve cumprir apenas a primeira lei de Kirchhoff [4], [6]. Portanto, o modelo híbrido linear ainda é um problema de programação linear inteiro misto (PLIM).

A modelagem matemática do modelo híbrido linear assume a seguinte forma:

$$Min\ \ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} n_{kl} \tag{2.14}$$

s.a.

$$Sf' + S_0 f^0 + g = d$$

$$f_{kl}^0 - \gamma_{kl} n_{kl}^0 (\theta_k - \theta_l) = 0 \quad \forall (k,l) \in \Omega_1$$

$$\left|f_{kl}^0\right| \leq n_{kl}^0 \overline{f}_{kl} \quad \forall (k,l) \in \Omega_1$$

$$\left|f_{kl}'\right| \leq n_{kl} \overline{f}_{kl} \quad \forall (k,l) \in \Omega_2$$

$$0 \leq g \leq \overline{g}$$

$$0 \leq n_{kl} \leq \overline{n}_{kl}$$

n_{kl} inteiro

f_{kl}^0 e f_{kl}' irrestritos

θ_l irrestrito $\forall l \in \Omega_3$

onde:

S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema completo

S_0: Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema existente na configuração base

f_{kl}^0: Vetor dos fluxos nos circuitos existentes na configuração base

$f_{kl}^{'}$: Vetor de fluxos dos circuitos adicionados

Aplicações desta modelagem podem ser encontradas em [20], [22], [35].

2.2.4 Modelo Linear Disjuntivo

No modelo linear disjuntivo o modelo DC não linear é transformado num problema equivalente cuja modelagem matemática corresponde a um modelo linear. Geralmente, é possível transformar um problema não linear quadrático com variáveis binárias e reais num problema linear com variáveis binárias e reais usando uma transformação que permite separar os termos quadráticos em relações lineares. Este processo é conseguido inserindo ao problema um parâmetro M de valor muito grande. Esta modelagem chamada linear disjuntiva permite encontrar as mesmas soluções ótimas do modelo DC [4].

A modelagem matemática do modelo linear disjuntivo pode ter a seguinte forma:

$$Min\ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} y_{kl} + \alpha \sum_{q\in\Gamma} r_q \tag{2.15}$$

s.a.

$$S_0 f^0 + S_1 f^1 + g + r = d$$

$$f_{kl}^0 - \gamma_{kl}^0(\theta_k - \theta_l) = 0 \quad \forall (k,l) \in \Omega_1$$

$$f_{kl}^1 - \gamma_{kl}^1(\theta_k - \theta_l) \leq \mathrm{M}(1 - y_{kl})$$

$$f_{kl}^1 - \gamma_{kl}^1(\theta_k - \theta_l) \geq -\mathrm{M}(1 - y_{kl})$$

$$\left|f_{kl}^0\right| \leq \overline{f}_{kl}$$

$$|f_{kl}^1| \leq \overline{f}_{kl} y_{kl}$$

$$0 \leq g \leq \overline{g}$$

$$0 \leq r \leq d$$

$$\mathrm{y}_{kl} \in \{0,1\} \ \forall (k,l) \in \Omega_T$$

f_{kl}^{0} , f_{kl}^{1} e θ_l irrestritos

onde:

y_{kl}: Variável binária igual a 1 se adicionado o circuito no caminho $k-l$, caso contrário é igual a 0

S_0 : Matriz de incidência nó-ramo transposta dos circuitos existentes na configuração base com fluxos f^0

S_1 : Matriz de incidência nó-ramo transposta dos circuitos candidatos considerados como variáveis binárias e com fluxos f^1

γ_{kl}^{0}: Susceptância equivalente dos circuitos existente na configuração base

A vantagem do modelo linear disjuntivo está relacionada com a modelagem linear e, eventualmente, podem-se desenvolver algoritmos adequados com propriedades de convergência interessantes do ponto de vista teórico. A desvantagem está relacionada com o aumento da dimensão do problema com a introdução de variáveis binárias e com a escolha ou determinação do parâmetro M para cada restrição que passa a ser o fator que pode complicar a solução do modelo linear disjuntivo [4], [6], [18]. Esta modelagem matemática foi aplicada em [20], [36], [37].

2.3 Técnicas de solução

As técnicas de otimização utilizadas na literatura para resolver o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão podem ser agrupadas em: algoritmos heurísticos, métodos clássicos e metaheurísticas.

2.3.1 Algoritmos heurísticos

Um algoritmo heurístico é um procedimento passo a passo que, de maneira sistemática, determina uma boa proposta de expansão do sistema de transmissão, a partir de uma configuração base. Em cada passo é adicionado ao sistema um ou vários circuitos até que o sistema elétrico expandido possa operar adequadamente [15]. Portanto, em cada passo, a configuração do sistema elétrico é modificada recebendo adições de novos circuitos, e esta configuração obtida passa a ser

denominada configuração corrente. Em cada passo, o circuito escolhido para ser adicionado à chamada configuração atual é um circuito que corresponde ao caminho mais atraente identificado por critérios de sensibilidade, indicadores de sensibilidade ou índices de desempenho [18].

O primeiro método heurístico de grande difusão utilizado no planejamento de sistemas de transmissão que apareceu foi o de Garver [10] que utiliza o modelo de transportes. A ideia de Garver é usar a programação linear (PL) correspondente como uma estratégia para encontrar uma boa solução para o problema original. A proposta de Garver sugere resolver o próprio modelo de transportes após relaxar a integralidade das variáveis inteiras de investimento. Então, o modelo de transportes se reduz a um simples problema de PL, e a solução deste pode ser usada para identificar o caminho mais atraente para adicionar uma linha de transmissão no sistema elétrico. Então, a proposta de Garver consiste em adicionar um circuito na configuração corrente no caminho mais atraente que resulta no maior fluxo de potência, e atualizar a configuração corrente de acordo com a adição selecionada. Portanto, em cada passo o processo adiciona um circuito no caminho mais atraente identificado pelo PL [6].

Na literatura de planejamento de sistemas de transmissão existem muitos algoritmos heurísticos que utilizam o modelo DC [1], [4], [18]. Como exemplos, pode-se citar o algoritmo de mínimo esforço [38], o algoritmo de mínimo corte de carga [39], o algoritmo de Villasana-Garver-Salon [40], entre outros. Na metodologia proposta por Monticelli [38] o indicador de sensibilidade do algoritmo identifica que, em cada passo do processo, é adicionado ao sistema elétrico na topologia base aquele circuito que produz a maior redução de sobrecargas no sistema elétrico. No algoritmo de mínimo corte de carga o indicador de sensibilidade identifica que, em cada passo do processo é adicionado ao sistema elétrico na topologia base aquele circuito que tende a produzir a maior diminuição do corte de carga, fazendo uso de geradores artificiais para contornar os problemas de operação do sitema elétrico. O algoritmo Villasana-Garver-Salon utiliza como índice de sensibilidade a resolução do modelo híbrido linear relaxando a integralidade das variáveis de investimento. Em cada passo se resolve o modelo híbrido linear para a topologia corrente para identificar o circuito no caminho mais atraente que deve ser adicionado sistema elétrico com a mesma lógica fundamental do algoritmo de Garver. A diferença é que todo circuito adicionado ao sistema elétrico durante o processo deve obedecer as duas leis de Kirchhoff, o que significa que no final do processo a solução encontrada é factível para o modelo DC.

2.3.2 Métodos clássicos de otimização

Os métodos de otimização deste tipo, geralmente usando técnicas de decomposição matemática, apresentam a característica de encontrar a solução ótima do problema de planejamento da expansão da transmissão e são muito eficientes em sistemas de pequeno e médio porte, porém, para sistemas de grande porte estes métodos ainda apresentam problemas de convergência e elevado esforço computacional [18].

Uma alternativa para a solução do problema PET foi usar a decomposição de Benders, que explora a decomposição natural do problema de planejamento em duas partes, um subproblema de investimento e um subproblema de operação. O subproblema investimento, em que se escolhe um plano de expansão candidato e são calculados os custos de investimento associados ao mesmo, é um problema de programação linear inteira mista. O subproblema operação é um problema de programação linear, onde é testado o plano de expansão candidato em termos do adequado atendimento da carga [1], [15]. Em [41], utiliza-se a decomposição de Benders com o modelo de transportes e o modelo DC, separadamente. Em [21], Romero e Monticelli propuseram o planejamento hierarquizado com decomposição de Benders para o modelo DC onde foram encontradas soluções ótimas para sistemas de pequeno e médio porte ainda não conhecidas. Em [42] propõe-se um esquema de decomposição hierarquizado de duas fases e em [36] apresentou um algoritmo de decomposição de Benders para o modelo linear disjuntivo.

O algoritmo *Branch and Bound* é um algoritmo enumerativo, cuja estrutura de resolução baseia-se na construção de uma árvore *onde* os nós representam os problemas candidatos e os caminhos representam as novas restrições que devem ser consideradas. Por intermédio dessa árvore, todas as soluções inteiras da região factível do problema são enumeradas de modo implícito ou explícito, o que garante que todas as soluções ótimas sejam encontradas [4]. As aplicações deste algoritmo para resolver o problema de planejamento de expansão foram apresentadas em [6], [10], [16], [22-25], [35].

2.3.3 Metaheurísticas

As metaheurísticas representam um conjunto de técnicas de otimização adaptadas para lidarem com problemas complexos que apresentam características de explosão combinatória,

particularmente naqueles em que os métodos heurísticos não são eficientes. Portanto as metaheurísticas são métodos de solução que coordenam procedimentos de busca locais com estratégias de mais alto nível, de modo a criar um processo capaz de escapar de mínimos locais e realizar uma busca robusta no espaço de soluções de um problema. Algumas das metaheurísticas usadas no planejamento de expansão de sistemas de transmissão são os métodos de recozimento simulado (*simulated annealing*), algoritmos genéticos (*genetic algorithms*), busca tabu (*tabu search*), GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*), enxame de partículas (*particle swarm*), colônia de formigas (*ant colony*), entre outros.

A utilização dos metaheurísticas para resolver o problema de planejamento da transmissão teve início com o trabalho de Romero [28], com base na técnica de recozimento simulado. Posteriomente em [1, 43] foi propoposto o recozimento simulado paralelizado que permitiu obter soluções reduzindo o tempo de execução. Em [44] foi empregado um método híbrido, que além de usar o recozimento simulado, adicionou uma fase de busca local permitindo melhoria no desempenho do algoritmo.

Os algoritmos genéticos também foram aplicados na solução do problema de planejamento. Em [1, 26], Gallego utilizou um algoritmo genético apresentando boas soluções para o problema PET. Uma versão dos algoritmos genéticos, o algoritmo de Chu-Beasley foi aplicado com sucesso em [4, 17]. Outras abordagens utilizando algoritmos genéticos foram propostas em [3], [5], [8], [14], [15], [27], [45].

Em [1], um método de busca tabu foi aplicado ao problema PET. Outras aplicações que utilizam a busca tabu podem ser encontradas em [29], [30], [46], [47].

A metaheurística GRASP também foi aplicada ao problema PET em [31], [37].

Em [48], [49] foi empregado o algoritmo de otimização por colônia de formigas para a resolução do problema de planejamento.

A técnica de otimizacão por enxame de partículas (*particle swarm optimization* – PSO) foi aplicada em [50], [51] para sistemas pequeno porte. Em [13], [32], [33], [52] algumas variantes de PSO foram também aplicadas com sucesso, mas para sistemas de pequeno e médio porte. Em [32], foi apresentada a versão Local PSO (LPSO) paralelo, que permitiu acelerar o tempo computacional de execução. Posteriormente em [9], algumas variantes de PSO foram aplicadas ao problema PET usando sistemas de pequeno, médio e grande porte.

As metaheurísticas encontram soluções de excelente qualidade, mas normalmente requerem esforço computacional elevado.

Capítulo 3

Otimização por Enxame de Partículas

3.1 Introdução

Inteligência de enxame é um ramo da inteligência artificial que estuda o comportamento coletivo de sistemas complexos, auto-organizadas, descentralizados com estrutura social. Tais sistemas consistem em simples agentes que interagem organizados em pequenas sociedades (enxames). O comportamento agregado do enxame exibe características de inteligência.

Otimização por enxame de partículas (particle swarm optimization – PSO), originalmente introduzida por Kennedy e Eberhart [53], é um algoritmo de otimização estocástica baseado em modelos de simulação social. O desenvolvimento de PSO foi baseado em conceitos que regem as populações socialmente organizadas na natureza, tais como bandos de aves, peixes, e manadas de animais. Ela emprega uma população de pontos de busca que se move estocasticamente no espaço de busca. A melhor experiência ou posição alcançada por cada indivíduo é mantido, e depois comunicado a parte ou a toda a população. O esquema de comunicação é determinado por uma rede social fixa ou adaptativa, que desempenha um papel essencial nas propriedades de convergência do algoritmo.

Duas variantes de PSO foram desenvolvidas inicialmente para tirar vantagem das suas propriedades de exploração e explotação, isto é, o Global PSO (GPSO), em que a totalidade do enxame é considerada como a vizinhança de cada partícula, e a versão Local PSO (LPSO), onde vizinhanças são estritamente menores [13], [33].

O PSO quântico (Quantum-behaved Particle Swarm optimization – QPSO) é uma nova versão de PSO introduzida por Sun [54]. Esta variante considera um comportamento quântico dos

movimentos de partículas, com base nas leis da mecânica quântica, o que em teoria pode levar a uma melhor convergência global do que o PSO convencional. QPSO é um tipo de algoritmo probabilístico, e a equação iterativa de QPSO é muito diferente da equação do PSO padrão. QSPO não requer vetores de velocidade para as partículas e tem menos parâmetros para controlar, o que o torna mais fácil de implementar.

3.2 PSO Clássico

PSO é uma técnica de busca de base populacional para resolver problemas de otimização numérica. As partículas ou membros da população viajam através de um espaço de busca multidimensional procurando uma potencial solução. No PSO clássico cada partícula ajusta a sua posição no espaço de busca de acordo com a sua própria experiência e as experiências das outras partículas presentes na população.

Em uma estrutura matemática, seja $A \subset \mathbf{R}^n$ o espaço de busca, e $f: A \to Y \subseteq \mathbf{R}^n$ a função objetivo. A fim de manter as descrições tão simples quanto possível, vamos supor que A é também o espaço viável do problema em questão, ou seja, não há mais restrições explícitas colocados nas soluções candidatas. Além disso, note que não há premissas adicionais necessárias referentes à forma da função objetivo e do espaço de busca. O PSO é um algoritmo de base populacional, ou seja, explora uma população de possíveis soluções para sondar concorrentemente o espaço de busca. A população é chamada de *enxame* e seus indivíduos são chamados de *partículas* [55]. O enxame é definido como o conjunto:

$\mathbf{S} = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}\}^{\mathrm{T}}$,

contendo N partículas (soluções candidatas). Cada partícula é definida como:

$x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM}\}^{\mathrm{T}} \in A, \ \ i = 1{,}2 \dots, N.$

Os índices são arbitrariamente atribuídos às partículas, e N é um parâmetro definido pelo usuário. Cada partícula pode ser um vector de m componentes, que também define a dimensão do problema. A função objetivo, $\mathrm{f}(x)$, é calculada para todos os pontos em A. Portanto, cada partícula tem um valor de função única, $\mathrm{f}_i = \mathrm{f}(x_i) \in Y$.

As partículas movem-se dentro do espaço de busca A de forma iterativa. Isto é possível ajustando a sua *posição* usando uma mudança de posição adequada, chamada *velocidade*, e denotado como:

$v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iM}\}^{\mathrm{T}} \in A, \;\; i = 1,2 \dots, N.$

A velocidade possibilita que as partículas sejam potencialmente capazes de visitar qualquer região de A de forma iterativa. Se t indica o contador de iterações, então a posição atual da i-ésima partícula e a sua velocidade serão daqui em diante denotadas por $x_i(t)$ e $v_i(t)$, respectivamente.

A velocidade é atualizada com base em informações obtidas nas etapas anteriores do algoritmo. Isto é implementado em termos de uma memória, onde cada partícula pode armazenar a *melhor posição* que já visitou durante sua busca. Para este propósito, além do enxame **S**, que contém as posições atuais das partículas, o PSO também mantém um conjunto de memória:

$\boldsymbol{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_N\},$

que contém as melhores posições:

$p_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iM}\}^{\mathrm{T}} \in A, \;\; i = 1,2 \dots, N,$

já visitadas por cada partícula.

Considere um problema de minimização para representar um problema multimodal. Sendo g o índice da melhor posição com o menor valor da função em $\boldsymbol{P}$ numa determinada iteração t, então o estado de cada partícula x_{ij} pode ser representado pela sua velocidade e posição na versão global do PSO (GPSO) de acordo com as seguintes equações:

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 R_1 (P_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 R_2 (P_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (3.1)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (3.2)$$

$i = 1,2 \dots, N; \;\; j = 1,2 \dots, M,$

onde $v_{ij}(t+1)$ é a velocidade de cada partícula; $x_{ij}(t+1)$ é a posição de cada partícula; $P_{ij}(t)$ é a melhor posição pessoal de $x_{ij}(t)$; $P_{gj}(t)$ é a posição da melhor partícula entre todas as partículas na população, chamado a melhor posição global; $i = 1,2 \dots, N$ (tamanho do enxame); $j = 1,2 \dots, M$ (dimensão do problema); t representa o contador de iteração; R_1 e R_2 são variáveis aleatórias distribuídos uniformemente dentro de (0,1); c_1 e c_2 são fatores de ponderação chamados de parâmetros cognitivo e social, respectivamente.

Na definição da equação da atualização de velocidade, a constante c_2 regula de uma forma clara o tamanho máximo do passo na direção da melhor partícula global, e a constante c_1 regula o tamanho do passo na direção da melhor posição individual daquela partícula. O valor de v_{ij} é mantido dentro do intervalo de [-v_{max}, v_{max}], reduzindo a probabilidade de que uma partícula saia do espaço de busca.

A fim de garantir a convergência do PSO, é incorporado o coeficiente de constrição χ para ajustar as velocidades na equação de atualização de velocidade conforme indicado na seguinte equação:

$$v_{ij}(t+1) = \chi[v_{ij}(t) + c_1 R_1 \left(P_{ij}(t) - x_{ij}(t)\right) + c_2 R_2 \left(P_{gj}(t) - x_{ij}(t)\right)] \tag{3.3}$$

onde χ é dado por:

$$\chi = \frac{2}{\left|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}\right|}, \quad \varphi = c_1 + c_2,$$

Foi mostrado por Clerc e Kennedy [56] que o enxame mostra convergência estável se $\varphi > 4$. Clerc e Kennedy recomendam um valor de 4,1 para a soma de c_1 e c_2, o que leva a $\chi = 0{,}729$ e $c_1 = c_2 = 2{,}05$.

Esta versão de PSO, geralmente chamada de GPSO, acelera a velocidade de convergência do enxame de forma eficaz com o melhor desempenho em geral.

3.2.1 Versão Local PSO

O Local PSO (LPSO) tem sido estudado a fim de encontrar as topologias que podem ser capazes de melhorar o desempenho de GPSO. O referido problema foi abordado pela introdução do conceito de vizinhança, a fim de reduzir o esquema global de troca de informações com um único local, sendo a informação difundida apenas em pequenas partes do enxame em cada iteração. Cada partícula tem um conjunto de outras partículas que são suas *vizinhas* e, em cada iteração, ela comunica a sua melhor posição apenas para essas partículas, em vez de todo o enxame. Assim, as informações sobre a melhor posição global são inicialmente comunicadas somente à vizinhança da melhor partícula, e sucessivamente para o restante através de seus vizinhos [55].

Colocado formalmente, a vizinhança de uma partícula x_i pertencente a um enxame $\mathbf{S} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, é definido como um conjunto:

$NB_i = \{x_{M_1}, x_{M_2}, \dots, x_{M_s}\}$,

onde, $\{M_1, M_2, \dots, M_s\} \subseteq \{1,2 \dots, N\}$, é o conjunto de índices de seus vizinhos. A cardinalidade $|NB_i|$ deste conjunto é chamada de *tamanho da vizinhança*.

A variante global converge mais rapidamente para a melhor posição global do que a variante local. Portanto, o GPSO se destaca por sua capacidade de explotação. A versão local (LPSO) tem melhores capacidades de exploração, pois as informações sobre a melhor posição de cada partícula são gradualmente comunicadas às outras partículas através de seus vizinhos. Assim, a vizinhança de x_i pode ser definida como:

$NB_i = \{x_{i-}, x_{i-h+1}, \dots, x_{i-1}, x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+h-1}, x_{i+h}\}$,

onde o parâmetro h determina o tamanho da vizinhança, e é conhecido como raio de vizinhança (*NR*).

Na versão Local PSO (LPSO), a velocidade e a posição do enxame podem ser descritas, respectivamente, por:

$$v_{ij}(t+1) = \chi[v_{ij}(t) + c_1 R_1 \left(P_{ij}(t) - x_{ij}(t)\right) + c_2 R_2 \left(P_{lj}(t) - x_{ij}(t)\right)] \quad (3.4)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (3.5)$$

onde a melhor posição global P_{gj} é substituída pela melhor posição local P_{lj}, em que l representa o índice da melhor partícula na vizinhança x_i.

3.3 PSO quântico (QPSO)

O algoritmo PSO quântico (Quantum-behaved Particle Swarm Optimization − QPSO) é uma versão relativamente nova de PSO, que considera um comportamento quântico dos movimentos de partículas, motivada a partir da mecânica quântica e da análise dinâmica de PSO. O algoritmo utiliza uma estratégia baseada em um modelo poço de potencial delta (δ *potential well*) quântico para amostrar em torno dos melhores pontos anteriores e recebe ajuda da melhor posição média a

fim de aumentar capacidade de busca global da partícula. QPSO é um tipo de algoritmo probabilístico, e a equação iterativa de QPSO é muito diferente das de PSO [57], [58].

A análise da trajetória em [56] demonstrou que, para garantir a convergência do algoritmo PSO, cada partícula deve convergir para seu atrator local p_i, cujas coordenadas são definidas como:

$$p_{ij}(t) = \frac{c_1 R_1 P_{ij}(t) + c_2 R_2 P_{gj}(t)}{c_1 R_1 + c_2 R_2}, \tag{3.6}$$

ou

$$p_{ij}(t) = \varphi_{ij}(t).P_{ij}(t) + \big(1 - \varphi_{ij}(t)\big).P_{gj}(t), \tag{3.7}$$

onde $\varphi_{ij}(t) = c_1 R_1/(c_1 R_1 + c_2 R_2)$ é uma sequência de números aleatórios distribuído uniformemente em (0,1).

Isto implica que o atrator local p_i é um ponto aleatório, que está localizado dentro do hiperplano construído entre P_{ij} e P_{gj} no espaço de busca.

Numa estrutura quântica, o estado de uma partícula é representado pela função de onda $\Psi(X,t)$, ao invés da posição e velocidade. Em QPSO, o comportamento dinâmico de cada partícula é vastamente divergente comparado ao PSO convencional, e os valores exatos de posição e de velocidade não podem ser determinados simultaneamente. Só é possível saber a probabilidade de uma partícula estar em uma posição x determinada por uma função densidade de probabilidade $|\Psi|^2$, a qual depende do campo potencial em que a partícula se encontra [57], [58].

Num espaço tridimensional (3D), a função de onda $\Psi(X,t)$ de uma partícula satisfaz a relação

$$|\Psi|^2 = dxdydz = Qdxdydz, \tag{3.8}$$

onde $Qdxdydz$ é a probabilidade da partícula aparecer num volume infinitesimal em torno do ponto (x,y,z). Em outras palavras, $|\Psi|^2 = Q$ representa a função densidade de probabilidade satisfazendo:

$$\iiint |\Psi|^2 \, dxdydz = \iiint Q \, dxdydz = 1. \tag{3.9}$$

As equações (3.8) ou (3.9) fornecem a interpretação estatística da função de onda. Geralmente, $\Psi(X,t)$ varia no tempo de acordo com:

$$i\hbar\frac{\partial}{\partial t}\Psi(X,t) = \hat{\mathrm{H}}\Psi(X,t), \tag{3.10}$$

onde $\hbar$ é a constante de Plank, e $\hat{\mathrm{H}}$ é o operador hamiltoniano:

$$\hat{\mathrm{H}} = -\frac{\hbar^2}{2m}\nabla^2 + V(X), \tag{3.11}$$

para uma única partícula de massa m num campo de potencial $V(X)$. A equação (3.10) é conhecida como equação de Schrödinger, que descreve a evolução temporal do estado quântico de um sistema físico. Esta equação tem uma importância central na teoria da mecânica quântica.

No caso em que o campo potencial não depende do tempo, pode-se resolver a parte temporal da equação (3.10) dando lugar a outra equação de Schrödinger para estados independentes do tempo e em uma dimensão em seu estado estacionário, suficiente para descrever o estado da partícula com um determinado nível de energia, como se segue:

$$\frac{d^2\Psi}{dX^2} + \frac{2m}{\hbar^2}[E + \mathrm{V}(X)]\Psi = 0, \tag{3.12}$$

onde E é a energia da partícula e Ψ é a função de onda da partícula, que só depende da posição.

Em QPSO, o enxame é considerado como um sistema quântico onde cada partícula tem um estado quântico baseado na função de onda empregada, enquanto ele se move num poço de potencial delta no sentido de uma posição p. Considerando que o ponto p esteja no centro do campo potencial, a energia potencial da partícula no poço de potencial delta em uma dimensão é dada por:

$$V(X) = -\gamma\delta(X-p) = -\gamma\delta(Y), \tag{3.13}$$

onde $Y = X - p$ é a intensidade do poço de potencial. Por isso, para este problema de estado, o operador Hamiltoniano é

$$\hat{\mathrm{H}} = -\frac{\hbar^2}{2m}\frac{d^2}{dY^2} - \gamma\delta(Y). \tag{3.14}$$

O estado de uma partícula satisfaz a equação de Schrödinger estacionária

$$\frac{d^2\Psi}{dY^2} + \frac{2m}{\hbar^2}[E + \gamma\delta(Y)]\Psi = 0. \tag{3.15}$$

Para o movimento de partículas em uma dimensão de poço de potencial delta, podemos representar a função de onda normalizada como

$$\Psi(Y) = \frac{1}{\sqrt{L}} e^{-|Y|/L}, \tag{3.16}$$

onde $L = \hbar^2/m\gamma$.

Em termos da interpretação estatística dos resultados da função de onda, a função densidade de probabilidade de Y é dada por:

$$Q(Y) = |\Psi(Y)|^2 = \frac{1}{L} e^{-2|Y|/L}, \tag{3.17}$$

O parâmetro L depende da intensidade da energia do poço de potencial, o qual define o escopo de procura de uma partícula e pode ser denominada criatividade ou imaginação da partícula.

Dada uma função distribuição de probabilidade, a posição de uma partícula pode ser medida atravéz da simulação de Monte Carlo. Este processo de medir as posições das partículas em mecânica quântica é essencialmente alcançado pelo colapso do estado quântico para o estado clássico [58]. O procedimento de simulação é descrito como se segue

$$u = e^{-2|Y|/L}, \tag{3.18}$$

onde u é um número aleatório uniformemente distribuído em (0,1).

$$Y = \pm\frac{L}{2} ln\left(\frac{1}{u}\right), \tag{3.19}$$

colocando $Y = X - p$ obtém-se

$$X = p \pm \frac{L}{2} ln\left(\frac{1}{u}\right), \tag{3.20}$$

Supõe-se que a posição da partícula, o foco local, o comprimento característico de δ e a variável aleatória u evoluem com o número de iterações t. É possível utilizar a seguinte equação fundamental da evolução do QPSO para medir a j-ésima componente da posição da partícula i na $(t+1)$-ésima iteração:

$$X_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \frac{L_{ij}(t)}{2} \ln\left(\frac{1}{u_{ij}(t)}\right). \tag{3.21}$$

onde

$p_{ij}(t)$ é o componente j-ésimo do foco local p_i de partícula i na iteração t-ésima

$u_{ij}(t)$ é uma sequência de números aleatórios uniformemente distribuídos em (0,1)

Há duas estratégias eficientes para a determinação do valor de $L_{ij}(t)$ levando ao um bom desempenho do algortimo QPSO. Em [54], foi sugerido que o valor de $L_{ij}(t)$ seja avaliado por:

$$L_{ij}(t) = 2\beta\left|X_{ij}(t) - p_{ij}(t)\right|. \tag{3.22}$$

Assim, a equação iterativa de QPSO é:

$$X_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \beta\left|X_{ij}(t) - p_{ij}(t)\right| \ln\left(\frac{1}{u_{ij}(t)}\right), \tag{3.23}$$

onde β é um número real positivo conhecido como o coeficiente CE (expansão da contração). O PSO definido na equação (3.23) é conhecido como o poço de potencial delta quântico baseado em PSO.

Uma estratégia para controlar o valor de $L_{ij}(t)$, escalando a distância da posição atual para um ponto global $C(t)$, foi proposto em [57], [58]. Nesta estratégia, $L_{ij}(t)$, é calculada como:

$$L_{ij}(t) = 2\beta\left|X_{ij}(t) - C_j(t)\right|, \tag{3.24}$$

onde $C(t) = (C_1(t), C_1(t), \ldots, C_M(t))$ é conhecido como a melhor posição média, que pode ser definido pela média das melhores posições individuais de todas as partículas, isto é:

$$C_j(t) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} P_{ij}(t) \quad (1 \le j \le M). \tag{3.25}$$

Consequentemente, a posição da partícula pode ser atualizada por:

$$X_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \beta\left|X_{ij}(t) - C_j(t)\right| \ln\left(\frac{1}{u_{ij}(t)}\right). \tag{3.26}$$

Em QPSO, o coeficiente de expansão e contração β é o mais importante parâmetro algorítmico que requer ajuste para garantir de convergência do algoritmo durante o processo de busca. O PSO com a equação (3.26) é chamado Quantum-behaved Particle Swarm Optimization – QPSO.

Procura do conhecimento de partículas em QPSO

Em termos de evolução do conhecimento de um organismo social, existem dois tipos de pensamentos relacionados à forma como os indivíduos de uma população adquirem o conhecimento. O primeiro através do P_{ij} (o melhor valor encontrado pelo indivíduo) e o P_{gj} (a melhor solução encontrada na população). Cada partícula procura na direção da posição atual do indivíduo para o ponto p_i que está situado entre o P_{ij} e o P_{gj}. O ponto p_i é conhecido como ponto de inclinação de aprendizagem (Learning Inclination Point – LIP) do indivíduo [57]. A tendência de aprendizado de cada indivíduo faz com que cada um procure na vizinhança do seu LIP, que é determinado pelo conhecimento existente na melhor posição global e as melhores posições pessoais.

No algoritmo PSO quântico, a cada iteração, cada partícula registra sua melhor posição pessoal e compara sua P_{ij} com todas as outras partículas em sua vizinhança ou população, resultando na melhor posição global. Para iniciar o próximo passo de busca de conhecimento, o parâmetro $L_{ij}(t)$, deve ser avaliado. De fato o parâmetro $L_{ij}(t)$, reflete a criatividade ou a imaginação e se caracteriza como o escopo de busca de conhecimento da partícula. Quanto maior o valor de $L_{ij}(t)$, o mais provável é que a partícula descobrirá novo conhecimento. A criatividade de uma partícula em QPSO é avaliada pela diferença entre a posição atual da partícula e seu LIP ou a que existe entre a posição atual e a melhor posição média. Se a nova posição é de um melhor conhecimento do que a melhor posição pessoal, então ele será substituído pelo novo conhecimento. É neste ponto que uma partícula em QPSO é mais criativa e mais inteligente, porque a nova posição da partícula pode aparecer em qualquer ponto do espaço de busca, desde que tenha melhor valor de aptidão [58].

Controle de Parâmetro

Há dois métodos de controle para o parâmetro β quando QPSO é aplicado a problemas práticos. Uma abordagem simples é definir β como um valor fixo durante a execução do algoritmo (QPSO1) [57]. Outra maneira é diminuir linearmente o valor de β durante o curso do processo de busca (QPSO2) [58], [59] através de:

$$\beta = (\beta_1 - \beta_2)\frac{(t_{max} - t)}{t_{max}} + \beta_2, \tag{3.27}$$

onde

β_1 e β_2 são os valores inicial e final de β, respectivamente

t é o número de iteração atual

t_{max} é o número máximo de iterações admissíveis

3.3.1 QPSO Ponderada

Da equação (3.25), podemos ver que a melhor posição média é simplesmente a média das melhores posições pessoais de todas as partículas, o que significa que todas as partículas são consideradas iguais e exercem a mesma influência sobre o valor de C_j. A filosofia QPSO ponderado é que a melhor posição média C_j determina o escopo de busca ou criatividade da partícula. A posição média igualmente ponderada, no entanto, é alguma coisa paradoxal, comparada com a evolução da cultura social no mundo real. Por um lado, apesar de todo o organismo social determinar a melhor posição média, não é adequado considerar cada membro igual. Com isso, C_j na equação (3.25) é substituído por uma melhor posição média ponderada.

O problema mais importante é determinar se uma partícula é elitista ou não, ou estabelecer exatamente como avaliar sua importância no cálculo do valor de C_j. É natural, como em outros algoritmos evolutivos, associar o elitismo com o valor de aptidão das partículas. Quanto maior a aptidão, mais importante a partícula. Podemos classificar as partículas em ordem decrescente de acordo com seu primeiro valor de aptidão. Então, nesta variante de QPSO é designado a cada partícula um coeficiente de peso a linearmente decrescente com a posição da partícula, isto é, quanto mais perto da melhor solução, maior é seu coeficiente de peso [60]. A melhor posição média C_j, portanto, é calculada como:

$$C_j(t) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} aP_{ij}(t) \tag{3.28}$$

$$X_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \beta\left|X_{ij}(t) - C_j(t)\right| \ln\left(\frac{1}{u_{ij}(t)}\right) \tag{3.29}$$

onde C_j é chamado de melhor posição média ponderada, o coeficiente de peso a para cada partícula decresce linearmente de a_1 e a_2. O algoritmo melhorado é chamado QPSO ponderado (QPSO3).

3.3.2 QPSO com Diversidade Controlada

A fim de aperfeiçoar a habilidade de PSO de escapar de ótimos locais, algumas estratégias para controlar a diversidade do enxame foram propostas. Este aspecto também foi incorporado ao QPSO, e o novo algoritmo é conhecido como QPSO com diversidade controlada (QPSO4). A diversidade do enxame de partículas pode ser formalmente definida através da média das distâncias das posições atuais das partículas para a posição média [58], [61]. Neste caso, a medida de diversidade pode ser calculada por:

$$D(t) = \frac{1}{|N|.|G|} \sum_{i=1}^{|N|} \sqrt{\sum_{j=1}^{M} \left(X_{ij}(t) - \bar{X}_j(\mathrm{t})\right)^2} \tag{3.30}$$

onde

N é o tamanho do enxame

G é o comprimento da diagonal mais longa no espaço de busca

M é a dimensão do problema

$X_{ij}(t)$ é o j-ésimo componente da i-ésima partícula na t-ésima iteração

$\bar{X}_j(\mathrm{t})$ é o j-ésimo componente da média de todas as posições atuais das partículas

No modelo utilizado um limite inferior é ajustado para a diversidade da população, sendo este denotado por d_{low}. Após a inicialização, o algoritmo é executado no modo de atração que é obtido variando β de β_1 a β_2. Se a diversidade do enxame atinge valor menor que o valor limiar d_{low}, as partículas são ajustadas para o modo de explosão, a fim de aumentar a diversidade até que esta passe a ser maior do que d_{low}. O modo de explosão consiste em redefinir o coeficiente β, atribuindo um valor β_0, onde $\beta_0 > 1{,}781$ [58]. A literatura menciona que o QPSO tende a divergir quando se define β_0 desta forma. Esta é exatamente a estratégia do modo de explosão, que provoca uma tendência temporária à divergência, para aumento da diversidade do enxame.

Neste trabalho de pesquisa, as quatro variantes de QPSO (QPSO1, QPSO2, QPSO3, e QPSO4) são aplicadas ao problema PET.

3.4 Implementação de PSO

A) Implementação da formulação matemática

Neste trabalho a implementação da modelagem matemática do modelo DC utilizado (veja Seção 2.2.2) é dividida em dois problemas: a) o problema mestre de expansão, e b) o problema operacional.

O problema de expansão minimiza o custo total de adições de linhas de transmissão e o custo de corte de carga usando a função objetivo (3.31). O custo de corte de carga não só é útil para quantificar esta variável para os diversos planos de expansão, mas também é importante para penalizar a função objetivo, de uma maneira fácil, caso a topologia de transmissão não seja operacionalmente factível. A cada iteração do problema de expansão, uma série de topologias de transmissão é gerada pelo enxame de partículas baseada nas metaheurísticas utilizadas neste trabalho. Além disso, a factibilidade operacional de cada topologia de transmissão gerada tem que ser avaliada. Isto é feito através de um problema de otimização independente (explicado adiante nesta seção) que fornece ao problema de expansão uma medida de factibilidade por meio do custo de corte de carga.

A formulação do problema mestre da expansão da transmissão é:

$$Min\ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} n_{kl} + w \tag{3.31}$$

s.a.

$$0 \le n_{kl} \le \overline{n}_{kl}$$

$$n_{kl} \text{ inteiro}$$

onde:

v : Investimento total devido à adição de novos circuitos

c_{kl}: Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho kl

n_{kl}: Número de circuitos adicionados no caminho kl

w : Custo de corte de carga ativa

$\overline{n}_{kl}$: Número máximo de circuitos que podem ser adicionados no caminho kl

Ω : Conjunto de caminhos do sistema elétrico, correspondentes aos circuitos (existentes e adicionados) na topologia corrente.

O problema operacional fornece o corte carga ao problema de expansão, para cada topologia de transmissão. O problema operacional corresponde à formulação de um fluxo de potência ótimo DC, com algumas restrições operacionais. Neste caso, a função objetivo inclui a redução de carga ativa, modelada pela adição de geradores artificiais aos nós de carga, de tal modo que o corte de carga é minimizado. Neste trabalho, este é resolvido por um método de pontos interiores disponível no software MATPOWER [34]. Cada avaliação de cada topologia de transmissão é encaminhada para avaliação da função referente ao problema da expansão. A formulação do problema operacional usado neste trabalho é:

$$Min\ w = \alpha \sum_{q \epsilon \Gamma} r_q \tag{3.32}$$

s.a.

$$Sf + g + r = d \tag{3.33}$$

$$f_{kl} - \gamma_{kl}(\theta_k - \theta_l) = 0 \tag{3.34}$$

$$|f_{kl}| \leq \overline{f}_{kl} \tag{3.35}$$

$$0 \leq g \leq \overline{g} \tag{3.36}$$

$$0 \leq r \leq d \tag{3.37}$$

f_{kl} e θ_l irrestritos

$(k, l) \in \Omega$

onde:

γ_{kl} : Susceptância de um circuito no caminho kl

f_{kl}: Fluxo de potência total através dos circuitos no caminho kl

f : Vetor de fluxos com elementos f_{kl}

$\overline{f}_{kl}$: Capacidade total de transmissão dos circuitos no caminho kl

S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico

θ_l: Ângulo de fase na barra l

g : Vetor de geração

$\overline{g}$: Vetor de geração máxima

d : Vetor de demanda

r : Vetor de geradores artificiais

α : Fator de penalidade

De forma similar ao comentado na Secão 2.2.2, a função objetivo apresentada em (3.32) está ligeramente modificada em relação ao modelo DC convencional pela adição de variáveis de decisão para facilitar o processo de resolução. Estas variáveis são chamadas de gerações artificiais ou de corte de carga r_q e o fator de penalidade α é suficiente grande para tornar pouco atraentes as propostas de investimento com valores de r_q diferentes de zero. Os geradores artificiais são inseridos em cada barra de carga do sistema garantindo o atendimento da demanda, no caso em que a oferta de geração nas expansões realizadas não garante por si só o atendimento à demanda.

A inclusão das variáveis artificiais na função objetivo permite que a solução do problema seja sempre factível, apresentando corte de carga ou não na sua resolução. Portanto, quando é escolhido um valor de α relativamante grande, na solucão final todos os r_q serão iguais a zero. Nessas condições a solução obtida é exatamente igual para a formulação original e modificada.

O conjunto de restrições (3.33) representa as equações correspondentes à primeira lei de Kirchhoff, uma equação para cada barra do sistema, e as restrições (3.34) representam as equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff no equivalente DC da rede, sendo que a lei das tensões de Kirchhoff é implicitamente levada em conta. As restrições (3.35) representam as restrições de capacidade de transmissão dos circuitos e a possibilidade de fluxo de potência nos dois sentidos. As restrições (3.36) e (3.37) representam os limites da geração existente e dos geradores artificiais. Finalmente, as variáveis f_{kl} e θ_l são irrestritas em valor. Neste caso, os parâmetros das susceptâncias e dos limites dos fluxos pelas linhas são modificados antes de resolver o problema de operação para cada topologia de transmissão avaliada.

B) Pseudocódigo do PSO

Passo 1: Preparar os dados elétricos da rede.

Passo 2: Definir os parâmetros do PSO de acordo com as diferentes variações do PSO (ou seja, tamanho de enxame, número máximo de iterações, número de vizinhos, β, c_1, c_1, χ, iteração inicial, etc).

Passo 3: Inicializar posições e velocidades das partículas aleatoriamente.

Passo 4: Avaliar a função objetivo utilizando o fluxo de potência ótimo DC.

Passo 5: Atualizar as melhores posições global, individual, e local de partículas (esta última aplicável ao LPSO).

Passo 6: Enquanto o critério de parada não for satisfeito, fazer

a. Aumentar contador de iterações.

b. Para cada partícula atualizar posições (e velocidades quando aplicável) usando as equações apropriadas para as diferentes variações do PSO (GPSO, LPSO ou QPSO).

c. Verificar os limites de velocidade (quando aplicável).

d. Atualizar enxame.

e. Verificar os limites de enxame.

f. Avaliar a função objetivo utilizando o fluxo de potência ótimo DC.

g. Atualizar as melhores posições global, individual, e local de partículas (esta última aplicável ao LPSO).

Passo 7: Fim

A seguir, são apresentados os passos anteriormente mostrados, organizados nos fluxogramas mostrados nas Figuras 3.1 (para o LPSO) e 3.2 (para o QPSO).

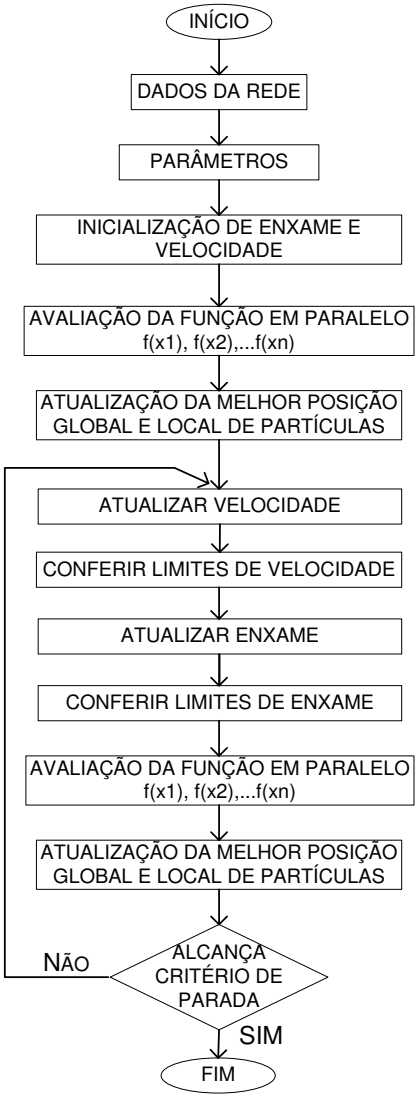

Figura 3.1: Fluxograma da implementação de LPSO para resolver o problema PET

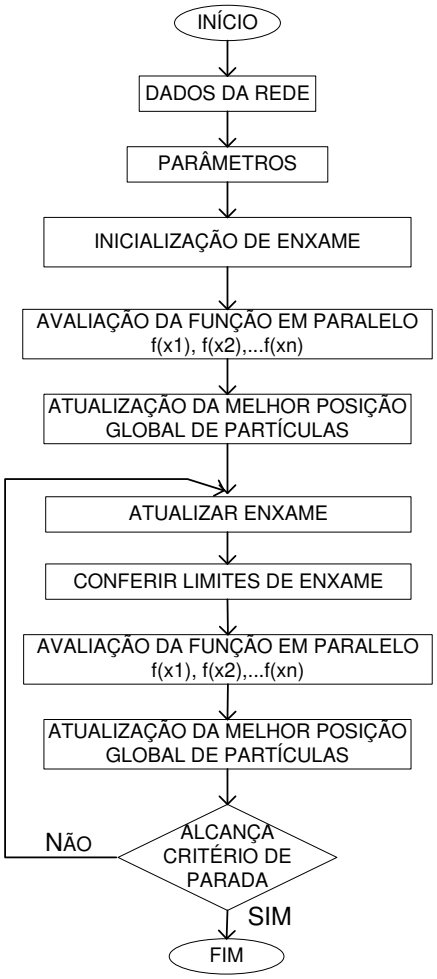

Figura 5.2: Fluxograma da implementação de QPSO para resolver o problema PET

C) Dados da rede

Normalmente, os dados utilizados na implementação de PSO para resolver o problema PET são aqueles necessários para o modelo DC. A dimensão do problema é dada pelo número de caminhos onde é possível adicionar circuitos.

D) Ajuste de parâmetros

Alguns parâmetros são muito importantes, a fim de assegurar a convergência dos algoritmos PSO. O número de partículas N é um parâmetro dependente do problema, que deve ser escolhido de acordo com a dimensão do problema e com a experiência do usuário. Não há procedimento formal de escolher tal parâmetro, que é determinado principalmente por um processo de tentativa e erro. No caso de GPSO e LPSO, as constantes c_1 e c_2 são estabelecidas como $2{,}05$ e, portanto, o fator χ é $0{,}729$ [33], [55]. Em geral, o raio de vizinhança NR pode assumir valores menores do

que o número de partículas, neste trabalho NR foi escolhido igual a 1. No caso das variantes de QPSO, seus parâmetros são ajustados para cada sistema de teste em particular, por um processo de tentativa e erro, de acordo com o que será mostrado na próxima seção 5.1 do trabalho.

E) Limites de enxame e velociade

A fim de limitar o espaço de busca, os limites máximo e mínimo de cada partícula x têm que ser definidos. Neste problema, estes limites correspondem ao número de circuitos em cada caminho na rede elétrica original (x_{min}) e o número máximo de circuitos (x_{max}) permitido em cada caminho da rede futura. Além disso, os componentes de velocidade são também verificados, a fim de mantê-los dentro de seus limites, [-v_{max}, v_{max}], onde v_{max} foi definida como $x_{max}/2$.

F) Implementação paralela de PSO

A versão serial do PSO avalia uma partícula de cada vez. Nesta implementação o enxame é avaliado de forma paralela. Neste trabalho foi utilizada a caixa de ferramentas de processamento paralelo do MATLAB. Esta ferramenta permite o uso de outras sessões do MATLAB, chamadas de *workers*, aproveitando a tecnologia dos múltiplos núcleos (multicore) em processadores modernos. Neste caso, cada *worker* executa certo número de fluxos de potência ótimos, o que acelera todo o processo de avaliação da função.

G) Inicialização do enxame e da velocidade

A técnica de inicialização aleatória uniforme é normalmente usada na maioria dos trabalhos para gerar o enxame inicial quando não há muita informação sobre o problema a ser resolvido [62]. Normalmente, numa rede de energia real pelo menos um circuito será adicionado a 10-30% dos caminhos disponíveis. Portanto, as soluções iniciais de construção usando este critério permitirá ao algoritmo de otimização iniciar em regiões mais próximas dos valores ótimos, o que pode acelerar o processo de otimização. Seja B a percentagem (entre 10 - 30% do total de caminhos candidatos), de caminhos para adicionar circuitos inicialmente. Então b é calculado como $b = int\left(\frac{B}{100}M\right)$. Não há um procedimento formal para escolher B, porém, por alguns testes realizados, a escolha de $B = 10\%$ para redes de pequeno e médio porte, e $B = 25\%$ para redes maiores, fornece bons resultados. Seja $jrand$ um conjunto de índices de dimensão b, onde

$jrand \subset [1,2,\ldots,M]$ e cada componente de $jrand$ é escolhido aleatoriamente. Portanto, o processo para a definição o enxame inicial é descrito a seguir.

1. Definir x_{min} e x_{max}
2. Definir o enxame inicial como $x_{ij} = x_{ij}^{min}$
3. Escolher B de acordo com o tamanho do sistema, entre 10 e 30% da dimensão M do problema, e calcular b.
4. Para cada partícula $i = 1\ a\ N$ fazer:

   4.a Construir $jrand_i$

   4.b Construir o enxame de soluções iniciais, de acordo com

   $jrand_i = round[x_{ijrand_i}^{min} + (x_{ijrand_i}^{max} - x_{ijrand_i}^{min})rand]$, onde $rand$ é um valor aleatório distribuído uniformemente entre (0,1).
5. Fim

H) Atualizar velocidade e enxame

As técnicas de PSO anteriormente apresentadas são adequadas para variáveis contínuas. O problema PET formulado neste trabalho funciona com variáveis inteiras. Portanto, (3.2) foi ligeiramente modificado, a fim de lidar com números inteiros da seguinte maneira:

$$x_{ij}(t+1) = \text{round}\left[x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1)\right] \tag{3.31}$$

Assim, cada vez que x_{ij} é atualizado com a equação de movimento, ele é arredondado para o valor inteiro mais próximo. No caso das variantes de QPSO, as equações de posição são tratadas da mesma maneira para lidar com os números inteiros.

I) Critério de parada

Neste trabalho, o critério utilizado para interromper o processo iterativo é o número máximo de iterações, o qual também limita o número de avaliações da função. Quando soluções ótimas foram conhecidas, um segundo critério relacionado à convergência para valores da função conhecida poderia também ser usado. Na prática, a busca de estagnação também poderia ter sido utilizada como um critério de parada alternativo. Não existe formalmente nenhum procedimento para selecionar o número máximo de iterações, Neste trabalho, o critério de parada foi escolhido por um processo de tentativa e erro, levando em conta a dimensão do problema.

J) Espaço de busca

Suponha que o número de caminhos candidatos seja M (que também é a dimensão do problema) e x_{max} o número máximo possível de circuitos candidatos em cada caminho, então o espaço de busca é dado pelo número de topologias possíveis dado aproximadamente por $(x_{max} + 1)^M$. Obviamente, topologias de rede factíveis e infactíveis são incluídas neste cálculo.

Algumas considerações sobre o esquema de corte de carga

Um entendimento detalhado do esquema de corte de carga mencionado no Capítulo 2 é essencial para uma clara compreensão do método proposto.

Numa certa iteração i do algoritmo de otimização, algumas topologias de transmissão geradas são avaliadas através de um fluxo de potência ótimo DC. Se uma topologia particular de transmissão é factível, o fluxo de potência ótimo DC irá convergir mesmo em caso de violação de restrições. A violação de restriçãoes é inicialmente mitigada pelo fluxo de potência ótimo DC através do redespacho de geração (que é a maneira mais econômica). Se isso não for possível, o fluxo de potência ótimo DC vai lançar mão de geradores artificiais (a forma mais cara). Neste caso, podem ocorrer as seguintes situacões.

1. Não há corte de carga – isso significa que os geradores artificiais não geram potência ativa. Esta situação só é possível quando a topologia atual satisfaz as necessidades de potência ativa do sistema e não há violação de restrições. No entanto, isso não necessariamente significa que a topologia atual é a ótima, uma vez que em outras iterações mais planos econômicos que também atendem todas as restrições podem ser encontrados.

2. Há corte de carga – isso significa que os geradores artificiais geram potência ativa e algumas violações de restriçãoes estão presentes. No caso de esta opção ser permitida, o custo dos geradores artificiais α pode ser definido, por exemplo, como o custo real da energia não fornecida ou um custo mais elevado que o custo do plano de expansão atual dessa topologia. Ao definir os geradores artificiais com o custo real da energia não fornecida, estamos aceitando que o plano de expansão final poderia ter algum corte de carga. Definir esse custo em um valor muito mais alto é uma forma de penalizar, e o algoritmo de otimização nas

iterações seguintes vai discriminar esses planos. Esta por sua vez é uma forma prática de recusar o corte de carga no plano final.

Se uma determinada topologia de transmissão não é factível, o fluxo de potência ótimo DC do problema operacional não convergirá. Mesmo quando a formulação do problema é definida levando em conta a criação de soluções factíveis, devido à abordagem de corte carga, as soluções às vezes infactíveis podem ocorrer principalmente se o intervalo de geração dos geradores artificiais é muito rigoroso. Nesse caso, uma forma de evitar soluções infactíveis é estabelecer grande limite de geração. Portanto, em geral, a maneira de lidar com soluções infactíveis é definir α para um valor muito alto a fim de penalizar a função objetivo e discriminar essa topologia.

Capítulo 4

Planejamento da Expansão com Restrições de Segurança

4.1 Introdução

O planejamento da expansão da transmissão não se restringe somente a obter um plano que minimize o investimento, podendo também levar em conta critérios que garantam um nível adequado de segurança, qualidade e continuidade no fornecimento de energia elétrica. Tradicionalmente, são adotados os critérios determinísticos $(n-1)$ e $(n-2)$ [63]. O critério $(n-1)$ estabelece que, na ocorrência de contingência simples (saída de operação de um equipamento), não haverá corte de carga. O atendimento ao critério $(n-2)$ permite que o sistema continue operando após a ocorrência de contingências duplas sem corte de carga.

Neste capítulo analisamos o problema PET, usando o modelo DC para representar a rede elétrica. Como critério de segurança adotou-se o critério determinístico $(n-1)$ que é um dos critérios mais utilizados em trabalhos de planejamento de sistemas de transmissão [4], [45], [49]. O critério de segurança $(n-1)$ estabelece que o sistema deve ser expandido de forma que se uma linha de transmissão sair de operação, o sistema deve ser capaz de permanecer operando sem interrupção de fornecimento de energia, perda da estabilidade do sistema, violação de padrões de grandezas elétricas (frequência, tensão, etc.) e sem atingir limites de sobrecargas de equipamentos e instalações mesmo com a indisponibilidade de um elemento. Nesse contexto, o trabalho de planejamento resolve apenas o problema de transferência de potência ativa.

Com a finalidade de solucionar o problema PET com restrições de segurança, neste capítulo propõe-se um modelo matemático cuja solução é baseada no algoritmo PSO. Estudos de caso em sistemas teste conhecidos na literatura especializada foram utilizados para testar a metodologia e

uma análise comparativa dos resultados das variantes de PSO aplicado à solução do problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão com critério de segurança é apresentada.

4.2 Modelagem do Planejamento com Critério de Segurança

Para a solução do problema PET com critério de segurança $(n-1)$ apresentamos o modelo matemático do planejamento estático usando o modelo DC [45]. No modelo matemático são incluídos geradores artificiais em cada barra de demanda para que seja mais simples manipular o modelo matemático no processo de solução. O sistema opera com segurança se o sistema é planejado de forma que ainda opera adequadamente após a saída de qualquer linha de transmissão numa situação de contingência simples sem corte de carga. Portanto, o modelo matemático assume a forma:

$$Min\ \ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} n_{kl} + \alpha(w^0 + \sum_{Cg=1}^{nl} w^{Cg}) \tag{4.1}$$

s.a.

$$Sf + g + r = d$$

$$f_{kl} - \gamma_{kl}(n_{kl}^0 + n_{kl})(\theta_k - \theta_l) = 0$$

$$|f_{kl}| \leq (n_{kl}^0 + n_{kl})\overline{f}_{kl}$$

$$0 \leq g \leq \overline{g}$$

$$0 \leq r \leq d$$

$$0 \leq n_{kl} \leq \overline{n}_{kl}$$

n_{kl} inteiro; f_{kl} and θ_k irrestritos

$$Sf^p + g^p + r^p = d$$

$$f_{kl}^p - \gamma_{kl}(n_{kl}^0 + n_{kl})\left(\theta_k^p - \theta_{jl}^p\right) = 0\ \ \forall(k,l)\ \in 1,2,\dots,nl; \text{e } (k,l) \neq p$$

$$f_{kl}^p - \gamma_{kl}(n_{kl}^0 + n_{kl} - 1)\left(\theta_k^p - \theta_l^p\right) = 0\ \text{ para } (k,l) = p$$

$$\left|f_{kl}^p\right| \leq (n_{kl}^0 + n_{kl})\overline{f}_{kl}\ \ \forall(k,l)\ \in 1,2,\dots,nl; \text{e } (k,l) \neq p$$

$$\left|f_{kl}^p\right| \leq (n_{kl}^0 + n_{kl} - 1)\overline{f}_{kl}\ \text{ para } (k,l) = p$$

$$0 \leq g^p \leq \overline{g}$$

$$0 \leq r^p \leq d$$
$$0 \leq n_{kl} \leq \overline{n}_{kl}$$
$$[n_{kl}^0 + n_{kl} - 1] \geq 0 \text{ e inteiro para } (k,l) = p$$
$$n_{kl} \geq 0 \text{ e inteiro } \forall (k,l) \in 1,2,\dots,nl; \text{e } (k,l) \neq p$$
$$f_{kl}^p \text{ e } \theta_{kl}^p \text{ irrestritos}$$
$$(k,l) \in \Omega \text{ e } p = 1,2,\dots,nl$$

onde:

v : Investimento total devido às adições de circuitos

c_{kl}: Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho kl

γ_{kl} : Susceptância de um circuito no caminho kl

n_{kl}: Número de circuitos adicionados

n_{kl}^0: Número de circuitos na topologia base

$\overline{n}_{kl}$: Número máximo de circuitos que podem ser adicionados no caminho kl

f_{kl}: Fluxo de potência total através dos circuitos no caminho kl

f : Vetor de fluxos com elementos f_{kl}

$\overline{f}_{kl}$: Capacidade de transmissão de um circuito no caminho kl

S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico

θ_k: Ângulo de fase na barra k

g : Vetor de geração

$\overline{g}$: Vetor de geração máxima

d : Vetor de demanda

r : Vetor de geradores artificiais

α : Fator de penalidade

Ω : Conjunto de caminhos do sistema

em que w^0 é a soma das gerações artificiais do primeiro conjunto de restrições correspondente a operação sem contingência e α é um parâmetro de penalidade para o corte de carga no sistema. Ele deve ser ajustado de forma que torne desinteressante uma proposta de solução que acarrete corte de carga ao sistema quando usamos uma metaheurística que usa penalidade na função objetivo original. Na formulação (4.1), cada w^{cg} corresponde à soma de gerações artificiais para

a operação de cada conjunto de restrições para cada $(k,l) = p \in 1,2,\ldots,nl$. Assim, a forma matemática de w^{Cg} é:

$$w^{Cg} = \sum_{s \in \Gamma} r_s^{Cg} \tag{4.2}$$

em que r_s^{Cg} é a geração artificial (corte de carga) na barra de demanda $s \in \Gamma$ (conjunto de barras de demanda) para a operação com a contingência $Cg = 0,1,2,\ldots,nl$ sendo $Cg = 0$ a operação sem contingência.

4.3 Resolução da Modelagem Matemática

Para a solução do problema não é necessário realizar alterações no algoritmo PSO. O problema (4.1) pode ser desacoplado em $(nl + 1)$ PL's independentes. Essa particularidade permite que o PET com restrições de segurança seja resolvido usando o mesmo algoritmo PSO usado para resolver o problema PET sem segurança. Essa particularidade é uma das principais caraterísticas das metaheurísticas, só que o esforço computacional esperado para encontrar soluções de qualidade para o problema PET com restrições de segurança deve ser aproximadamente nl vezes maior quando comparado com o esforço computacional para resolver o problema PET sem considerar restrições de segurança. Assim, para cada proposta de investimento pode-se determinar o custo de expansão [4].

Neste trabalho, para qualquer versão de PSO utilizada, cada contingência a partir de uma lista predefinida é verificada por meio de um fluxo de potência ótimo para cada processo de avaliação da função. Uma vista pictórica do processo, juntamente com as equações (4.10) e (4.11) é mostrada na Figura 4.2, onde w^0 é o corte de carga para o caso base, w^{Cg} é o corte de carga para cada caso de contingência simples Cg, e ρ é uma constante de penalidade para o caso base se a topologia analisada é infactível. A vantagem deste método é evitar a execução de fluxos de potência ótimos para contingências, caso a topologia da rede de transmissão não apresente solução factível para o caso base [64]. As Figuras 4.1 e 4.2 a seguir representam o fluxograma da implementação da versão LPSO considerando o critério $(n - 1)$.

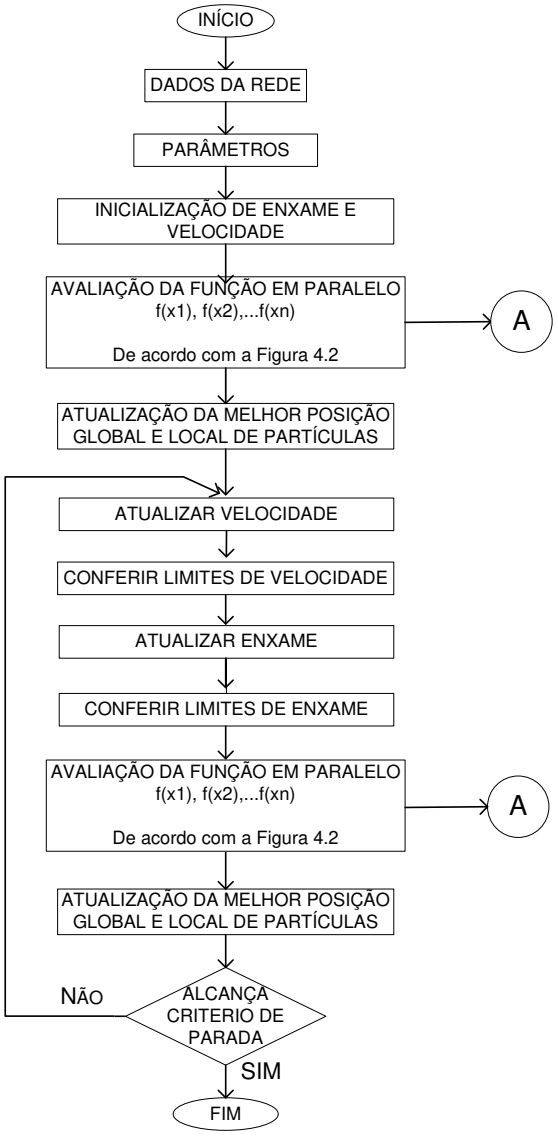

Figura 4.1: Fluxograma da implementação de LPSO para resolver o problema PET com critério $n-1$

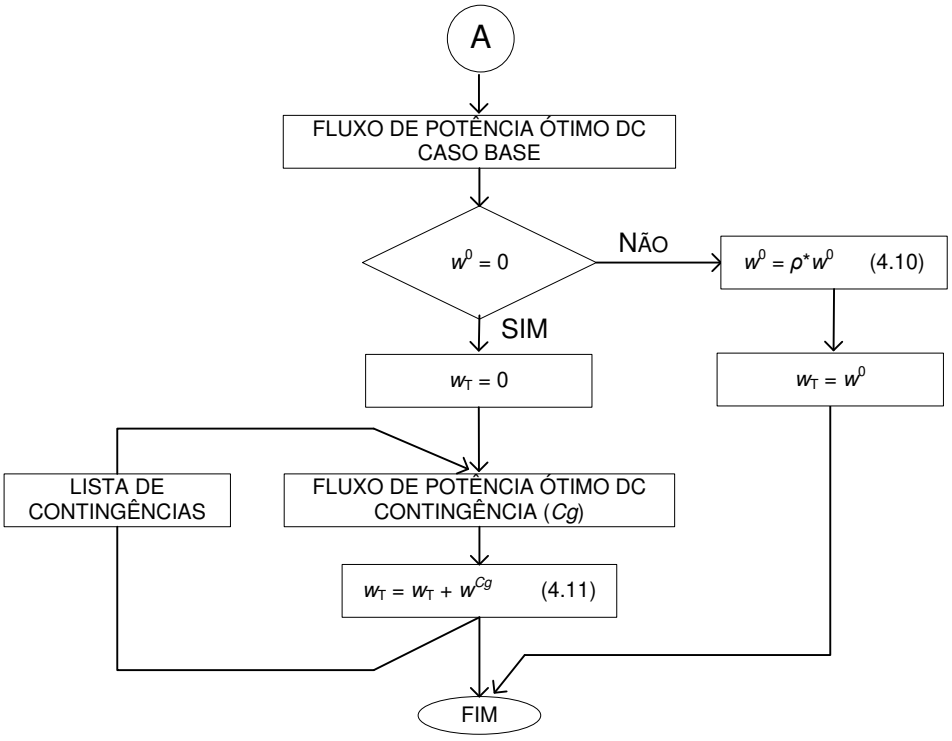

Figura 4.2: Avaliação da função objetivo e manejo de contingências

A) Implementação da formulação matemática

Da mesma forma que o problema PET sem critérios de segurança, o PET é dividido em dois problemas: a) o problema mestre de expansão, e b) o problema operacional.

O problema de expansão minimiza o custo total de adições de linhas de transmissão e o custo de corte de carga usando a função objetivo (4.3). O custo de corte de carga não só é útil para quantificar esta variável para os diversos planos de expansão, mas também é importante para penalizar a função objetivo, de uma maneira fácil, caso a topologia de transmissão não seja operacionalmente factível. A cada iteração do problema de expansão, uma série de topologias de transmissão é gerada pelo enxame de partículas baseada em técnicas metaheurísticas utilizadas neste trabalho. Além disso, a factibilidade operacional de cada topologia de transmissão gerada tem que ser avaliada. Isto é feito através do problema de otimização independente explicado adiante nesta seção que fornece o problema de expansão com uma medida de factibilidade por meio do custo de corte de carga. A formulação do problema mestre da expansão da transmissão é o seguinte:

$$Min\ v = \sum_{(k,l)\in\Omega} c_{kl} n_{kl} + w_T \tag{4.3}$$

s.a.

$$0 \leq n_{kl} \leq \overline{n}_{kl}$$

$$n_{kl} \text{ inteiro}$$

onde:

v : Investimento total devido à adição de novos circuitos

c_{kl}: Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho kl

n_{kl}: Número de circuitos adicionados no caminho kl

w_T : Custo total de corte de carga ativa

$\overline{n}_{kl}$: Número máximo de circuitos que podem ser adicionados no caminho kl

Ω : Conjunto de caminhos do sistema elétrico, correspondentes aos circuitos (existentes e adicionados) na topologia corrente.

em que w_T é a soma dos cortes de carga correspondentes ao caso base e aos casos com contingências. Assim, a forma matemática de w_T é:

$$w_T = \sum_{Cg=0}^{nl} w^{Cg}$$

em que w^{Cg} é o corte de carga para a operação com a contingência $Cg = 1,2,\dots,nl$ sendo $Cg = 0$ a operação sem contingência.

De forma similar ao problema PET sem segurança da Seção 3.4, o problema operacional fornece o custo total de corte carga, correspondente ao caso base e aos casos com contingências, ao problema de expansão, para cada topologia de transmissão. O problema operacional corresponde à formulação de um fluxo de potência ótimo DC, com algumas restrições operacionais. As contingências não são modeladas dentro do proceso de otimização, mas são modeladas modificando a topologia da rede e resolvendo um fluxo ótimo para cada caso. Neste caso, a função objetivo inclui a redução de carga ativa para o caso base e para os casos com contingências, modelada pela adição de geradores artificiais para os nós de carga, de tal modo que o corte de carga é minimizado. Neste trabalho, este é resolvido por um método de pontos

interiores disponível no software MATPOWER [34]. Então, o modelo é representado pela seguinte formulação:

$$Min \quad w^{Cg} = \alpha \sum_{q \epsilon \Gamma} r_q^{Cg} \tag{4.4}$$

s.a.

$$Sf^{Cg} + g^{Cg} + r^{Cg} = d \tag{4.5}$$

$$f_{kl}^{Cg} - \gamma_{kl}^{Cg}\left(\theta_k^{Cg} - \theta_l^{Cg}\right) = 0 \tag{4.6}$$

$$\left|f_{kl}^{Cg}\right| \leq \overline{f}_{kl} \tag{4.7}$$

$$0 \leq g^{Cg} \leq \overline{g} \tag{4.8}$$

$$0 \leq r^{Cg} \leq d \tag{4.9}$$

f_{kl}^{Cg} e θ_{kl}^{Cg} irrestritos

$(k, l) \epsilon \Omega$ e $Cg = 0,1,2, \ldots, nl$

onde:

γ_{kl} : Susceptância de um circuito no caminho kl

f_{kl}: Fluxo de potência total através dos circuitos no caminho kl

f : Vetor de fluxos com elementos f_{kl}

$\overline{f}_{kl}$: Capacidade de transmissão de um circuito no caminho kl

S : Matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico

θ_l: Ângulo de fase na barra l

g : Vetor de geração

$\overline{g}$: Vetor geração máxima

d : Vetor de demanda

r : Vetor de geradores artificiais

α : Fator de penalidade

O conjunto de restrições (4.5) representam as equações correspondentes à primeira lei de Kirchhoff, uma equação para cada barra do sistema, e as restrições (4.6) representam as equações correspondentes à segunda lei de Kirchhoff no equivalente DC da rede, sendo que a lei das tensões de Kirchhoff é implicitamente levada em conta. As restrições (4.7) representam as restrições de capacidade de transmissão dos circuitos e a possibilidade de fluxo de potência nos

dois sentidos. As restrições (4.8) e (4.9) representam o limite de geração existente e geradores artificiais. Finalmente, as variáveis f_{kl} e θ_l são irrestritas em valor.

Neste caso, os parâmetros das susceptâncias e dos limites dos fluxos pelas linhas são modificados antes de rodar o problema de operação para cada topologia de transmissão avaliada. No caso de contingência, simplesmente a linha é retirada da rede e consequentemente seus parâmetros também são modificados antes de resolver o fluxo de potência ótimo.

Capítulo 5

Testes e Resultados

Neste trabalho três sistemas elétricos conhecidos foram utilizados para solucionar o problema de planejamento estático da expansão de sistemas de transmissão, o sistema Garver de 6 barras, o sistema IEEE de 24 barras e o sistema Sul Brasileiro de 46 barras. Estes sistemas teste são bem conhecidos na literatura, fornecendo assim uma boa base de comparação com os resultados obtidos neste trabalho. Os dados dos sistemas elétricos usados para resolver o problema PET usando o modelo DC podem ser encontrados em [4], [6].

Para os sistemas de teste duas situações são analisadas [22]:

1. Problema com redespacho – existe folga na geração e, assim, os geradores podem ser ajustados da melhor forma possível, dentro dos limites especificados.
2. Problema sem redespacho – não existe folga na geração e os limites máximos são tais que possibilitam atender a demanda de forma justa.

Os resultados são divididos em duas seções, primeiro são apresentados os resultados do planejamento clássico. Depois é testado o planejamento considerando restrições de segurança com a adoção do critério $(n-1)$, ou seja, considerando contingências simples.

O algoritmo PSO foi implementado em ambiente MATLAB, rodando na plataforma de hardware Intel i7, 2,80 GHz, 8GB de RAM. Neste trabalho foi utilizada a ferramenta de processamento paralelo do MATLAB, utilizando oito *workers* para acelerar o processo de convergência. A ferramenta de código aberto MATPOWER [34], uma ferramenta bem conhecida para a análise de sistemas de potência, também foi utilizada, a fim de gerenciar o processo de avaliação da função usando o modelo de fluxo de potência ótimo DC apresentado nas seções

anteriores. A ferramenta de otimização para resolver o fluxo de potência ótimo DC em MATPOWER é MOSEK [65], que usa uma técnica de pontos interiores.

5.1 Planejamento Clássico

O algoritmo proposto para solucionar o problema de planejamento estático da expansão de sistemas de transmissão foi testado para os três sistemas elétricos propostos, cujas soluções conhecidas podem ser encontradas em [4], [20].

A solução do planejamento com redespacho de geração foi o ponto de partida para estudar o desempenho das versões do algoritmo PSO, realizando uma comparação de estatísticas de desempenho com diferentes números de partículas usando apenas um único critério de parada para cada sistema teste, segundo as referências [9], [13], [33], onde as versões GPSO e LPSO foram aplicadas ao problema PET. Na aplicação das variantes de QPSO, o ajuste de parâmetros foi determinado por tentativa e erro, sendo de valores diferentes para cada sistema teste.

No caso do planejamento sem redespacho de geração, uma vez avaliadas as estatísticas do problema com redespacho, foram aplicadas as versões LPSO e QPSO3 de melhor desempenho, usando quantidades de partículas que conseguiram melhores taxas de sucesso, a fim de avaliar e comparar o desempenho destas versões para cada sistema teste, uma vez que as redes sem redespacho exigem um maior esforço computacional.

5.1.1 Sistema Garver de 6 barras

O sistema Garver, mostrado na Figura 5.1, é ainda muito utilizado para apresentar resultados sobre planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Este sistema possui 6 barras, 15 caminhos candidatos e uma demanda prevista de 760 MW. O número máximo possível de linhas adicionadas por caminho igual a 5 e o número de topologias possíveis é $(5+1)^{15} = 6^{15}$.

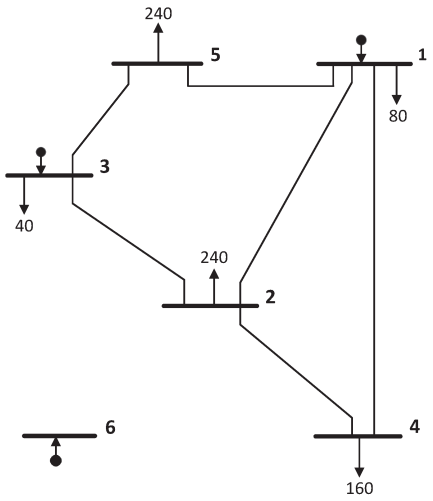

Figura 5.1: Sistema Garver – topologia base

5.1.1.1. Garver com Redespacho

O valor de investimento encontrado pelo algoritmo PSO para este plano de expansão da transmissão com redespacho é $v = \text{US\$ } 110$ [20] e apresenta a adição das seguintes linhas:

$$n_{3-5} = 1;\ n_{4-6} = 3$$

ou seja, foram adicionadas uma linha entre as barras 3 e 5, e três linhas entre as barras 4 e 6.

A fim de comparar o desempenho entre as versões GPSO, LPSO e QPSO propostas, 100 testes foram realizados com o uso de 40, 60, 80, 100 e 120 partículas. Todos os testes usaram 150 iterações como critério de parada. As variantes de QPSO são: **i)** β constante (QPSO1), **ii)** β linearmente variável de 2,5 a 1 (QPSO2), **iii)** β linearmente variável de 2,5 a 1 com a dimunindo linearmente de 1 a 0,5 (QPSO3) e **iv)** β linearmente variável de 2,5 a 1 com *diversidade controlada* e a diminindo linearmente de 1 a 0,5 (QPSO4). As Tabelas 5.1 a 5.6 mostram as estatísticas de desempenho das versões de PSO, sendo analisados para os 100 testes, a taxa de sucesso respeito à melhor solução conhecida, a média das iterações, o desvio padrão de iterações para mostrar o quanto de dispersão existe em relação à média, a média de avaliações da função objetivo, o valor mínimo de investimento, máximo de investimento, média de investimentos encontrados e o tempo médio de convergência. A solução é mostrada na Figura 5.2, que ilustra a configuração final obtida para o sistema Garver com redespacho de geração, onde as linhas tracejadas representam a expansão do sistema de transmissão.

Tabela 5.1: Desempenho de Global PSO (GPSO)

Partículas	40	60	80	100	120
Taxa de sucesso (%)	33	32	36	48	41
Média de iterações	12	11	11	10	11
Desvio padrão de iterações	5	6	6	3	6
Média de avaliação da função	480	651	918	956	1264
v Mínimo	110	110	110	110	110
v Máximo	370	320	320	301	223
v Média	158	149	153	138	141
Tempo médio (s)	66	70	125	62	83

Tabela 5.2: Desempenho de Local PSO (LPSO)

Partículas	40	60	80	100	120
Taxa de sucesso (%)	93	99	100	100	100
Média de iterações	33	31	30	28	26
Desvio padrão de iterações	12	9	10	7	7
Média de avaliação da função	1326	1843	2376	2778	3090
v Mínimo	110	110	110	110	110
v Máximo	161	130	110	110	110
v Média	112	110	110	110	110
Tempo médio (s)	20	23	15	20	17

Tabela 5.3: Desempenho de QPSO1 - β =2.5 (constante)

Partículas	40	60	80	100	120
Taxa de sucesso (%)	97	98	99	100	100
Média de iterações	94	92	86	86	78
Desvio padrão de iterações	23	24	26	21	20
Média de avaliação da função	3768	5512	6890	8626	9383
v Mínimo	110	110	110	110	110
v Máximo	130	130	130	130	130
v Média	111	110	110	110	110
Tempo médio (s)	77	93	91	99	101

Tabela 5.4: Desempenho de QPSO2 - β (variável)

Partículas	40	60	80	100	120
Taxa de sucesso (%)	93	97	95	99	98
Média de iterações	68	66	61	57	59
Desvio padrão de iterações	15	15	18	14	15
Média de avaliação da função	3734	3961	4851	5739	7070
v Mínimo	110	110	110	110	110
v Máximo	130	130	130	130	130
v Média	111	111	111	110	110
Tempo médio (s)	55	77	85	59	79

Tabela 5.5: Desempenho de QPSO3 - β (variável), *QPSO Ponderada*

Partículas	40	60	80	100	120
Taxa de sucesso (%)	98	99	100	100	100
Média de iterações	60	55	55	50	50
Desvio padrão de iterações	17	13	17	11	13
Média de avaliação da função	2381	3327	4439	4963	5987
v Mínimo	110	110	110	110	110
v Máximo	130	130	110	110	110
v Média	110	110	110	110	110
Tempo médio (s)	49	52	48	56	51

Tabela 5.6: Desempenho de QPSO4 - β (variável), d_{low}=1.5 β_0=3 *QPSO Ponderada*

Partículas	40	60	80	100	120
Taxa de sucesso (%)	92	95	99	100	98
Média de iterações	64	55	51	52	51
Desvio padrão de iterações	23	15	16	11	17
Média de avaliação da função	2547	3306	4092	5123	6105
v Mínimo	110	110	110	110	110
v Máximo	141	130	130	100	130
v Média	112	111	110	110	110
Tempo médio (s)	16	29	21	42	43

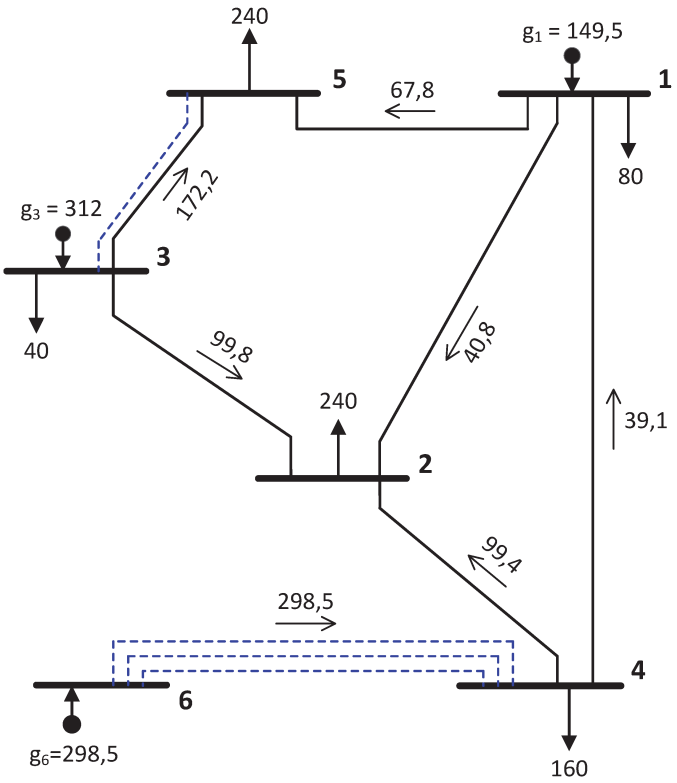

Figura 5.2: Solução do Sistema Garver com redespacho [45]

Pode ser visto a partir dos resultados acima que a versão GPSO (Tabela 5.1) apresenta baixas taxas de sucesso e o maior tempo computacional, e no caso de convergência para a solução ótima, o número de iterações e de avaliações da função foi a mais baixa das versões de PSO. Acontece o contrário com a versão LPSO e as variantes de QPSO, uma vez que elas alcançaram excelentes taxas de sucesso. Nesses casos, a versão LPSO (Tabela 5.2) teve o melhor desempenho em termos de número de iterações e de avaliações da função, apresentando também o menor tempo de execução. As variantes QPSO3 e QPSO4 (Tabelas 5.5 e 5.6) mostram os melhores resultados entre as variantes de QPSO, em termos de número de iterações e de avaliações da função.

Pode-se observar, que quanto maior o número de partículas, aumenta também o número de avaliações da função em todas as versões de PSO. Para este sistema de teste, 100 tentativas usando 40 partículas levou a altas taxas de sucesso e uma média razoável de avaliações da função objetivo.

A Figura 5.3 mostra um exemplo dos resultados referentes ao tempo computacional utilizando processamento paralelo para a variante QPSO3, em uma única tentativa e com o uso de 40, 60, 80, 100 e 120 partículas. Pode ser visto que usando 40 partículas o problema PET pode ser resolvido em um tempo de simulação aproximado de 47s usando 8 *workers* do processamento paralelo. A economia de tempo computacional utilizando 8 *workers*, se comparado com a versão serial de PSO (apenas um *worker*) com tempo de simulação de 177s, pode alcançar mais de 73% para este sistema teste. Segundo a Figura 5.3, quando se aumenta o número de partículas, aumenta também o tempo computacional. Importante economia de tempo pode também ser obtida usando apenas 2 ou 4 *workers*. Não existe uma relação linear entre o número de *workers* utilizados e o tempo de processamento obtido nos testes. A Figura 5.4 apresenta o gráfico da evolução do processo de convergência (QPSO3) em uma única tentativa usando 40 partículas. A Figura 5.5 apresenta a convergência das versões GPSO, LPSO e QPSO3.

Com relação aos números de iterações mostrados nas Tabelas 5.1 a 5.6, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura.

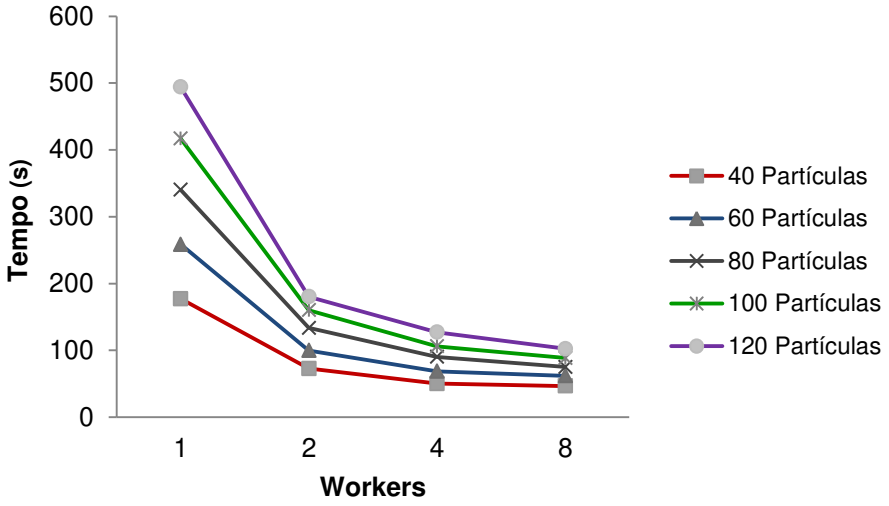

Figura 5.3: Tempo computacional no sistema Garver usando processamento paralelo

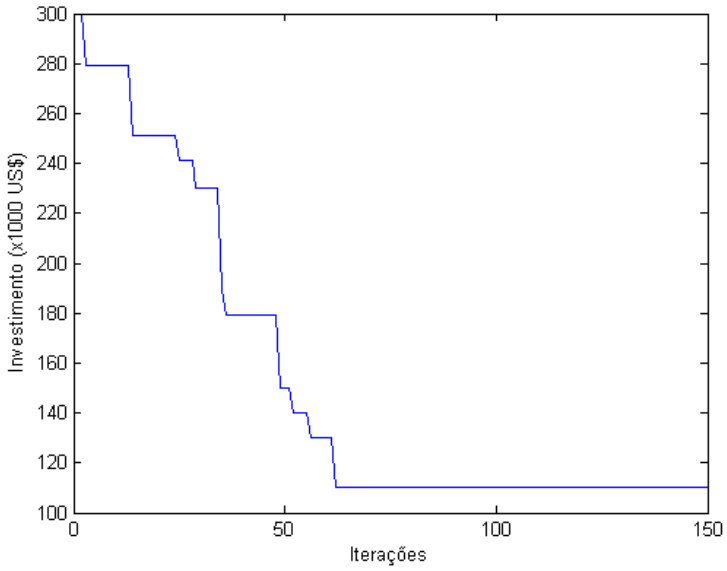

Figura 5.4: Processo de convergência no sistema Garver usando 40 partículas (variante QPSO3)

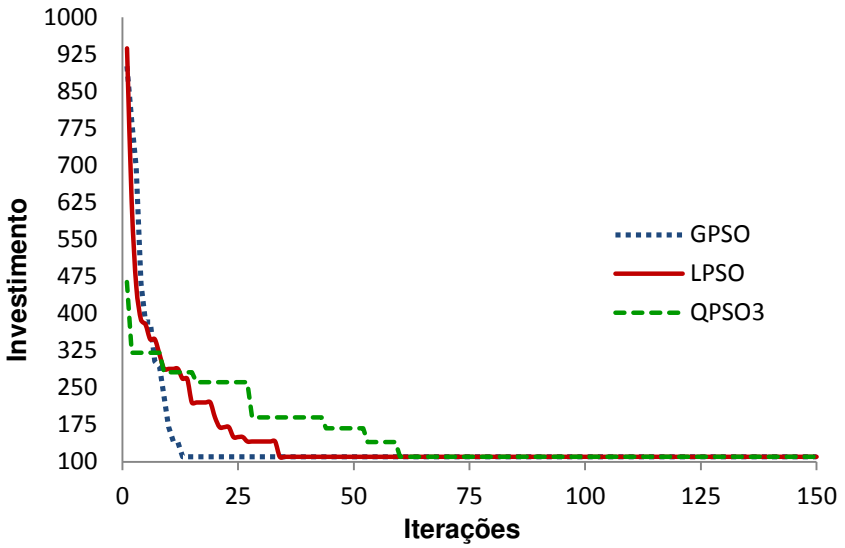

Figura 5.5: Convergência do (GPSO, LPSO e QPSO3), sistema Garver, usando 40 partículas

5.1.1.2. Garver sem Redespacho

O algoritmo PSO aplicado ao planejamento da expansão da transmissão sem redespacho para este sistema teste encontrou a melhor solução conhecida com um investimento de $v = \text{US\$ } 200$ [20] e a topologia final encontrada possui a adição das seguintes linhas:

$$n_{2-6} = 4;\ n_{3-5} = 1;\ n_{4-6} = 4$$

A fim de comparar o desempenho entre as versões LPSO e QPSO3, visando encontrar a solução ótima, foram realizadas 10 tentativas usando 100 partículas e 150 iterações como critério de parada. Conforme já mencionado, a variante QPSO3 usa os seguintes parâmetros: β linearmente variável de 2,5 a 1 com a dimunindo linearmente de 1 a 0,5. Neste teste, as duas versões encontraram a solução ótima em 100% dos casos. Na Tabela 5.7 é apresentado um comparativo de desempenho destas duas versões, onde a versão LPSO apresenta o melhor desempenho em termos de número de iterações, número de avaliações da função, além de apresentar menor tempo de execução. Com relação aos números de iterações mostrado na Tabela 5.7, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura. A solução é mostrada na Figura 5.6, que ilustra a configuração final obtida para o sistema Garver sem redespacho de geração, onde as linhas tracejadas representam a expansão do sistema de transmissão.

Tabela 5.7: Desempenho para o sistema Garver sem redespacho

Variantes	LPSO	QPSO3
Taxa de sucesso (%)	100	100
Média de iterações	25	64
Desvio padrão de iterações	11	7
Média de avaliação da função	2500	6350
v Mínimo	200	200
v Máximo	200	200
v Média	200	200
Tempo médio (s)	19	40

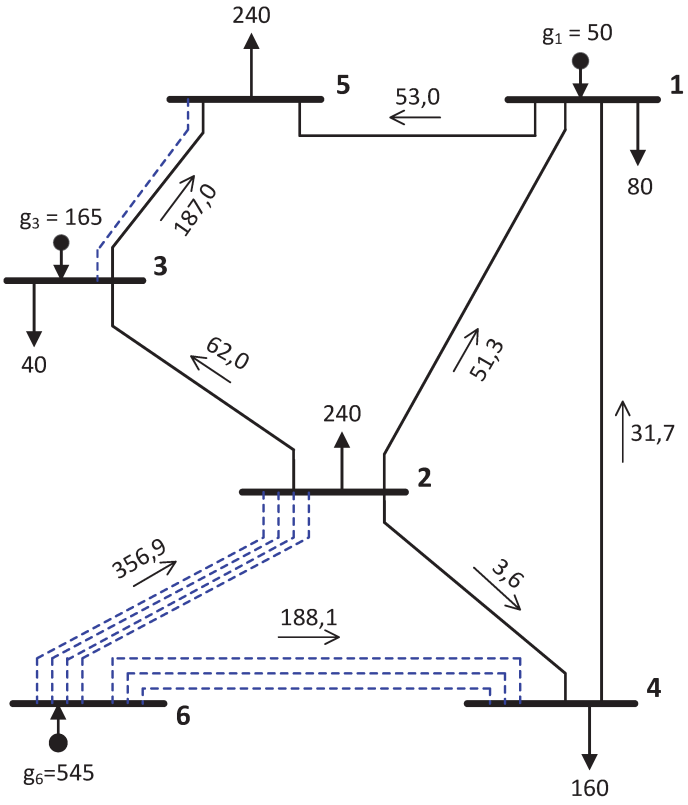

Figura 5.6: Solução do Sistema Garver sem redespacho [45]

5.1.2 Sistema IEEE de 24 barras

Este sistema possui 24 barras, 41 caminhos candidatos, uma demanda prevista de 8.550 MW. O número máximo possível de linhas adicionadas por caminho igual a 5 e o número de topologias possíveis é $(5+1)^{41} = 6^{41}$.

Este sistema passou a ser usado também para comparar os resultados de novos métodos em trabalhos de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. A topologia base é apresentada na Figura 5.7.

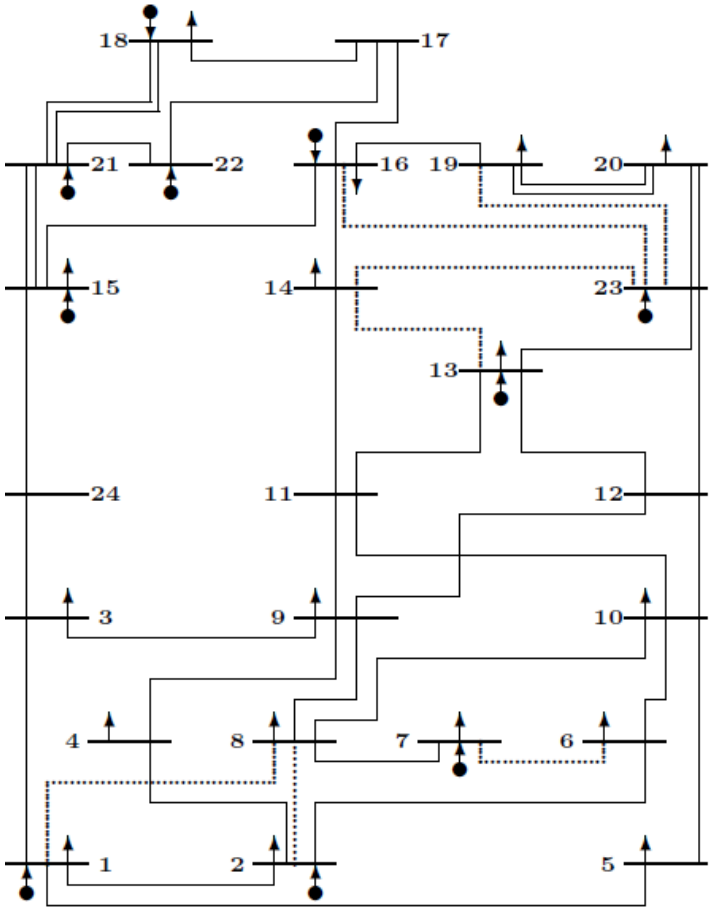

Figura 5.7: Sistema IEEE de 24 barras – topologia base [4]

5.1.2.1. Sistema IEEE de 24 barras com redespacho

O plano de expansão da transmissão com redespacho para este sistema encontra um valor de investimento igual a $v = \text{US\$ } 152.000$ [4] e as linhas adicionadas são:

$$n_{6-10} = 1;\ n_{7-8} = 2;\ n_{10-12} = 1;\ n_{14-16} = 1$$

Com a finalidade de comparar o desempenho entre as versões GPSO, LPSO e QPSO propostos, 10 tentativas foram realizadas com o uso de 100, 120, 140 e 160 partículas. Todos os testes usaram 500 iterações como critério de parada. As variantes de QPSO são: **i)** β constante

(QPSO1), **ii)** β linearmente variável de 2 a 0,5 (QPSO2), **iii)** β linearmente variável de 2 a 0,5 com a diminuindo linearmente de 1,5 a 0,5 (QPSO3) e **iv)** β linearmente variável de 2 a 0,5 com *diversidade controlada* e diminuindo a linearmente de 1,5 a 0,5 (QPSO4). Tabelas 5.8 a 5.13 mostram as estatísticas de desempenho das versões de PSO, sendo analisados para os 10 testes, a taxa de sucesso respeito à melhor solução conhecida, a média das iterações, o desvio padrão de iterações para mostrar o quanto de dispersão existe em relação à média, a média de avaliações da função objetivo, o valor mínimo de investimento, máximo de investimento, média de investimentos encontrados e o tempo médio de convergência.

Tabela 5.8: Desempenho de global PSO (GPSO)

Partículas	100	120	140	160
Taxa de sucesso (%)	0	0	0	0
Média de iterações	-	-	-	-
Desvio padrão de iterações	-	-	-	-
Média de avaliação da função	-	-	-	-
v Mínimo	453000	434000	254000	164000
v Máximo	1118000	982000	756000	823000
v Média	710400	645800	429600	433500
Tempo médio (s)	527	427	634	607

Tabela 5.9: Desempenho de local PSO (LPSO)

Partículas	100	120	140	160
Taxa de sucesso (%)	90	100	100	100
Média de iterações	112	124	96	103
Desvio padrão de iterações	29	51	19	19
Média de avaliação da função	11167	14868	13398	16496
v Mínimo	152000	152000	152000	152000
v Máximo	174000	152000	152000	152000
v Média	154200	152000	152000	152000
Tempo médio (s)	91	82	71	121

Tabela 5.10: Desempenho de QPSO1 - β=1.5 (constante)

Partículas	100	120	140	160
Taxa de sucesso (%)	80	70	100	100
Média de iterações	160	153	146	136
Desvio padrão de iterações	41	44	52	31
Média de avaliação da função	16000	18394	20482	21696
v Mínimo	152000	152000	152000	152000
v Máximo	202000	202000	152000	152000
v Média	157800	159000	152000	152000
Tempo médio (s)	191	271	113	142

Tabela 5.11: Desempenho de QPSO2 - β (variável)

Partículas	100	120	140	160
Taxa de sucesso (%)	100	90	100	100
Média de iterações	202	203	197	202
Desvio padrão de iterações	17	19	23	13
Média de avaliação da função	20160	24333	27636	32336
v Mínimo	152000	152000	152000	152000
v Máximo	152000	168000	152000	152000
v Média	152000	153600	152000	152000
Tempo médio (s)	127	170	225	203

Tabela 5.12: Desempenho de QPSO3 - β (variável), *QPSO Ponderada*

Partículas	100	120	140	160
Taxa de sucesso (%)	100	100	100	100
Média de iterações	300	275	282	312
Desvio padrão de iterações	68	20	39	68
Média de avaliação da função	30000	32976	39508	49952
v Mínimo	152000	152000	152000	152000
v Máximo	152000	152000	152000	152000
v Média	152000	152000	152000	125000
Tempo médio (s)	200	204	245	321

Tabela 5.13: Desempenho de QPSO4 - β (variável), d_{low}=2.5 β_0=3 *QPSO Ponderada*

Partículas	100	120	140	160
Taxa de sucesso (%)	0	100	100	100
Média de iterações	-	285	277	286
Desvio padrão de iterações	-	27	28	31
Média de avaliação da função	-	34164	38766	45696
v Mínimo	400000	152000	152000	152000
v Máximo	776000	152000	152000	152000
v Média	655000	152000	152000	125000
Tempo médio (s)	286	179	213	372

Para este sistema teste, a solução ótima foi obtida com 100% de sucesso em 10 tentativas, utilizando 140 partículas, exceto quando para a versão GPSO (Tabela 5.8), que não consegue encontrar a solução ótima. A versão LPSO e as variantes de QPSO alcançaram excelentes taxas de sucesso. Nesses casos, a versão LPSO (Tabela 5.9) alcançou o melhor desempenho em termos de número de iterações e de avaliações da função, apresentando menor tempo de execução. As variantes QPSO2, QPSO3 e QPSO4 (Tabelas 5.11, 5.12 e 5.13) mostram excelentes resultados em termos de taxa de sucesso. Neste caso, a variante QPSO1 (Tabela 5.10) consegue bom

desempenho entre as variantes de QPSO em termos de número de iterações e de avaliações da função, apresentando menor tempo de execução quando são usadas 140 ou 160 partículas. Isto se deve ao coeficiente de expansão da contração $\beta = 1{,}5$ (constante), pequeno comparado ao usado no caso de Garver. Com relação aos números de iterações mostrados nas Tabelas 5.8 a 5.13, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura.

Pode-se observar que quanto maior número de partículas aumenta também o número de avaliações da função.

No caso de GPSO (Tabela 5.8), as médias de iterações, de avalição da função e desvio padrão não são apresentadas, pois estas dependem da melhor solução conhecida, que não foi encontrada.

5.1.2.2. Sistema IEEE de 24 barras sem redespacho

Neste caso, a solução ótima do plano de expansão da transmissão sem redespacho foi obtida com investimento $v = \text{US\$ } 218.000$ [4] com adição das seguintes linhas:

$$n_{6-10} = 1;\ n_{7-8} = 2;\ n_{10-12} = 1;\ n_{14-16} = 1;\ n_{16-17} = 1;\ n_{20-23} = 1$$

A fim de comparar o desempenho entre as versões LPSO e QPSO3, visando encontrar a solução ótima, foram realizadas 10 tentativas usando 160 partículas e 500 iterações como critério de parada. A variante QPSO3 usa os seguintes parâmetros: β linearmente variável de 2 a 0,5 com a diminuindo linearmente de 1,5 a 0,5. Neste teste, as duas versões alcançaram excelentes taxas de sucesso, sendo que o LPSO encontra a solução ótima em 100% dos casos. Na Tabela 5.14 é apresentado um comparativo de desempenho destas duas versões, onde a versão LPSO apresenta o melhor desempenho em termos de número de iterações, número de avaliações da função e apresentando menor tempo de execução. Com relação aos números de iterações mostrado na Tabela 5.14, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura.

Tabela 5.14: Desempenho para o sistema IEEE de 24 barras sem redespacho

Variantes	LPSO	QPSO3
Taxa de sucesso (%)	100	80
Média de iterações	155	300
Desvio padrão de iterações	110	13
Média de avaliação da função	24800	47940
v Mínimo	218000	218000
v Máximo	218000	253000
v Média	218000	228800
Tempo médio (s)	186	434

5.1.3 Sistema Sul Brasileiro

Este sistema tem 46 barras, 79 caminhos candidatos e uma demanda prevista de 6.880 MW. O número máximo possível de linhas adicionadas por caminho igual a 5 e o número de topologias possíveis é $(5+1)^{79} = 6^{79}$.

Este sistema é ainda bastante usado na literatura para validar os resultados de novos algoritmos em trabalhos sobre planejamento da expansão de sistemas de transmissão. A Figura 5.8 mostra a topologia base deste sistema.

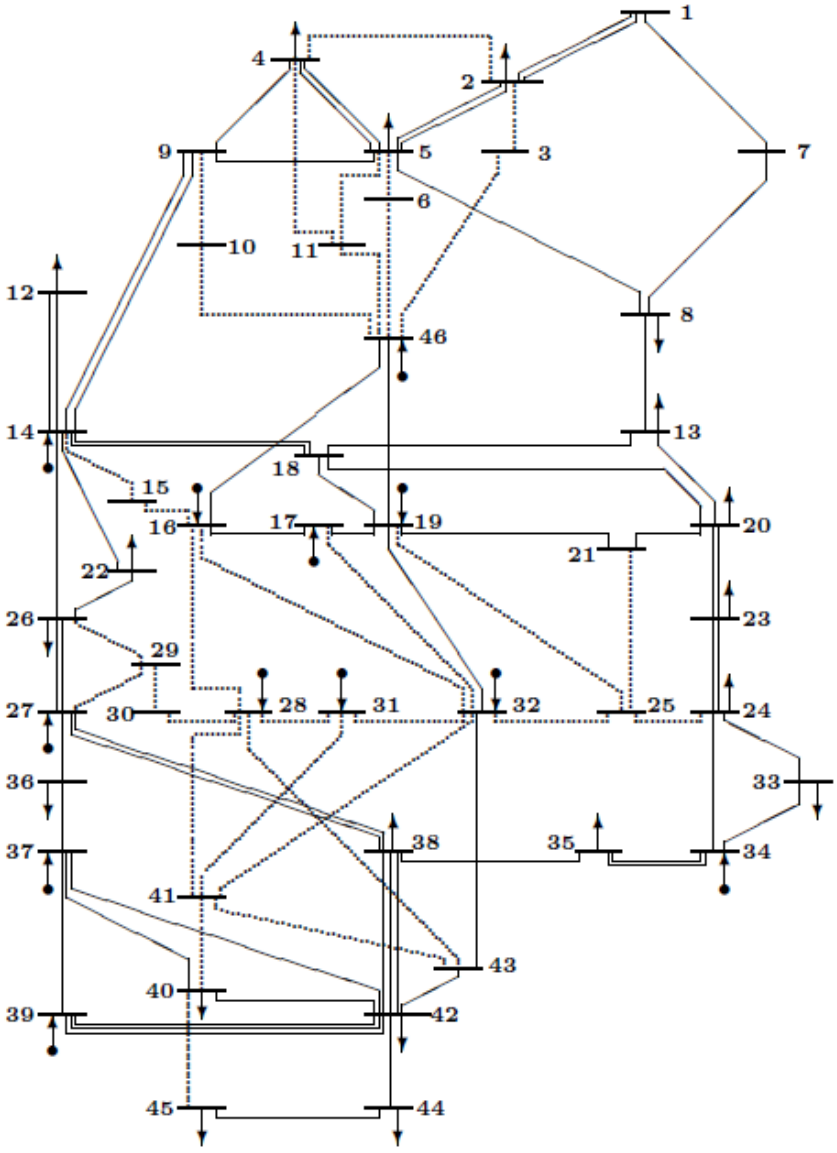

Figura 5.8: Sistema Sul Brasileiro – topologia base [4]

5.1.3.1. Sistema Sul Brasileiro com redespacho

O plano de expansão da transmissão com redespacho para o sistema Sul Brasileiro apresenta um valor de investimento de $v = \text{US\$ } 72.870$ [20] e a topologia final encontrada propõe a adição das seguintes linhas:

$$n_{02-05} = 1;\ n_{05-06} = 2;\ n_{13-20} = 1;\ n_{20-21} = 2;\ n_{20-23} = 1;$$
$$n_{42-43} = 1;\ n_{46-06} = 1$$

Com a finalidade de comparar o desempenho entre as versões GPSO, LPSO e QPSO, 10 tentativas foram realizadas usando 200, 300 e 400 partículas. Todos os testes usaram 1500 iterações como critério de parada. As variantes do QPSO são: **i)** β constante (QPSO1), **ii)** β linearmente variável de 2,5 a 0,5 (QPSO2), **iii)** β linearmente variável de 2,5 a 0,5 com a diminuindo linearmente de 2 a 0,5 (QPSO3) e **iv)** β linearmente variável de 2,5 a 0,5 com *diversidade controlada* e a diminuindo linearmente de 2 a 0,5 (QPSO4). As Tabelas 5.15 a 5.20 mostram as estatísticas de desempenho das versões de PSO, sendo analisados para os 10 testes, a taxa de sucesso respeito à melhor solução conhecida, a média das iterações, o desvio padrão de iterações para mostrar o quanto de dispersão existe em relação à média, a média de avaliações da função objetivo, o valor mínimo de investimento, máximo de investimento, média de investimentos encontrados e o tempo médio de convergência.

Tabela 5.15: Desempenho de Global PSO (GPSO)

Partículas	200	300	400
Taxa de sucesso (%)	0	0	0
Média de iterações	-	-	-
Desvio padrão de iterações	-	-	-
Média de avaliação da função	-	-	-
v Mínimo	90266	263862	303552
v Máximo	220407	530909	509716
v Média	138678	397274	393864
Tempo médio (s)	3344	4101	4858

Tabela 5.16: Desempenho de local PSO (LPSO)

Partículas	200	300	400
Taxa de sucesso (%)	20	50	50
Média de iterações	243	315	258
Desvio padrão de iterações	11	132	76
Média de avaliação da função	48500	94440	103360
v Mínimo	72870	72870	72870
v Máximo	86645	75895	75895
v Média	76516	74150	73918
Tempo médio (s)	3627	2174	3263

Tabela 5.17: Desempenho de QPSO1 - β =1,5 (constante)

Partículas	200	300	400
Taxa de sucesso (%)	0	10	0
Média de iterações	-	875	-
Desvio padrão de iterações	-	0	-
Média de avaliação da função	-	262500	-
v Mínimo	84735	72870	78467
v Máximo	108713	113414	95069
v Média	98563	91486	85741
Tempo médio (s)	3163	6937	4537

Tabela 5.18: Desempenho de QPSO2 - β (variável)

Partículas	200	300	400
Taxa de sucesso (%)	10	10	10
Média de iterações	823	1043	810
Desvio padrão de iterações	0	0	0
Média de avaliação da função	164600	312900	324000
v Mínimo	72870	72870	72870
v Máximo	97640	107296	112009
v Média	86531	85106	93443
Tempo médio (s)	2990	4203	4607

Tabela 5.19: Desempenho de QPSO3 - β (variável), *QPSO Ponderada*

Partículas	200	300	400
Taxa de sucesso (%)	50	60	60
Média de iterações	1064	1053	1110
Desvio padrão de iterações	13	9	138
Média de avaliação da função	212880	315950	443867
v Mínimo	72870	72870	72870
v Máximo	88168	83566	84209
v Média	75627	76062	74929
Tempo médio (s)	2900	3321	3937

Tabela 5.20: Desempenho de QPSO4 - β (variável), d_{low}=3,3 β_0=3 *QPSO Ponderada*

Partículas	200	300	400
Taxa de sucesso (%)	40	60	60
Média de iterações	1067	1062	1143
Desvio padrão de iterações	8	16	159
Média de avaliação da função	213350	318500	547000
v Mínimo	72870	72870	72870
v Máximo	83396	88168	83396
v Média	78284	77433	76179
Tempo médio (s)	1481	1944	2606

Para este sistema teste, a solução ótima foi obtida em 10 tentativas, utilizando 300 partículas, exceto quando se trata de usar a versão GPSO (Tabela 5.15), que não consegue encontrar a solução ótima. A versão LPSO e as variantes QPSO3 e QPSO4 alcançaram taxas de sucesso razoáveis. Nesses casos, a versão LPSO (Tabela 5.16) alcançou o melhor desempenho em termos de número de iterações e de avaliações da função, além de apresentar menor tempo de execução. As variantes QPSO3 e QPSO4 (Tabelas 5.19 e 5.20) mostram as melhores taxas de sucesso entre as variantes de QPSO. Neste caso, a variante QPSO4 consegue o melhor desempenho entre todas as versões de QPSO em termos de tempo de execução. Com relação aos números de iterações mostrados nas Tabelas 5.15 a 5.20, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura.

Pode-se observar que, quanto maior número de partículas, aumenta também o número de avaliações da função.

No caso de GPSO (Tabela 5.15), as médias de iterações, de avalição da função e desvio padrão não são apresentadas, pois estas dependem da melhor solução conhecida, que não foi encontrada.

5.1.3.2. Sistema Sul Brasileiro sem redespacho

Neste caso, a melhor solução ótima do plano de expansão da transmissão sem redespacho foi também obtida com um valor de investimento igual a $v = \text{US\$ } 154.420$ [20] e a topologia final encontrada possui a adição das seguintes linhas:

$$n_{20-21} = 1;\ n_{42-43} = 2;\ n_{31-32} = 1;\ n_{28-30} = 1;\ n_{26-29} = 3;$$
$$n_{29-30} = 2;\ n_{24-25} = 2;\ n_{19-25} = 1;\ n_{46-06} = 1;\ n_{05-06} = 1$$

A fim de comparar o desempenho entre as versões LPSO e QPSO3, visando encontrar a solução ótima, foram realizadas 10 tentativas usando 400 partículas e 1500 iterações como critério de parada. A variante QPSO3 usa os seguintes parâmetros: β linearmente variável de 2,5 a 0,5 com a dimunindo linearmente de 2 a 0,5. Neste teste, as duas versões encontraram a solução ótima, mas com baixa taxa de sucesso. Na Tabela 5.21 é apresentado um comparativo de desempenho destas duas versões, onde a versão QPSO apresenta moderado desempenho em termos de número de iterações e número de avaliações da função. Com relação aos números de

iterações mostrados na Tabela 5.21, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura.

Tabela 5.21: Desempenho para o sistema Sul Brasileiro sem redespacho

Partículas	LPSO	QPSO
Taxa de sucesso (%)	20	10
Média de iterações	1291	1117
Desvio padrão de iterações	250	0
Média de avaliação da função	516400	446800
v Mínimo	154420	154420
v Máximo	164880	198581
v Média	162497	183074
Tempo médio (s)	4828	4899

5.1.4 Comentários dos Resultados

No planejamento com redespacho, a versão LPSO e as variantes QPSO3 QPSO4, alcançaram boas taxas de sucesso segundo as estatísticas apresentadas. A versão LPSO apresentou o melhor desempenho em termos de número de iterações, número de avaliações da função, com a maior eficiência computacional. As variantes QPSO3 e QPSO4 apresentaram também boa taxa de sucesso. A variante QPSO4 tem a desvantagem de necessitar da definição de seu parâmetro d_{low}, cujo ajuste depende do número de partículas, e a vantagem de requerer menor tempo de execução entre estas duas variantes.

A utilização de processamento paralelo permite obter economia de tempo computacional conforme mostrado na Figura 5.2. O problema PET foi testado utilizando 8 *workers* no processamento paralelo.

No planejamento sem redespacho foram utilizadas as versões LPSO e QPSO3, considerando os mesmos parâmetros de ajuste que foram aplicados em cada sistema teste do caso com redespacho para o QPSO3. Deste comparativo, a versão LPSO apresenta o melhor desempenho em termos de taxa de sucesso, número iterações, número de avaliações da função e tempo de execução.

Na obtenção de resultados do problema sem redespacho, pelo fato de não se ter folga na geração, o investimento é maior que para o problema com redespacho, exigindo maior esforço computacional e tempo de convergência.

No caso da aplicação das variantes de QPSO, não foram considerados os parâmetros recomendados na literatura, uma vez que eles foram estabelecidos para a resolução de problemas contínuos [58], [61]. Por exemplo, em [66], afirma-se que o problema converge para $\beta \leq 1{,}781$. Neste trabalho o ajuste desses parâmetros foi determinado por meio de tentativa e erro, sendo o coeficiente β o principal parâmetro de ajuste. Então, no caso deste trabalho, o QPSO converge para $1 \leq \beta \leq 2{,}9$, e tende a divergir quando $\beta \geq 2{,}9$.

Observou-se que o parâmetro β influencia no processo de convergência, sendo proporcional ao número de iterações, ao número de avaliações da função e ao tempo execução. A escolha dos valores de β está focada nas taxas de sucesso, ou seja, sintonizada para cada variante de QPSO, apresentando diferentes valores para cada sistema teste.

5.2 Planejamento com Critério de Segurança

A aplicação de PSO para solucionar o problema de planejamento estático da expansão de sistemas de transmissão considerando o critério $(n-1)$ foi testado para dois sistemas elétricos conhecidos na literatura. Nestes testes foram aplicadas as versões LPSO e QPSO3 ao problema PET a fim de avaliar e comparar o desempenho destas versões para cada sistema teste. Para o conhecido sistema Garver foram testados os problemas com redespacho e sem redespacho. Para o sistema IEEE de 24 barras os testes foram realizados considerando somente o problema com redespacho. Neste caso, foram também considerados os parâmetros de ajuste aplicados ao planejamento clássico com redespacho para o QPSO3. As quantidades de partículas são as que conseguiram melhor sucesso na Seção 5.1, a fim de avaliar e comparar o desempenho destas duas versões, uma vez que os casos que não consideram o redespacho levam a um maior esforço computacional. As soluções ótimas encontradas são as obtidas nas referências [4], [45].

5.2.1 Sistema Garver de 6 barras

5.2.1.1. Garver com redespacho

Usando este sistema, o algoritmo encontrou a solução conhecida para o plano de expansão da transmissão com redespacho considerando o critério $(n-1)$, obtendo um valor de investimento de $v = \text{US\$ } 180$ [45] e a topologia final encontrada apresenta a adição das seguintes linhas:

$$n_{2-3} = 1;\ n_{2-6} = 1;\ n_{3-5} = 2;\ n_{4-6} = 3$$

A fim de comparar o desempenho entre as versões LPSO e QPSO3, visando encontrar a solução ótima, foram realizadas 10 tentativas usando 80 partículas e 150 iterações como critério de parada. A variante QPSO3 usa os seguintes parâmetros: β linearmente variável de 2,5 a 1 com a diminuindo linearmente de 1 a 0,5. Neste teste, as duas versões encontraram a solução ótima com 100% de sucesso. Na Tabela 5.22 é apresentado um comparativo de desempenho destas duas versões, onde a versão LPSO apresenta o melhor desempenho em termos de número de iterações, número de avaliações da função, apresentando ainda o menor tempo de execução. Com relação aos números de iterações mostrado na Tabela 5.22, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura. A solução é mostrada na Figura 5.9 que ilustra a configuração final obtida para o sistema Garver com redespacho de geração, onde as linhas tracejadas representam a expansão do sistema de transmissão.

Tabela 5.22: Desempenho para o sistema Garver com redespacho e segurança

Variantes	LPSO	QPSO3
Taxa de sucesso (%)	100	100
Média de iterações	21	55
Desvio padrão de iterações	6	7
Média de avaliação da função	1672	4424
v Mínimo	180	180
v Máximo	180	180
v Média	180	180
Tempo médio (s)	68	175

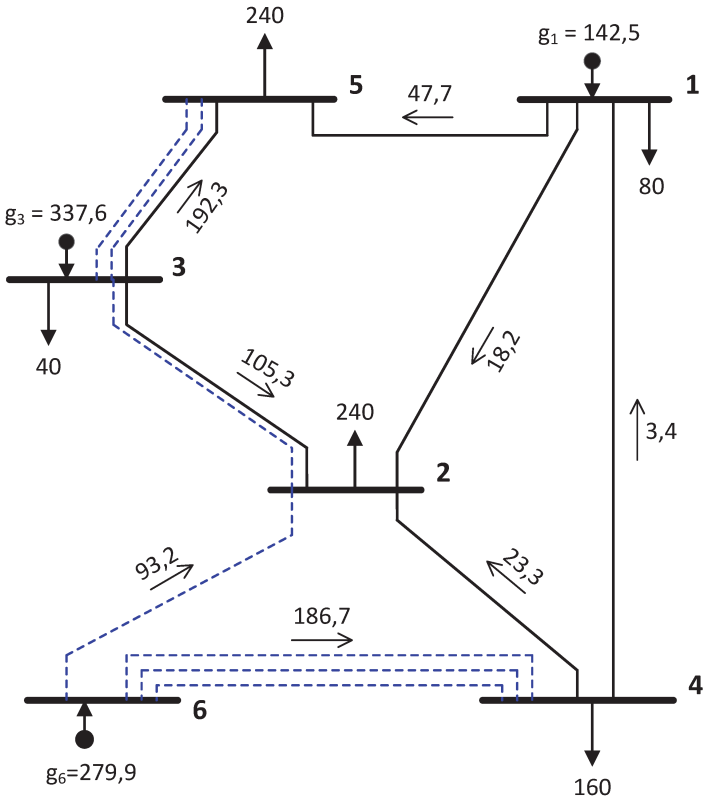

Figura 5.9: Solução do Sistema Garver com redespacho e segurança [45]

5.2.1.2. Garver sem redespacho

Neste caso, o plano de expansão da transmissão sem redespacho com critério $(n-1)$ apresenta um valor de investimento igual a $v = \text{US\$ } 298$ [45] e a topologia final encontrada contempla a adição das seguintes linhas:

$$n_{2-6} = 4;\ n_{3-5} = 2;\ n_{3-6} = 1;\ n_{4-6} = 3$$

A fim de comparar o desempenho entre as versões LPSO e QPSO3, visando encontrar a solução ótima, foram realizadas 10 tentativas usando 100 partículas e 150 iterações como critério de parada. A variante QPSO3 usa os seguintes parâmetros: β linearmente variável de 2,5 a 1 com a diminuindo linearmente de 1 a 0,5. Neste teste, as duas versões alcançaram boas taxas de sucesso, sendo que o LPSO encontra a solução ótima em 90% dos casos. Na Tabela 5.23 é apresentado um comparativo de desempenho destas duas versões, onde a versão LPSO apresenta o melhor desempenho em termos de número de iterações, número de avaliações da função e apresentando menor tempo de execução. Com relação aos números de iterações mostrado na

Tabela 5.23, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura. A solução é mostrada na Figura 5.10, que ilustra a configuração final obtida para o sistema Garver sem redespacho de geração, onde as linhas tracejadas representam a expansão do sistema de transmissão.

Tabela 5.23: Desempenho para o sistema Garver sem redespacho e segurança

Variantes	LPSO	QPSO3
Taxa de sucesso (%)	90	70
Média de iterações	55	73
Desvio padrão de iterações	21	14
Média de avaliação da função	5456	7271
v Mínimo	298	298
v Máximo	300	300
v Média	298	298
Tempo médio (s)	245	314

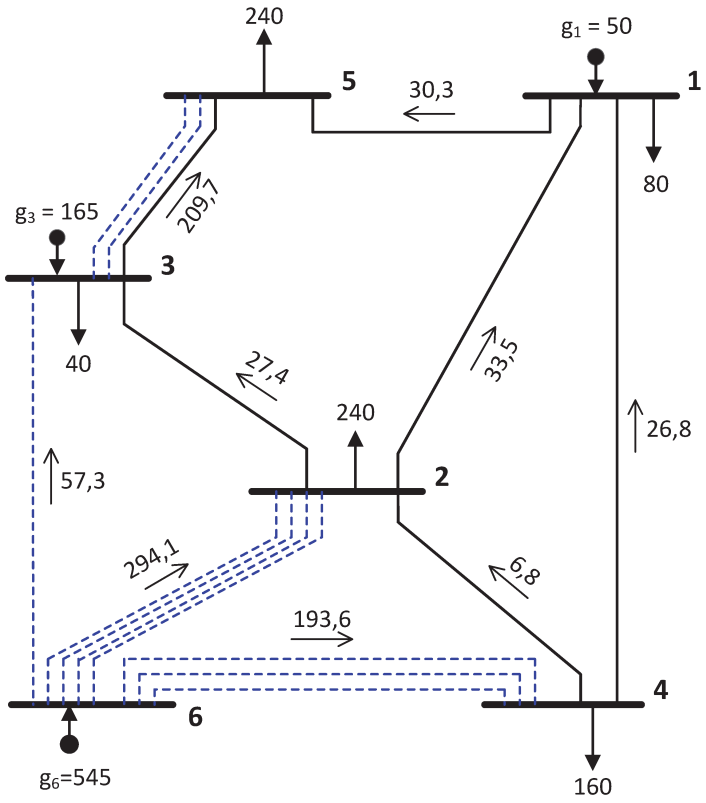

Figura 5.10: Solução do Sistema Garver sem redespacho e segurança [45]

5.2.2 Sistema IEEE de 24 barras

O plano de expansão da transmissão com redespacho considerando o critério $(n-1)$ apresenta um valor de investimento de $v = \text{US\$}\ 441.000$ [45] e a topologia final encontrada apresenta a adição das seguintes linhas:

$$n_{01-05} = 1;\ n_{03-24} = 2;\ n_{04-09} = 1;\ n_{06-10} = 2;\ n_{07-08} = 2;$$
$$n_{10-11} = 1;\ n_{11-13} = 1;\ n_{14-16} = 1;\ n_{15-24} = 1;\ n_{16-17} = 1$$

A fim de comparar o desempenho entre as versões LPSO e QPSO3, visando encontrar a solução ótima, foram realizadas 10 tentativas usando 140 partículas e 500 iterações como critério de parada. A variante QPSO3 usa os seguintes parâmetros: β linearmente variável de 2 a 0,5 com a diminuindo linearmente de 1,5 a 0,5. Neste teste, as duas versões alcançaram taxas de sucesso diferentes, sendo que o LPSO encontra a solução ótima em 80% dos casos. Na Tabela 5.24 é apresentado um comparativo de desempenho destas duas versões, onde a versão LPSO apresenta o melhor desempenho em termos de número de iterações, número de avaliações da função e apresentando menor tempo de execução. Com relação aos números de iterações mostrado na Tabela 5.24, deve-se esclarecer que correspondem às iterações realizadas até atingir o valor ótimo da função objetivo conhecida na literatura.

Tabela 5.24: Desempenho para o sistema IEEE de 24 barras com redespacho e segurança

Variantes	LPSO	QPSO3
Taxa de sucesso (%)	80	30
Média de iterações	252	312
Desvio padrão de iterações	100	12
Média de avaliação da função	35228	43680
v Mínimo	441000	441000
v Máximo	492000	556000
v Média	450500	479300
Tempo médio (s)	6720	8684

5.2.3 Comentários dos Resultados

Duas versões de PSO foram aplicadas com sucesso para resolver o problema PET considerando o critério de segurança $(n-1)$. As versões LPSO e QPSO3, que conseguiram bom desempenho no planejamento clássico, são aplicadas considerando a utilização dos mesmos

parâmetros de ajuste para o QPSO3 do caso PET clássico, que foram determinados por meio de tentativa e erro para cada sistema teste.

No problema PET com redespacho, para o sistema Garver, as duas versões encontraram a solução ótima em 100% de sucesso, sendo que a versão LPSO apresentou o melhor desempenho em termos de número de iteracões, número de avaliações da função e velocidade computacional. No caso do sistema IEEE de 24 barras, as duas versões encontraram a solução ótima conhecida, sendo que a versão LPSO encontra a maior taxa sucesso, apresentando portanto melhor desempenho.

No problema PET sem redespacho, para o sistema Garver, as duas versões encontraram a solução ótima conhecida. A versão LPSO apresenta o melhor desempenho em termos de número de iteracões, número de avaliações da função e velocidade computacional.

O processo de convergência na solução do problema PET com critério de segurança exige elevado esforço computacional e maior tempo de execução, sendo o problema PET sem redespacho o mais exigente, o que torna o investimento maior quando comparada ao planejamento clássico sem segurança.

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

6.1 Conclusões

Neste trabalho, as versões GPSO, LPSO e quatro variantes de QPSO foram aplicadas ao problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. Nos sistemas teste, em condições de redespacho e sem redespacho, foram feitas simulações com populações iniciais geradas aleatoriamente. Muitos testes foram realizados e o desempenho em termos de taxa de sucesso, número de iterações e número de avaliações da função foram analisados. Os resultados mostram o PSO como uma alternativa potencialmente interessante, que poderia ser utilizado no problema PET. A versão LPSO tem bom desempenho em termos de taxa de sucesso, menor número de iteracões, número de avaliações da função e velocidade computacional.

As variantes de QPSO apresentadas são opções atraentes para resolver o problema PET, alcançando índices de sucesso tais que encorajam a continuação de pesquisa no assunto. Nesses casos, as variantes QPSO3 ou QPSO4 apresentaram as maiores taxas de sucesso. A variante QPSO4 tem bom desempenho em termos de velocidade computacional, tendo como desvantagem a necessidade de definição de seu parâmetro d_{low}, cujo ajuste depende do número de partículas. O algoritmo PSO foi aplicado com relativo sucesso ao problema PET considerando o critério de segurança $(n-1)$, sendo a versão LPSO a que apresentou o melhor desempenho. Este tipo de planejamento requer elevado esforço computacional e tempo de execução, então o investimento acaba sendo maior que aquele do planejamento clássico sem segurança.

É interessante notar que as definições de parâmetros recomendados nas referências relacionadas ao QPSO não foram utilizadas, uma vez que elas o foram para problemas contínuos. Os ajustes desses parâmetros neste trabalho foram determinados por meio de tentativa e erro.

Um inconveniente encontrado na utilização de QPSO quando aplicado ao problema PET, é que o ajuste de seus parâmetros é dependente do sistema. Isto é diferente do LPSO, onde os mesmos parâmetros (exceto o número de partículas) foram utilizados em todos os testes realizados para todos os sistemas teste.

Para o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão, o critério de velocidade não é tão importante quanto o critério de sucesso da obtenção da solução ótima ou uma média de soluções de boa qualidade. No entanto, mais trabalho de pesquisa com a utilização de heurísticas construtivas para obter um melhor conjunto de soluções iniciais é necessário para fazer este tipo de ferramentas mais eficiente.

6.2 Propostas para Trabalhos Futuros

- Devem-se utilizar heurísticas construtivas para a criação eficiente de uma população inicial para tornar o algoritmo PSO mais robusto, a fim de melhorar a qualidade do desempenho do algoritmo quando aplicado ao problema PET com restrições de segurança, para sistemas elétricos de médio e grande porte, o que requer um elevado esforço computacional.
- Adicionalmente é necessário considerar o problema PET incluindo incertezas na geração e na demanda.
- Deve-se expandir a pesquisa feita usando o modelo AC.
- O problema multi-estágio não foi considerado neste trabalho de pesquisa, porém, é uma importante abordagem para trabalhos futuros.

Pesquisas envolvendo o QPSO têm sido realizadas intensamente. Novas versões melhoradas do algoritmo tem sido propostas recentemente, como por exemplo, em [66]. É necessário que estas novas versões sejam avaliadas do ponto de vista de suas aplicações ao problema PET. Além disso, em [67] propõe-se o QPSO com operador generalizado de busca local para otimização global.

Referências Bibliográficas

[1] R. Gallego, "Planejamento a Longo Prazo de Sistemas de transmissão usando Técnicas de Otimização Combinatorial", Tese de Doutorado, UNICAMP, SP Brasil, 1997.

[2] I. G. Sanchez, R. Romero, J.R.S. Mantovani, M.J. Rider, "Transmission expansion planning using the DC model and non-linear programming technique", IEE Proc. – Gen., Transm. Distrib., vol. 152, no. 6, pp. 763-769, November 2005.

[3] R. Romero, M. Rider, I. Silva, "A metaheuristic to solve the transmission expansion problem", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 22, pp. 2289-2291, 2007.

[4] I. J. Silva, "Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmisão Considerando Segurança e Planos de Programação da Geração", Tese de Doutorado, UNICAMP, Brasil, 2005.

[5] J. I. R. Rodriguez, D. M. Falcao, G. N. Taranto, "Short-term transmission expansion planning by a combined genetic algorithm and hill-climbing technique" The 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, ISAP, pp. 1-8, Curitiba, 2009.

[6] M. J. Rider, "Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmisão Usando os Modelos CC-CA e Técnicas de Programação Não-Linear", Tese de Doutorado, UNICAMP SP, Brasil, 2006.

[7] M. J. Rider, A. V. Garcia, R. Romero, "Power system transmission network expansion planning using AC model" Proc. IET Gen., Transm., Distrib., vol. 1, no. 5, pp. 731-742. 2007.

[8] L. A. Gallego, M. Rider, R. Romero, A. Garcia, "A specialized genetic algorithm to solve the short term transmission network expansion planning", PowerTech 2009, IEEE Bucharest, pp. 1-7, 2009.

[9] S. P. Torres, C. A. Castro, M. J. Rider, "Transmission expansion planning by using DC and AC models and particle swarm optimization", in "Swarm Intelligence in Electric and Electronic Engineering", IGI Global, 2013 (to appear).

[10] R. Romero, E. Asada, E. Carrero, C. Rocha, "Constructive heuristic algorithm in branch and bound structure applied to transmission network expansion planning", IET Gen., Transm. Distrib., vol. 1, no. 2, pp. 318-323, 2007.

[11] G. Latorre, R. Cruz, J. Areiza, A. Villegas, "Classification of publications and models on transmission expansion planning", IEEE Trans. Power Syst., vol. 18, no. 2, pp. 938-946, May 2003.

[12] Y. del Valle, G. K. Venayagamoorthy, S. Mohagheghi, J.-C. Hernandez, R. G. Harley, "Particle Swarm Optimization: basic concepts, variants and applications in power systems", IEEE Trans. Evolutionary Computation, vol. 12, no. 2, pp. 171-195, April 2008.

[13] S. P. Torres, C. A. Castro, R. Pringles, W. Guaman, "Comparison of particle swarm based meta-heuristics for the electric transmission network expansion planning problem", IEEE PES General Meeting, Detroit, USA, pp. 1-7, July 2011.

[14] A. Escobar, R. A. Gallego, R. Romero, "Multi-stage and coordinated planning of the expansion of transmission systems", IEEE Trans. Power Syst., vol. 19, no. 2, pp. 735-744, May 2004.

[15] S. A. de Oliveira, "Metaheurísticas Aplicadas ao Planejamento da Expansão da Transmissão de Energia Elétrica em Ambiente de Processamento Distribuído" Tese de Doutorado, UNICAMP, Brasil, 2004.

[16] E. Asada, E. Carreno, R. Romero, A. Garcia, "A branch-and-bound algorithm for the multi-stage transmission expansion planning", Power Engineering Society General Meeting, 2005. IEEE, pp. 17-22, June 2005.

[17] I. J. Silva, M. J. Rider, R. Romero, "Genetic Algorithm of Chu and Beasley for Static and Multistage Transmission Expansion Planning", IEE Proc. - Gener. Transm. Distrib., October 2006.

[18] R. Romero, A. Monticelli, "Planejamento a longo prazo da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica", Campinas, apostila UNICAMP, 2000.

[19] L. L. Garver, "Transmission network estimation using linear programing", IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-89, no. 7, pp. 1688-1697, Sep. 1970.

[20] R. Romero, A. Monticelli, A. García, S. Haffner, "Test systems and mathematical models for transmission network expansion planning", IEE Proc. - Gener. Transm. Distrib., vol. 149, no. 1, pp. 27-36, January 2002.

[21] R. Romero, A. Monticelli, "A hierarchical decomposition approach for transmission network expansion planning", IEEE Trans. Power Syst., vol. 9, no. 1, pp. 373-380, Feb. 1994.

[22] S. Haffner, "O planejamento da expansão dos sistemas elétricos no contexto de um ambiente competitivo", Tese de Doutorado, UNICAMP, SP Brasil, 2000.

[23] S. Haffner, A. Monticelli, A. Garcia, J.R.S. Mantovani, R. Romero, "Branch and bound algorithm for transmission system expansion planning using a transportation model", IEE Proc. - Gen., Transm. Distrib., vol. 147, no. 3, pp. 149-156, May 2000.

[24] S. Haffner, A. Monticelli, A. Garcia, R. Romero, "Specialised branch-and-bound algorithm for transmission network expansion planning", IEE Proc. - Gen., Transm. Distrib., vol. 148, no. 5, pp. 482-488, 2001.

[25] M. J. Rider, A. Garcia, R. Romero, "Transmission system expansion planning by a branch and bound algorithm", IET Gen., Transm. Distrib., vol. 2, no. 1, pp. 90-99, 2008.

[26] R. A. Gallego, A. Monticelli, R. Romero, "Transmission expansion planning by extended genetic algorithm", Proc. IEE - Gen. Trans. Dist., vol 145, no. 3, pp. 329-335, May 1998.

[27] E. L. da Silva, H. Gil, J. Areiza, “Transmission network expansion planning under an improved genetic algorithm”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 15, no. 4, pp. 1168-1175, Nov. 2000.

[28] R. Romero, R. A. Gallego, A. Monticelli, “Transmission system expansion planning by simulated annealing”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 11, no. 1, pp. 364-369, Feb. 1996.

[29] R. A. Gallego, R. Romero, A. Monticelli, “Tabu search algorithm for network synthesis”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 15, pp. 490-495, May 2000.

[30] E. L. Da Silva, J. M. A. Ortiz, G. C. de Oliveira, S. Binato, “Transmission network expansion planning under a tabu search approach”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 16, no. 1, pp. 62-68, 2001.

[31] S. Binato, G. C. Oliveira, J. L. Araujo, “A Greedy Randomized Adaptative Search Procedure for Transmission Network Expansion Planning”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 16, no. 2, pp. 247-253, May 2001.

[32] R. Pringles, V. Miranda, F. Garcés, “Expansión optima del sistema de transmisión utilizando EPSO”, VII Latin American Congress on Electricity Generation & Transmission, October 24-27, 2007.

[33] S. P. Torres, C. A. Castro, “Parallel particle swarm optimization applied to the static transmission expansion planning problem”, Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition (T&D-LA), pp.1-6, Sept. 2012.

[34] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-Sánchez, R. J. Thomas, “MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 26, no. 1, 2011.

[35] E. Carreno, E. Asada, R. Romero A. Garcia, “A branch and bound algorithm using the hybrid linear model in the transmission network expansion planning”, Power Tech 2005, IEEE Russia, pp. 1-6, June 2005.

[36] S. Binato, M. V. F. Pereira, S. Granville, “A new Benders decomposition approach to solve power transmission network design problems”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 16, pp. 235-240, May 2001.

[37] L. Bahiense, G. C. Oliveira, M. Pereira, S. Garnville, “A mixed integer disjunctive model for transmission network expansion”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 16, no. 3, pp. 560-565, Aug. 2001.

[38] A. Monticelli, A. Santos Jr., M. V. F. Pereira, “Interactive transmission network planning using a least-effort criterion”, IEEE Trans. Power App. Syst., vol. 101, no. 10, pp. 3919-3925, 1982.

[39] M. V. F. Pereira, L. M. V. G. Pinto, “Aplication of Sensitivity Analysis of Load Supplying Capability to Interactive Transmission Expansion Planning”, IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-104, no. 2, Feb. 1985.

[40] R. Villasana, L. L. Garver, S. J. Salon, “Transmission network planning using linear programming”, IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-104, pp. 349-356, Feb. 1985.

[41] M. V. F. Pereira, L. M. V. G. Pinto, S. H. F. Cunha, G. C. Oliveira, " A decomposition approach to automated generation/transmission expansion planning", IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-104, no. 11. pp. 3074-3081, November 1985.

[42] G. C. Oliveira, A. P. Costa, S. Binato, "Large Scale Transmission Network Planning Using Optimization and Heuristic Techniques", IEEE Trans. Power Syst, vol. 10, no. 4, pp. 1828-1834, November 1995.

[43] R. A. Gallego, A. B. Alves, A. Monticelli, R. Romero, "Parallel simulated annealing applied to long term transmission network expansion planning", IEEE Trans. Power Syst., vol. 12, pp. 181-188, Feb. 1997.

[44] M. Cortes-Carmona, R. Palma-Behnke, O. Moya, "Transmission network expansion planning by a hybrid simulated annealing algorithm", Intelligent System Applications to Power Systems, ISAP 2009, pp. 1-7, Nov. 2009.

[45] I. J. Silva, M. J. Rider, R. Romero, A. V. Garcia, C. A. Murari, "Transmission network expansion planning with security constraints", IEE Proc. - Gen., Transm. Distrib., vol. 152, no. 6, pp 828-836, Nov. 2005.

[46] H. Mori, Y. Sone, "A parallel tabu search based approach to transmission network expansion planning", Power Tech Proceedings, IEEE Porto, vol. 2, Portugal, Sep. 2001

[47] A. M. Leite da Silva, L. A. da Fonseca Manso, L. C. de Resende, L. S. Rezende, "Tabu search applied to transmission expansion planning considering losses and interruption costs", Probabilistic Methods Applied to Power Systems, PMAPS 2008, pp 1-7, May, 2008.

[48] L. S. Rezende, A. M. Leite da Silva, L. A. F. Manso, "Aplicação de colônia de formigas ao planejamento cronológico da expansão da transmissão considerando restrições de confiabilidade", XVII Congresso Brasileiro de Automática, CBA-2008, Juiz de Fora, MG, Set. 2008.

[49] P. Limsakul, S. Pothiya, N. Leeprechanon, "Application of ant colony optimization to transmission network expansion planning with security constraint", Advances in Power System Control, Operation and Management, APSCOM 2009, pp. 1-6, Nov. 2009.

[50] J. Yi-Xiong, G. Hao-Zhong, Y. Jian-yong, Z. Li, "New discrete method for particle swarm optimization and its application in transmission network expansion planning", Electric Power Systems Research, pp. 227-233, 2006.

[51] Verma, B. K. Panigrahi, P. R. Bijwe, "Transmission Network Expansion Planning with Adaptive Particle Swarm Optimization", Nature & Biologically Inspired Computing, NaBIC 2009, pp. 1099-1104, Dec. 2009.

[52] I. M. Mendonça, I. C. Silva Junior, T. G. Moreira, A. L. M. Marcato, B. H. Dias, E. J. Oliveira "Planejamento estático da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica via otimização por enxame de partículas", XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, XLIII SBPO, Ubatuba, SP, Agosto 2011.

[53] J. Kennedy, R. C. Eberhart. "Particle swarm optimization", Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol. IV, pp. 1942–1948, 1995.

[54] J. Sun, B. Feng, W. Xu, “Particle swarm optimization with particles having quantum behavior”, Proc. 2004 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 325-331, 2004.

[55] Parsopoulus, M. Vrahatis, “Particle swarm optimization and intelligence: Advances and applications”, ISBN: 978-1615206667, IGI Global, 2010.

[56] M. Clerc, J. Kennedy, “The particle swarm-explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space”, IEEE Trans. Evolutionary Computation, vol. 6, no. 2, pp. 58-73, 2002.

[57] J. Sun, B. Feng, W. Xu, “A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization”, Proc. IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, Singapore, pp. 111-116, 2004.

[58] J. Sun, C. H. Lai, X. J. Wu “Particle swarm optimization: Classical and quantum perspectives”, Chapman & Hall/CRC Numerical Analysis and Scientific Computing Series, December 2011.

[59] J. Sun, W. Xu, J. Liu, “Parameter selection of quantum-behaved particle swarm optimization”, Proc. International Conference on Natural Computation, Changsha, China, pp. 543-552, 2005.

[60] M. Xi, J. Sun, W. Xu, “An improved quantum-behaved particle swarm optimization algorithm with weighted mean best position”, Applied Mathematics and Computation, vol. 205, no.2 pp. 751-759, 2008.

[61] J. Sun, W. Xu, W. Fang, “Quantum-behaved particle swarm optimization algorithm with controlled diversity”, Proc. International Conference on Computational Science, pp. 847–854, 2006.

[62] S. P. Torres, C. A. Castro, “expansion planning for smart transmission grids using AC model and shunt compensation”, em revisão pelo IET.

[63] A. M. Leite da Silva, L. S. Rezende, L. A. F. Manso, G. J. Anders, “Transmission Expansion Planning: A Discussion on Reliability and “N-1” Security Criteria”, Probabilistic Methods Applied to Power Systems, PMAPS 2010, pp. 244-251, June 2010.

[64] S. P. Torres, C. A. Castro, “Transmission expansion planning considering contingencies and using the AC network model”, XII SEPOPE, RJ, Brasil, Maio 2012.

[65] http://www.mosek.com, último acesso em 18/08/2013.

[66] J. Sun, X. Wua, V. Palade, W. Fang, C.-H. Lai, W. Xu, “Convergence analysis and improvements of quantum-behaved particle swarm optimization”, Information Sciences, vol. 193, pp. 81-103, June 2012.

[67] J. wang Y. Zhou, “Quantum-behaved particle swarm optimization with generalized local search operator for global optimization”, Third International Conference on Intelligent Computing, ICIC 2007, Qingdao, China, August, 2007.

Trabalho Publicado Pelo Autor

Artigo publicado em anais de eventos (congressos)

1. Wilmer E. Barreto, Santiago P. Torres, Carlos A. Castro, “Study of Particle Swarm Optimization Variations Applied to Transmission Expansion Planning”, IEEE PES PowerTech 2013, Grenoble, France, 16-20 June, 2013.