

PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO A METAHEURÍSTICA BUSCA DISPERSA

Silvia Lopes de Sena Tagliarenha

UFSC – Universidade Federal de Santa Catarina – Centro de Engenharias da Mobilidade
Rua Presidente Prudente de Moraes, Santo Antônio, 89218-000, Joinville, SC, Brasil
tagliarenha@gmail.com

Rubén Augusto Romero Lázaro

UNESP – Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Engenharia
Av. Brasil Centro, 56, CEP 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil
ruben@dee.feis.unesp.br

RESUMO

Neste trabalho é apresentado um algoritmo para resolver o Problema de Planejamento da Expansão do Sistema de Transmissão de Energia Elétrica, um problema multimodal não linear inteiro de elevada complexidade para sistemas de grande porte. Tal proposta utiliza a metaheurística Busca Dispersa (BD), um método evolutivo que alcança resultados promissores na resolução de problemas combinatoriais de otimização. A BD opera em um conjunto de soluções, que neste problema corresponde a um conjunto de propostas de planos de expansão, combinando as soluções utilizando o método de *Path Relinking* para obter melhores soluções. As soluções iniciais são obtidas através de uma heurística construtiva, que utiliza um modelo híbrido linear, mas com topologias factíveis para o modelo não linear. Resultados obtidos mostram que a BD é robusta e competitiva em termos de qualidade e tempo de processamento.

PALAVRAS CHAVE. Planejamento da expansão de redes de transmissão. Otimização combinatoria. Busca dispersa.

Área principal: MH – Metaheurísticas

ABSTRACT

This document presents an algorithm to the Electric Power Transmission Network Expansion Planning Problem, an integer nonlinear multi-modal problem with high-complexity for large systems. This proposal uses a Scatter Search (SS) metaheuristic, which is an evolutionary method that achieves promising result in solving combinatorial and optimization problems. The SS operates on a set of solutions that in this problem corresponds to a set of proposed expansion plans, combining the solutions using the Path Relinking method to generate new better solutions. The initial solutions are obtained by a constructive heuristic using a hybrid linear model, but with feasible topologies for nonlinear model. The obtained results show that the BD is robust and competitive in terms of quality and processing time.

KEYWORDS. Transmission network expansion planning. Combinatorial optimization. Scatter Search.

Main area: MH – Metaheuristic

1. Introdução

Frente às reestruturações impostas ao setor de energia elétrica e a necessidade de suprir a crescente demanda de energia elétrica surge a tendência dominante de competição de mercados. O entendimento para o setor identifica, pelo menos, três etapas distintas nesta cadeia de produção e consumo: geração, transmissão e distribuição. Neste sentido, as atividades de planejamento da expansão do sistema assumem uma importância ainda maior em função da necessidade de conciliar interesses comerciais dos diversos agentes envolvidos. Então surge o problema de planejamento da expansão dos sistemas de geração, transmissão e distribuição, o qual precisa ser realizado de forma conjunta e em um horizonte de longo prazo para viabilizar as metas calculadas assegurando uma operação técnica confiável, econômica e sustentável para o sistema, mesmo que os agentes responsáveis sejam diversos.

O problema do planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica (PPEST), um problema que apresenta natureza dinâmica, ou seja, requer a consideração de múltiplos estágios de tempo, determinando-se sequência de planos de expansão. Quando o horizonte de planejamento é reduzido a apenas um estágio, o problema é transformado em um problema estático, em que dada uma configuração inicial (rede básica existente), conhecendo-se os dados de geração e os dados de demanda do horizonte de planejamento, bem como os limites de operação, os custos e as restrições de investimento, tenta-se determinar o plano de expansão ótimo, ou seja, o plano de expansão a ser instalado (linhas de transmissão e equipamentos) com custo mínimo e que permite que o sistema opere corretamente atendendo as necessidades do mercado de energia elétrica.

Neste trabalho considerou-se o PPEST estático, um problema combinatório não convexo de difícil solução, no qual as chances de se determinar soluções ótimas locais aumentam com o tamanho do problema.

A modelagem matemática mais indicada para representar a operação adequada do sistema seria a representação do problema por meio de relações matemáticas de fluxo de carga AC (do inglês *alternating current*), tipicamente utilizada na análise da operação dos sistemas elétricos. Entretanto esta modelagem ainda não pode ser utilizada de forma eficiente devido a sua natureza não linear e não convexa, e por isso considera-se como modelagem mais indicada o modelo DC (*direct current*), que leva em conta as duas leis de Kirchhoff apenas para o balanço e o fluxo de potência ativa, o qual ainda assim resulta em um problema NP-Completo não linear inteiro misto de elevada complexidade para sistemas de grande porte, apresentando muitos ótimos locais. Os sistemas de grande porte não podem ser resolvidos por algoritmos exatos em tempos computacionais razoáveis (Romero et al, 2002; Latorre et al, 2003; Molina, 2010).

Na literatura especializada aparecem muitas propostas de solução para este problema e geralmente podem ser separadas em três grupos: Algoritmos Exatos, ou otimização clássica, como decomposição de Benders e algoritmos *Branch and Bound* (Haffner et al, 2001); Algoritmos Heurísticos, ou heurísticos construtivos, (Garver, 1970; Villasana, Garve e Salon, 1985); e Algoritmos Metaheurísticos como *simulated annealing* (Romero et al, 1996), *genetic algorithms* (Da Silva, Gil e Areiza, 2000), *tabu search* (Gallego, Monticelli e Romero, 2000), GRASP (Faria et al, 2005), etc. Em (Molina; Rudinck, 2010), são relatadas várias aplicações de metaheurísticas no PPEST.

Neste trabalho apresentamos uma nova proposta de solução que utiliza a metaheurística Busca Dispersa (BD), do inglês *Scatter Search*. A BD foi proposta nos anos setenta por Fred Glover (1977). Possui aplicações em diversos problemas de otimização apresentando excelentes resultados (Sagheer et al, 2012; Egea et al, 2009; Laguna e Martí, 2003; Glover et al, 2000; Glover, 1998). Pertence a família dos algoritmos evolutivos, e embora possua características dos Algoritmos Genéticos, difere destes em princípios fundamentais, tais como estratégias sistemáticas em vez de aleatórias. A BD opera em um conjunto de soluções, chamado conjunto de referência, que neste problema corresponde a um conjunto de propostas de planos de expansão, combinando as soluções para gerar novas e melhores soluções. Para o mecanismo de combinação de soluções foi considerado a técnica de re-ligamento de trajetórias baseada em *Path Relinking* (Glover et al, 2000).

Este trabalho está organizado da seguinte forma: A seção 2 descreve a modelagem matemática considerada para o PPEST estático. Na seção 3 são introduzidos os conceitos da BD. O algoritmo proposto aparece na seção 4. Na seção 5 é ilustrada em detalhes a aplicação da BD no sistema de seis barras de Garver. Os resultados obtidos são apontados na seção 6, e algumas considerações sobre o trabalho aparecem na seção 7.

2. Modelagem do PPEST

A modelagem matemática considerada neste trabalho para o PPEST estático foi o modelo DC apresentado em (Romero et al, 2002), que considera as duas leis de Kirchhoff apenas para o balanço e o fluxo de potência ativa.

Neste caso, considerando S a matriz de incidência nó-ramo transposta do sistema elétrico de demanda conhecida d , o modelo que minimiza o custo total investido v assume a forma (1-9), em que c_{ij} , n_{ij} , n_{ij}^0 , γ_{ij} , f_{ij} e \bar{f}_{ij} , representam o custo de instalação de um circuito, o número de circuitos adicionados, o número de circuitos existentes na configuração base, a susceptância do circuito, o fluxo de potência e o fluxo de potência máximo no caminho ij , respectivamente. A magnitude do ângulo de tensão na barra k é dada por θ_k . O vetor f possui componentes f_{ij} e o vetor g é constituído pelas componentes g_k (geração na barra k). O conjunto Ω é constituído pelos índices dos circuitos candidatos.

$$\text{Min } v = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (1)$$

s.a.

$$Sf + g = d \quad (2)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij}(n_{ij}^0 + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) = 0, \forall i, j \in \Omega \quad (3)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij})\bar{f}_{ij}, \forall i, j \in \Omega \quad (4)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (5)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij}, \forall i, j \in \Omega \quad (6)$$

$$f_{ij} \text{ irrestritos } \forall i, j \in \Omega \quad (7)$$

$$n_{ij} \text{ inteiros } \forall i, j \in \Omega \quad (8)$$

$$\theta_i \text{ ilimitados } \forall i \in \Omega \quad (9)$$

O investimento é dado na equação (1). A primeira lei de Kirchhoff é representada por (2), uma equação para cada barra do sistema e a segunda lei de Kirchhoff é representada por (3).

As equações (4) representam as restrições de capacidade de transmissão dos circuitos e o valor absoluto é necessário porque os fluxos de potência podem fluir nos dois sentidos.

As equações (5) e (6) representam apenas restrições de limite de geração e de circuitos adicionados em cada caminho candidato ij , respectivamente.

Finalmente, as variáveis f_{ij} são irrestritas em valor. As variáveis n_{ij} devem ser inteiras, representando a maior fonte de complexidade no problema, ou seja, o problema resultante é um problema de programação não linear inteiro misto de elevada complexidade no processo de solução para sistemas de médio e grande porte, apresentando ainda a característica de ser multimodal, ou seja, possui muitos mínimos locais.

Uma modelagem mais simplificada para o PPEST é o chamado modelo de transportes, que considera apenas a primeira lei de Kirchhoff, resultando em um problema linear inteira mista (Villasana et al, 1985). Mesmo sendo linear, ainda não é possível encontrar a solução ótima para o modelo de transportes para sistemas de grande porte utilizando algoritmos exatos.

A metodologia empregada neste artigo pode facilmente ser aplicada para o modelo de transportes já que estamos utilizando uma metaheurística, como pode ser visto em (Tagliacola e Romero, 2008).

3. Busca Dispersa

Na primeira publicação da metodologia BD descrita em (Glover, 1977), o autor apresenta um algoritmo que utiliza uma sucessão de soluções iniciais coordenadas para gerar outras soluções. As soluções são sistematicamente (e não aleatoriamente) geradas levando em conta características contidas em várias regiões do espaço de busca. Naquele algoritmo, a BD opera em um conjunto de soluções, chamado conjunto de referência, combinando as soluções para gerar novas soluções de modo que melhorem as que as originaram. Neste sentido, diz-se que é um método evolutivo. Entretanto, difere de outros métodos evolutivos, como é o caso dos Algoritmos Genéticos, em pontos fundamentais, pois a BD não está fundamentada na combinação aleatória em um grande conjunto de soluções, mas sim em seleções sistemáticas e estratégicas em um conjunto pequeno. Como ilustração, basta dizer que os Algoritmos Genéticos usualmente consideram uma população inicial de 100 soluções, enquanto que em BD é habitual se trabalhar com um conjunto equivalente de somente 10 soluções. A BD se baseia no princípio de que as informações sobre a qualidade, ou sobre um conjunto de regras, restrições ou soluções podem ser melhores utilizadas mediante a combinação conjunta destas informações, do que utilizando informações isoladas.

Uma das características mais notáveis da BD se baseia em integrar combinação de soluções com busca local (diversificação e intensificação). Ainda que em estratégias avançadas esta busca local possa conter uma estrutura de memória (*tabu search*), não é necessário que assim seja, limitando-se, na maioria dos casos, em uma busca local convencional. Em (Glover, 1994) é introduzida uma combinação ponderada como mecanismo principal para gerar novas soluções. Nesta versão se enfatiza as buscas lineares entre duas soluções e uso de pesos para apontar direções de qualidade. Introduce-se o conceito de combinar soluções de qualidade com soluções de diversidade. Além disso, o método inclui uma componente de intensificação que consiste em tomar uma mostra maior de soluções na vizinhança que tiver produzido melhores soluções. O autor menciona que para trabalhar com problemas de variáveis inteiras, é necessário criar métodos específicos de combinação.

Em (Glover, 1998) aparece uma versão mais específica do método, onde se esclarecem e simplificam muitas das ideias expostas em trabalhos anteriores. Esta publicação teve grande impacto no ambiente científico e como tal é referência padrão da Busca Dispersa. Vários pesquisadores passaram então a aplicar o método na solução de inúmeros problemas, obtendo resultados de excelente qualidade (Laguna, 1999). Nesta versão, a Busca Dispersa tem por base combinar boas soluções encontradas durante o processo de busca. Cabe destacar que o significado de “boa” não se restringe apenas à qualidade da solução, mas também a sua diversidade em relação a outras soluções do conjunto de referência.

A BD é composta basicamente por cinco etapas, que descrevemos a seguir de forma resumida, mas pode considerar uma sexta etapa, a qual pode considerar estratégias avançadas. Posteriormente explicaremos detalhadamente cada etapa no contexto de uma heurística desenvolvida visando à solução do PPEST.

1. *Gerador de Soluções Diversas*: esta etapa gera um conjunto P com $Psize$ soluções, de onde se extrai um subconjunto menor que se denomina conjunto de referência *Refset*. O processo para gerar *Refset* pode ser totalmente determinístico ou parcialmente aleatório.
2. *Etapa de Melhoria*: consiste de uma busca local para melhorar as $Psize$ soluções inicialmente encontradas. Se a solução que está sendo avaliada é inviável, o método tenta transformá-la em uma solução viável. Se a solução é viável, o método tenta melhorá-la pela mudança dos valores de algumas de suas variáveis, utilizando um procedimento guloso (melhor movimento) em relação à função objetivo.
3. *Geração do Conjunto de Referência*: um método para construir e atualizar o conjunto de referência *Refset*.

Construção - A partir do conjunto P se extrai *Refset*, combinando soluções de alta qualidade com soluções de diversidade.

Atualização - A atualização de *Refset* acontece quando novos elementos (soluções) que cumpram os requisitos para ingressar em *Refset* forem encontrados. Assim *Refset*

mantém seu tamanho constante, mas os valores das soluções vão melhorando durante o processo de busca.

4. *Geração de Subconjuntos*: opera no conjunto de referência, consistindo em criar diferentes subconjuntos de soluções para serem utilizadas na etapa de combinação.
5. *Combinação de Soluções*: esta etapa usa os subconjuntos gerados através do método de geração de subconjuntos para combinar as soluções em cada subconjunto com o objetivo de encontrar novas soluções. Esta etapa de combinação é um mecanismo específico para cada problema, porque está diretamente relacionado com a representação da solução. Os métodos de combinação tipicamente podem ser sistemáticos ou probabilísticos e podem gerar uma ou várias soluções.

Estratégias Avançadas: Para atualizar *Refset* pode se considerar dois aspectos: o primeiro refere-se ao momento em que a atualização deve ser realizada (estática ou dinâmica). A atualização se diz estática quando é realizada depois de testadas todas as possíveis combinações em *Refset*; se diz dinâmica quando imediatamente após alguma combinação, a solução resultante é inserida em *Refset*, sempre que cumpra com os requisitos necessários para ingressar no conjunto. Um segundo aspecto refere-se aos critérios de aceitação ou eliminação de uma solução pertencente à *Refset* (só por qualidade, ou por qualidade e diversidade). Aceita-se uma solução por qualidade sempre que a mesma melhore alguma solução em *Refset* em relação ao valor da função objetivo; aceita-se uma solução por diversidade se esta solução possuir maior diversidade em relação às que estão em *Refset*. A atualização do conjunto de referência será, portanto: (i) estática por qualidade; (ii) estática por qualidade e diversidade; ou (iii) dinâmica por qualidade; ou (iv) dinâmica por qualidade e diversidade. Outra alternativa consiste em não encerrar o algoritmo quando não existir mais soluções a serem combinadas em *Refset*. Neste caso reconstrói-se *Refset*. Para isto mantém-se a metade das soluções com melhor valor em *Refset* e a outra metade é substituída por novas soluções que introduzam diversidade no conjunto. Uma vez reconstruído *Refset*, aplica-se novamente o método de combinação e atualização de *Refset*.

Em (Glover et al, 2000) são apresentadas várias aplicações do método na resolução de problemas de otimização combinatória.

Em 2003 é publicado o primeiro livro sobre este método (Laguna e Marti, 2003). Neste livro os autores realizam um estudo exaustivo da BD, iniciando por tutoriais básicos, revisando estratégias avançadas e chegando até as linhas de pesquisas atuais.

Várias versões híbridas da BD aparecem na literatura. Por exemplo, em (Shager et al, 2012) é apresentado a BD com *Bees Algorithms*. Outros algoritmos híbridos podem ser vistos em (El-Sayed et al, 2008; Egea. et al, 2009; Sari et al, 2011).

A seguir descreve-se a BD aplicada à solução do PPEST estático.

4. Algoritmo Busca Dispersa para o PPEST

A BD foi aplicada no PPEST obedecendo os passos a seguir:

Passo 1. Inicie com $P = \emptyset$.

Utilize a etapa geradora de soluções diversas e construa uma solução y .

Aplique o método de melhoria a y e encontre a solução melhorada x .

Se $x \notin P$ então, adicione x a P caso contrário descarte x .

Repita este passo até $|P| = Psize$.

Passo 2. Construa o conjunto de referência $RefSet = \{x^1, x^2, \dots, x^b\}$ com $\frac{b}{2}$ melhores soluções de P e as $\frac{b}{2}$ soluções de P com maior diversidade em relação às soluções que estão em *RefSet*.

Ordene essas b soluções em ordem crescente em relação à função objetivo.

Faça $SolucaoNova = Verdade$.

Enquanto ($SolucaoNova = Verdade$) $SolucaoNova = Falso$.

Passo 3. Gere os subconjuntos nos quais exista pelo menos uma nova solução.

Enquanto (existirem subconjuntos sem examinar)

Passo 4. Aplique o método de combinação nas soluções do subconjunto e guarde as soluções obtidas em uma lista denominada *Pool*.

Passo 5. Aplique o método de melhoria a cada solução obtida no Passo 4. Seja x a solução melhorada.

Se $f(x) < f(x^b)$ e $x \notin RefSet$ então $RefSet = RefSet \cup x$.

Passo 6. Atualize *RefSet*. (b melhores soluções em $RefSet \cup Pool$);
Reordene *RefSet*

$SolucaoNova=Verdade$.

Fim Enquanto

Fim Enquanto

A Figura 1 apresenta um fluxograma do algoritmo BD.

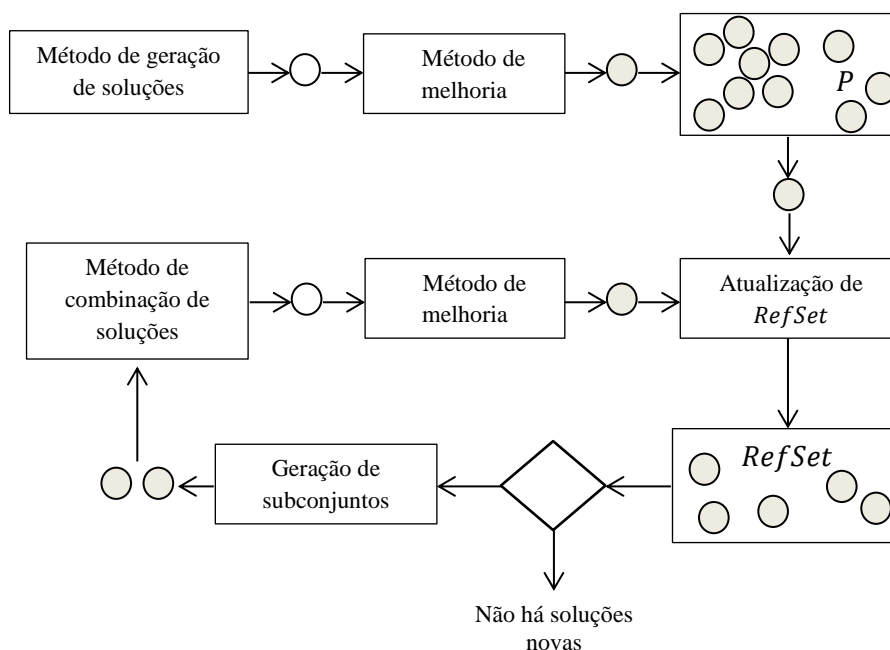


Figura 1: Busca Dispersa.

A seguir é explicado o método para gerar as soluções iniciais.

a. Gerador de Soluções Diversas – Algoritmo VGS

Para gerar as soluções iniciais utilizou-se um algoritmo heurístico construtivo (AHC) proposto em (Villasana et al, 1985), que utiliza um indicador de sensibilidade IS definido a partir da solução ótima do modelo (1-9), considerando a segunda lei de Kirchhoff apenas para a configuração base e após relaxar a integralidade das variáveis de investimento n_{ij} . A estratégia consiste em resolver um PL de tal forma que possibilite verificar se os circuitos já adicionados permitem que o sistema opere adequadamente ou, em caso contrário, identifique o circuito mais promissor que deve ser adicionado ao sistema, ou seja, o circuito que leva o maior fluxo de potência ($IS = \max\{s_{ij} = n_{ij}f_{ij} : n_{ij} \neq 0\}$ na solução de (1-9) relaxado).

Se Ω_0 é o conjunto de índices com circuitos na configuração corrente, o algoritmo VGS pode ser resumido nos seguintes passos:

VGS 1: Assumir a topologia base como solução corrente e usar o modelo híbrido linear. Todos os circuitos presentes na solução corrente devem satisfazer ambas as leis de Kirchhoff, ou seja, devem pertencer à Ω_0 .

VGS 2: Resolver o PL (1-9) usando a topologia corrente. Se a solução indica que o sistema está operando adequadamente com a nova adição, e $v = 0$, pare. Uma nova solução para o modelo DC foi encontrada.

VGS 3: Identificar o circuito mais atrativo que deve ser adicionado ao sistema. Atualizar a topologia com o circuito adicionado e ir ao passo VGS 2.

O conjunto de soluções diversas é obtido repetindo-se este processo $Psize$ vezes, inviabilizando, em cada passo, um ou vários dos circuitos existentes na primeira topologia encontrada pelo algoritmo VGS, para se obter soluções diferentes.

Deve-se ressaltar que, embora o algoritmo VGS utilize um modelo híbrido linear para identificar o melhor circuito a ser adicionado no processo iterativo, ele faz com que nos circuitos adicionados na solução corrente sejam cumpridas as duas leis de Kirchhoff. Portanto, a solução obtida pelo algoritmo VGS é factível também para o modelo DC.

Após ter encontrado as $Psize$ soluções iniciais, as mesmas devem ser melhoradas por meio do Método de Melhoria que é explicado a seguir.

b. Melhoria das Soluções

Como o Método Gerador de soluções não fornece soluções infactíveis sugere-se tentar retirar aqueles circuitos que são irrelevantes no sistema, ou seja, circuitos cujas suas saídas do sistema permitem que o sistema continue operando sem cortes de carga.

Isso pode ser feito da seguinte forma: ordenam-se os circuitos adicionados na configuração corrente por ordem de custo; a partir do primeiro circuito da lista, retira-se um circuito da configuração corrente e se resolve o problema (1-9). Se $v = 0$, significa que o sistema pode continuar operando sem o circuito que foi retirado, ou seja, a solução continua factível. Caso contrário, o circuito é devolvido e passa-se à análise do próximo circuito da lista, até que toda a lista seja percorrida. Todos os circuitos que não foram retirados representam a solução melhorada.

c. Construção do Conjunto de Referência

O conjunto de referência $RefSet$ é constituído por b_1 soluções de alta qualidade e b_2 soluções com diversidade. O tamanho de $RefSet$ é dado por $b = b_1 + b_2$.

Inicialmente se escolhem as b_1 melhores soluções de P em relação à função objetivo e imediatamente as adicionam em $RefSet$, eliminando essas soluções de P .

Para se escolher as b_2 soluções de diversidade, define-se a distância entre duas soluções x e y , $d(x, y) = \sum_{k=1}^n h_k$, em que n é o número caminhos candidatos e $h_k = 1$, se o circuito k pertence às duas soluções x e y , e $h_k = 0$, caso contrário, e seleciona-se a solução x que maximiza $d_{min}(x) = \min\{d(x, y): y \in RefSet\}$.

d. Geração de Subconjuntos

Foi considerado o caso mais simples do método de geração de subconjuntos, que consiste em realizar unicamente combinações de duas soluções, ou seja, em cada fase da combinação considerou-se pares de soluções de $RefSet$ que ainda não tenham sido combinadas.

e. Método de Combinação de Soluções

Considerou-se o método de combinação por *Path Relinking*, em que dadas duas soluções x^i e x^j explora-se o caminho que conecta estas duas soluções, produzindo uma sucessão de t soluções: $x^i = x(0)$, $x(1)$, $x(2)$, ..., $x(t) = x^j$, como pode ser visto na Figura 2.

O ponto x^i deste caminho é chamado solução inicial, ou solução base. O ponto x^j é chamado solução guia.

Este caminho pode ser tomado de diversas formas e utilizando vários critérios.
Por exemplo, num primeiro passo, comparamos as soluções x^i e x^j e retornamos dois vetores Δ_{ad} e Δ_{ret} , identificando, respectivamente, os circuitos que devem ser adicionados e os que devem ser retirados em x^i para alcançar x^j . Define-se $\hat{x} = x^i$ a solução de trabalho.

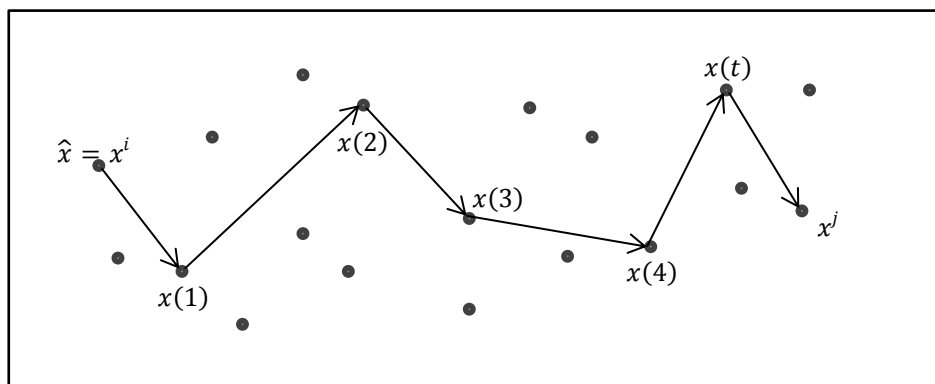


Figura 2: Path Relinking.

Após obter Δ_{ad} e Δ_{ret} procede-se a alteração dos atributos da solução de trabalho, acrescentando-se ou retirando-se circuitos conforme estão em Δ_{ad} ou Δ_{ret} , respectivamente.

Em cada movimento de adição ou retirada obtêm-se uma solução $x(k)$, obtendo-se o caminho formado pelas soluções $x(1), x(2), \dots, x(t)$, as quais podem ser factíveis ou não.

Ao se alcançar a solução guia, define-se x_f como sendo a melhor solução factível obtida na trajetória e aplica-se o método de melhoria à x_f , o qual vai retirar as linhas irrelevantes, caso existam. Toma-se x^{PR} a solução melhorada.

Se não houver soluções factíveis na trajetória, considera-se x_{nf} a solução de menor investimento obtida na trajetória e aplica-se o VGS para retomar sua factibilidade. Define-se x^{PR} a solução melhorada.

Cabe esclarecer que só se combinam soluções que não tenham sido anteriormente combinadas.

5. BD aplicada ao Sistema de seis barras de Garver

Para um melhor entendimento da técnica proposta, ilustra-se sua aplicação passo a passo, no sistema de seis barras de Garver (Garver, 1970), o qual é mostrado na Figura 3, em que as linhas contínuas representam os circuitos existentes na configuração base e as tracejadas, os da solução corrente.

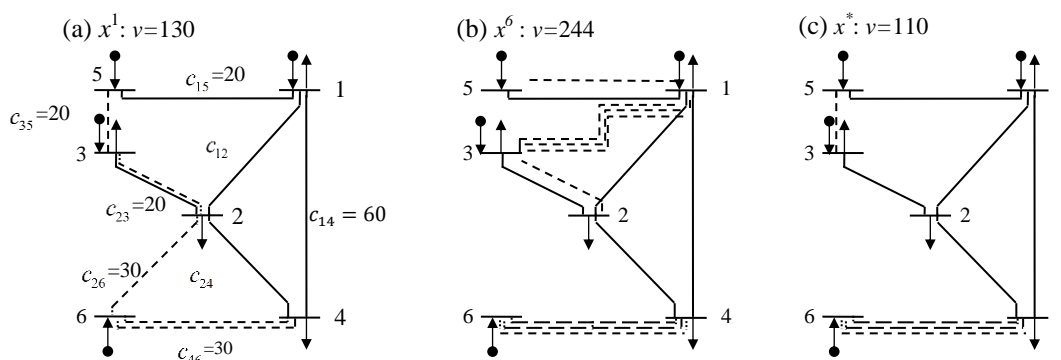


Figura 3: Soluções factíveis do Sistema de seis barras de Garver.

Após aplicar o método gerador de soluções diversas, obtém-se o conjunto de referência de tamanho $b = 6$, representado na Figura 4.

	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	2-3	2-4	2-5	2-6	3-4	3-5	3-6	4-5	4-6	5-6	Barras
x^1 :	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	2	0	$v=130$
x^2 :	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	2	0	$v=140$
x^3 :	0	0	0	0	0	1	0	0	3	0	1	0	0	1	0	$v=160$
x^4 :	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	0	2	0	$v=196$
x^5 :	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	3	0	$v=201$
x^6 :	0	3	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3	0	$v=244$

Circuitos adicionados

Figura 4: Conjunto de Referência.

Neste exemplo não foi aplicado o método de melhoria nas soluções iniciais, pois caso contrário, seria encontrada a solução ótima sem aplicar o método de combinação de soluções.

As soluções foram combinadas aos pares.

Ao se combinar as soluções x^1 e x^6 (Figura 4), tomando $\hat{x} = x^6$ como solução inicial e x^1 como solução guia, tem-se $\Delta_{ret} = \{n_{13} = 3, n_{15} = 1, n_{46} = 1\}$ e $\Delta_{ad} = \{n_{26} = 1, n_{35} = 1\}$.

Retirando-se o circuito $n_{13} = 3$ e acrescentando-se o circuito mais barato de Δ_{ad} , $n_{35} = 1$, resolve-se o PL relaxado (1-9) e verifica-se que o sistema está operando sem corte de carga, sendo, portanto, determinada uma solução factível $x(2)$, com investimento $v = 130$ e as seguintes adições: $n_{15} = 1, n_{35} = 1, n_{46} = 3$.

Agora, comparando $x(2)$ com a solução guia, tem-se $\Delta_{ret} = \{n_{15} = 1, n_{46} = 1\}$ e $\Delta_{ad} = \{n_{26} = 1\}$. Retirando-se $n_{15} = 1$ e acrescentando-se $n_{26} = 1$, obtém-se $x(3)$, com investimento $v = 140$ e as seguintes adições: $n_{26} = 1, n_{35} = 1, n_{46} = 3$, que é também factível.

Agora, no último movimento de *path relinking*, tem-se $\Delta_{ret} = \{n_{46} = 1\}$ e $\Delta_{ad} = \emptyset$, retira-se $n_{46} = 1$ e se alcança a solução guia.

Observe que a melhor solução factível na trajetória entre x^1 e x^6 foi $x(2)$. Assim, faz-se $x_f = x(2)$.

Aplicando o método de melhoria em x_f , retira-se o circuito redundante $n_{15} = 1$ e obtém-se a solução x^{PR} , que é a solução ótima desse sistema (x^* na Figura 2(c)), com investimento $v^* = 110$, na primeira iteração do algoritmo BD, e resolvendo 87 PL's.

Ao se combinar as soluções tomou-se a solução de maior investimento como solução base e a de menor, como a solução guia.

6. Resultados Obtidos

O algoritmo proposto foi implementado utilizando a linguagem de programação FORTRAN, e o MINOS 5.0 como uma sub-rotina de resolução de PL.

São apresentados os resultados obtidos para o Sistema Sul brasileiro de 46 barras e para o sistema Colombiano de 93 barras, cujos dados estão disponíveis em (Romero et al, 2002).

Em ambos os sistemas considerou-se $|RefSet| = b_1 + b_2 = 5 + 5$ e $|P| = 15$.

O número máximo de circuitos adicionados entre cada linha i e j foi 3, ou seja, $\bar{n}_{ij} = 3$, em ambos os sistemas testados.

6.1 Sistema Sul Brasileiro

Este sistema é constituído de 46 barras, 79 circuitos e uma demanda de 6880 MW.

É possível a execução do planeamento com (CR), ou sem (SR) reprogramação da geração.

O algoritmo implementado alcançou o ótimo global (Haffner et al., 2001), para os dois casos considerados:

Planeamento com reprogramação:

Investimento: 72,870,000 US\$.

Linhas Adicionadas: $n_{02-05} = n_{13-20} = n_{20-23} = n_{42-43} = 1$ e $n_{20-21} = n_{46-06} = 2$.

Número de Iterações: duas iterações.

Planeamento sem reprogramação:

Investimento 154,420,000 US\$.

Linhas Adicionadas: $n_{19-25} = n_{28-30} = n_{31-32} = n_{46-06} = 1$, $n_{05-06} = n_{24-25} = n_{29-30} = 2$ e $n_{26-29} = 3$.

Número de Iterações: cinco iterações.

6.2 Sistema Colombiano

O sistema colombiano possui 93 barras, 155 circuitos e uma demanda de 14.559MW.

Para determinar as soluções iniciais, foi necessário proibir até quatro dos circuitos que fizeram parte da primeira solução indicada pelo VGS, a fim de se conseguir uma diversidade maior nas soluções encontradas.

O algoritmo encontrou, em sete iterações, a solução ótima com investimento de 470,361,000 US\$, com 26 linhas adicionadas em 19 ramos, sendo $n_{5-6} = 1$, $n_{9-69} = 1$, $n_{14-31} = 1$, $n_{15-18} = 1$, $n_{19-22} = 1$, $n_{19-58} = 1$, $n_{19-66} = 3$, $n_{27-64} = 1$, $n_{31-72} = 3$, $n_{34-70} = 1$, $n_{43-88} = 2$, $n_{50-54} = 1$, $n_{52-88} = 1$, $n_{55-62} = 1$, $n_{55-84} = 1$, $n_{57-81} = 1$, $n_{60-69} = 3$, $n_{68-86} = 1$ e $n_{68-86} = 1$.

7. Conclusão

O PPEST é um problema multimodal de elevada complexidade para sistemas de médio e grande porte e não pode ser resolvido por algoritmos exatos em tempos computacionais razoáveis.

A modelagem matemática mais indicada para representar a operação adequada do PPEST seria por meio de relações matemáticas de fluxo de carga AC, tipicamente usada na análise da operação do sistema elétrico. Entretanto esta modelagem ainda não pode ser usada de forma eficiente no planeamento de sistemas de transmissão.

Neste trabalho foi abordado o modelo DC, cuja formulação matemática é não linear inteira mista e foi apresentada uma nova proposta de solução que utiliza uma metaheurística híbrida baseada em Busca Dispersa e *Path Relinking*.

Apresentaram-se os aspectos básicos do método, e detalhou-se sua aplicação no PPEST para o sistema de seis barras de Garver.

Embora a BD seja menos conhecida que os Algoritmos Genéticos, tem sido aplicada com muito êxito na solução de inúmeros problemas difíceis de otimização.

Não existe um esquema único para aplicar a BD.

A técnica proposta determinou as soluções ótimas do modelo DC dos sistemas reais Sul Brasileiro e Sistema Colombiano.

Observou-se que o método de combinação de soluções tem um papel muito importante no processo de convergência do algoritmo BD aplicado ao PPEST.

Como sugestão a trabalhos futuros, pode-se pensar em uma maneira de testar a factibilidade das soluções combinadas utilizando teoria de grafos e redes, a fim de diminuir o número de chamadas de PL.

Referências

- Egea, J.A.; Vazquez, E.; Banga, J.R. e Martí, R.** (2009), Improved scatter search for the global optimization of computationally expensive dynamic models. *Journal of Global Optimization*, 43, 175-190.
- EPE** (2011), Anuário Estatístico de Energia Elétrica, disponível em http://epe.gov.br/AnuarioEstatisticodeEnergiaEletrica/20120914_1.pdf, acesso em Abril de 2013.
- Faria, H. J.; Binato, S.; Resende, M. G. C. e Falcão, D. M.** (2005), Power transmission network design by greedy randomized adaptive path relinking. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 1, n. 20, 43–49.
- Gallego, R.A.; Monticelli, A. e Romero, R.** (2000), Tabu Search algorithm for network synthesis. *IEEE Transaction on Power System*, v. 15, n. 2, 490-495.
- Garver, L.L.** (1970), Transmission network estimation using linear programming. *IEEE Transaction Apparatus Systems*, v. 89, 1688–1697.
- Glover, F.** (1977), Heuristics for integer programming using surrogate constraints. *Decision Sciences*, v. 8, 156-166.
- Glover, F.** (1994), Tabu search for no-linear and parametric optimization (with links to genetic algorithms. *Discrete Mathematics*, v. 49, 231-255.
- Glover, F.** A template for scatter search and path relinking. In *Artificial Evolution, Lectures in Computer Science*, J. K. Hao, E. Lutton, E. Ronald, M. Schoemauer and D. Snyers (Eds.), Springer-Verlag, 13-54, 1998.
- Glover, F. e Kochenberger, G. A.** *Handbook of Metaheuristic*. Kluwer Academic, 2003.
- Glover, F.; Laguna, M. e Martí, R.** (2000), Fundamentals of scatter search and path relinking. *Control and Cybernetics*, v. 29, n. 3, 653-684.
- Haffner, S.; Monticelli, A.; Garcia, A. e Romero, R.** (2001), Specialized branch and bound algorithm for transmission network expansion planning. *IEE Proceedings – Generation, Transmission and Distribution*, v. 148, n. 5, 482-488.
- Laguna, M.** (1999), Scatter search. Disponível em: <http://leedsfaculty.colorado.edu/Laguna/articles/ss2.pdf>. Acesso em janeiro de 2013.
- Laguna, M. e Martí, R.** *Scatter Search Methodology and Implementations in C*. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- Latorre, G.; Cruz, R. D.; Areiza, J. M. e Villegas S, A.** (2003), Classification of publication and model on transmission expansion planning. *IEEE Transaction on Power Systems*, v. 2, n. 18, 938–946.
- Molina, J. D. e Hudnick, H.** (2010), Transmission of Electric Energy: a Bibliographic Review. *IEEE Latin America Transaction*, v. 8, 245-258.
- Romero, R.; Gallego, R.A. e Monticelli, A.** (1996), Transmission system expansion planning by simulated annealing. *IEEE Transaction on Power System*, v. 1, n. 11, 364–369.
- Romero, R.; Monticelli, A.; Garcia A. e Haffner, S.** (2002), Test systems and mathematical models for transmission network expansion planning. *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, v. 149, n. 1, 27-36.
- Sari, T. et al.** (2011), Evaluation of Scatter Search and Genetic Algorithm at Resource Constrained Project Scheduling Problems. *INES: 15th International Conference on Intelligent Engineering Systems*, 23–25.
- Sagheer A. M.; Sadic A.T. e Ibrahim, M. S.** (2012), Improvement of Scatter Search Using Bees Algorithm. *Proceedings of the 6th International Conference on Signal Processing and Communication Systems*, 12-14.

Da Silva, E. L.; Gil, H. A. e Areiza, J. M. (2000), Transmission network expansion planning under an improved genetic algorithm. *IEEE Transaction on Power Systems*, v. 15, n. 4, 1168-1175.

Tagliarenha, S. L. S. *Novas Aplicações de Metaheurísticas na Solução do Problema de Planejamento da Expansão do Sistema de Transmissão de Energia Elétrica*. Tese (Doutorado) – DEE - Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2008.

Villasana, R.; Garver, L. L. e Salon, S. J. (1985), Transmission network planning using linear programming. *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, PAS-104, n. 2, 374-380.