

Uma meta-heurística GRASP para o problema de planejamento de expansão de redes de transmissão com redimensionamento

Rosa M. V. Figueiredo

Departamento de Matemática
Universidade de Aveiro, Aveiro, Portugal
rosa.figueiredo@ua.pt

Pedro Henrique González Silva

Instituto de Matemática e Estatística
Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil
pegonzalez@ime.uerj.br

Michael Poss

Department of Computer Science, Faculté des Sciences
Université Libre de Bruxelles, Brussels, Belgium
mposs@ulb.ac.be

RESUMO

Com o passar dos anos a demanda elétrica de certas áreas varia levando a uma necessária expansão da rede de transmissão de energia elétrica. No entanto, a expansão de uma rede de transmissão de energia elétrica exige altos investimentos que precisam ser cuidadosamente planejados. O Problema de Planejamento da Expansão de Redes de Transmissão é um problema NP-difícil e, portanto, uma abordagem meta-heurística pode fornecer boas soluções em tempo computacional aceitável. Neste trabalho, apresentamos uma meta-heurística GRASP para o Problema de Planejamento de Expansão de Redes de Transmissão com Redimensionamento. Além disso, confrontamos os resultados computacionais obtidos com resultados encontrados na literatura.

Palavras Chaves: Redes de Transmissão; Planejamento de Redes; Meta-Heurística.

Área Principal: PO na Área de Energia

ABSTRACT

After several years, the electrical load of certain areas varies leading to a necessary expansion of the electrical transmission network. However, expanding an electrical transmission network requires heavy investments that need to be carefully planned. This study is based on the facts that the problem is NP-Hard and that a meta-heuristic approach may result in good solutions in acceptable time. We introduce a Greedy Randomized Adaptive Search Procedure designed for the Transmission Expansion Planning with Re-design Problem. We also compare the computational results obtained with the optimal solution found in literature.

Keywords: Transmission Network; Network Design; Meta-Heuristics.

Main Area: OR in Energy Sector

1 Introdução

Com o passar dos anos, diversos países vêm enfrentando problemas crescentes devido ao aumento da demanda elétrica necessária para atender sua população e indústria. Desta forma, torna-se necessária a atualização periódica da rede elétrica que serve ao país. Como muitos países vêm tendo de reestruturar suas redes elétricas nos últimos anos, este problema tem ganhado bastante visibilidade e importância.

De forma geral, o problema de planejamento de expansão de redes (TEP) pode ser representado como um modelo de programação não linear inteira mista, Moulin (2010). Este problema é definido sobre uma rede elétrica já existente, levando em conta alguns dos fatores críticos específicos do sistema de energia em questão. Além dos fatores técnicos, tem de ser considerada também a taxa de crescimento ao longo dos anos, especialmente em países que estejam vivenciando um aumento significativo de sua população, como o Brasil.

Este problema de otimização combinatória possui restrições tanto físicas, quanto de orçamento. Normalmente, restrições operacionais e de investimento são modeladas por restrições lineares e variam de acordo com o horizonte de planejamento. Em contraste, as restrições de expansão são estáticas e modeladas com funções não convexas, geralmente bilineares. No entanto, através de técnicas conhecidas (Linearização com coeficiente Big-M), podemos transformar as restrições bilineares em lineares e representar o problema de planejamento de expansão de redes como um problema de programação linear inteira-mista, como visto em Villanasa (1984) e Pereira (1985).

Existem, a priori, duas abordagens para se pensar no problema. A primeira é conhecida como TEP, e consiste em: dada uma rede, adicionar novos circuitos de forma que, ao final, não haja violações operacionais, Latorre (2003). Recentemente, os autores de Moulin (2010) introduziram uma nova vertente para o problema, conhecido como problema de planejamento de expansão de redes com redimensionamento (TEP_R). Essa vertente consiste em, além de admitir a adição de novos circuitos, também permitir a remoção de circuitos existentes.

Do ponto de vista do orçamento, pode-se considerar o custo da remoção de um circuito como nulo. Como citado em Moulin (2010) a remoção de circuitos não piora a situação da rede, então o TEP_R apresenta-se como sendo uma nova e eficiente maneira de lidar com o redimensionamento de redes de transmissão. Além disso, como verificado em Moulin (2010), a solução do TEP_R fornece planos de expansão mais baratos e funcionais, portanto, o foco deste trabalho é mostrar um possível método de solução para esta segunda vertente. Porém, o TEP_R é um problema ainda mais difícil de resolver do que o TEP, e os autores de Moulin (2010) não conseguiram resolver todas as instâncias da literatura.

Dada a complexidade de ambos os enfoques apresentados anteriormente, vários autores propuseram abordagens meta-heurísticas para o problema TEP. Entre outros, Binato (2001), Silva (2001) e Georgilakis (2008) propuseram, respectivamente, um GRASP, uma Busca Tabu e um Algoritmo Genético.

A contribuição desse trabalho é a apresentação de uma meta-heurística para o problema TEP_R , que até o momento foi unicamente tratado de forma exata em Moulin (2010). Levando em consideração uma experiência que teve sucesso para o TEP, Binato (2001), optamos por utilizar a meta-heurística GRASP, que ao final de nossos testes se mostrou bastante interessante, pois ela nos permite obter soluções de boa qualidade, muitas vezes ótimas, bem mais rapidamente do que a abordagem exata de programação inteira mista. É importante frisar que ainda não foram apresentadas abordagens meta-heurística para o problema TEP_R .

Este trabalho está organizado da seguinte forma: na seção 2, introduzimos a formulação matemática do TEP e do TEP_R . Na seção 3 é justificada a escolha do TEP_R em detrimento do TEP. A seção 4 mostra o GRASP e as adaptações feitas para resolver o TEP_R . Já a seção 5 traz os resultados computacionais alcançados. Fechando o trabalho, na seção 6 temos as conclusões e a indicação de trabalhos futuros que iremos realizar.

2 Formulação Matemática: TEP e TEP_R

Na tabela 1, para uma melhor compreensão dos modelos, descrevemos cada símbolo que é utilizado para descrevê-los.

S	Matriz de incidência Transformador-Circuito
$i \in B$	Índice do transformador
$\bar{g}_i$	Geração máxima no transformador i
g_i	Variável que representa a energia gerada pelo transformador i
d_i	Demanda do transformador i
$\Omega = \Omega^0 \cup \Omega^1$	Conjunto de todos os circuitos
Ω^0	Conjunto de circuitos existentes na rede
Ω^1	Conjunto dos circuitos candidatos a entrar na rede
$i(k), j(k)$	Nós terminais do circuito k
γ_k	Susceptância do circuito k
$\bar{f}_k$	Fluxo máximo que pode ser passado pelo circuito k
f_k	Variável que representa o fluxo que passa pelo circuito k
c_k	Custo de adição do circuito k
x_k	Variável de decisão
Θ_i	Ângulo do transformador i

Tabela 1: Lista de Símbolos

2.1 Modelo para o TEP

Como dito anteriormente, o TEP consiste em, dada uma rede elétrica e um conjunto de novas demandas, adicionar novos circuitos de forma que a rede se torne operacional satisfazendo a nova demanda imposta. Do ponto de vista da otimização combinatória, uma rede elétrica é descrita como um grafo não direcionado (B, Ω) , onde os vértices $i \in B$ são chamados de transformadores e as arestas $k \in \Omega$ são chamadas de circuitos. Para um melhor tratamento dos circuitos, particiona-se o conjunto Ω em dois subconjuntos disjuntos, sendo Ω^0 o conjunto de todos os circuitos já pertencentes à rede e Ω^1 o conjunto dos circuitos candidatos a entrarem na rede. A relação entre os circuitos e os transformadores é dada por uma matriz S chamada matriz de incidência Transformador-Circuito. Para cada circuito $k \in \Omega$ os índices $i(k)$ e $j(k)$ representam o início e o final do circuito, respectivamente, enquanto que γ_k é a susceptância do circuito.

Devemos ressaltar também que podem existir circuitos em paralelo k_1, k_2 , denotados por $k_1 \parallel k_2$, ligando os mesmos transformadores. Do ponto de vista matemático, Villanasa (1984) mostra que o problema pode ser visto da seguinte forma:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \min & \sum_{k \in \Omega^1} c_k x_k \\ \text{s.t.} & Sf + g = d \\ & f_k - \gamma_k(\theta_{i(k)} - \theta_{j(k)}) = 0 \quad k \in \Omega^0 \quad (1.1) \\ & f_k - \gamma_k x_k(\theta_{i(k)} - \theta_{j(k)}) = 0 \quad k \in \Omega^1 \quad (1.2) \\ & |f_k| \leq \bar{f}_k \quad k \in \Omega \quad (1.3) \\ & 0 \leq g_i \leq \bar{g}_i \quad i \in B \quad (1.4) \\ & x_k \in \{0, 1\} \quad k \in \Omega^1. \quad (1.5) \end{array} \right. \quad (1.6)$$

As restrições (1.1) a (1.6) representam respectivamente, o equilíbrio de fluxo formulado em corrente contínua (DC), o fluxo nos circuitos já pertencentes à rede, o fluxo nos circuitos candidatos, o intervalo no qual f_k pode variar, a geração máxima em cada transformador e o fato da variável de decisão ser binária. As restrições (1.2) e (1.3) são conhecidas como restrições de Kirchoff e a diferença entre elas, se dá no fato dos circuitos pertencentes a Ω^1 poderem estar ou não na rede, necessitando assim de uma variável binária para cada circuito k em Ω^1 , o que não é necessário para os circuitos pertencentes a Ω^0 que sempre estarão na rede, pois já foram construídos.

2.2 Modelo para o TEP_R

Em problemas de expansão de redes, novas arestas devem ser adicionados para tornar a rede capaz de suprir necessidades de serviços, como passageiros usando transporte público, entrega de compras, redes de telecomunicações, dentre outras aplicações. Todos os exemplos citados anteriormente possuem a característica de que a adição de arestas nunca fará com que a rede se torne inoperante, ao contrário, quanto mais arestas, maior a chance de se obter uma solução viável. Já no caso de uma rede de transmissão de energia elétrica o fenômeno não é o mesmo. Como visto em Moulin (2010) existem circunstâncias, onde a adição de uma aresta pode fazer com que uma rede que já funciona passe a não funcionar corretamente.

Para lidar com essa peculiaridade, foi introduzido em Moulin (2010) o TEP_R que, diferentemente do TEP, nos permite, além de apenas adicionar novos circuitos, remover os antigos. Desta forma, temos que o TEP_R é um problema bem maior e mais complexo do que o TEP, uma vez que ele possui uma variável binária x_k para cada circuito $k \in \Omega$.

Desta forma o modelo matemático que representa o TEP_R é:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \min & \sum_{k \in \Omega^1} c_k x_k \\ \text{s.t.} & Sf + g = d \\ & f_k - \gamma_k x_k (\theta_{i(k)} - \theta_{j(k)}) = 0 \quad k \in \Omega \quad (2.1) \\ & |f_k| \leq \bar{f}_k \quad k \in \Omega \quad (2.2) \\ & 0 \leq g_i \leq \bar{g}_i \quad i \in B \quad (2.3) \\ & x_k \in \{0, 1\} \quad k \in \Omega \quad (2.4) \end{array} \right. \quad (2.5)$$

Diferentemente do TEP, o TEP_R possui apenas uma restrição de Kirchoff (2.2) que é responsável pela representação do fluxo em todos os circuitos.

3 A Escolha do TEP_R

Quando comparamos os dois modelos vemos que a restrição bilinear (2.2), correspondente à segunda lei de Kirchoff, passa a utilizar todos os circuitos existentes. Ambos os problemas possuem a mesma função objetivo, uma vez que a remoção de circuitos tem custo zero, como citado em Moulin (2010). Como algumas das variáveis possuem custo zero o TEP_R é um problema bem mais difícil de se resolver do que o TEP, pois devido ao aumento do número de variáveis com custo nulo, técnicas de enumeração como o Branch-and-Bound necessitarão analisar mais possibilidades. Este fato pode ser comprovado ao analisar a relaxação linear de ambos os problemas, Moulin (2010). Além disso, a região poliédrica da relaxação linear do TEP_R é maior do que a região poliédrica da relaxação linear do TEP, o que resulta em um limite inferior menor obtido pela resolução da respectiva relaxação linear.

No entanto, apesar das diversas dificuldades impostas pelo TEP_R , foi mostrado em Moulin

(2010) que o redimensionamento pode implicar em uma redução enorme nos custos, como mostrado na Tabela 2 para redes elétricas disponíveis na literatura.

Name	(TEP)		(TEP _R)	
	Optimal	LPRelax	Optimal	LPRelax
Garver	110	99 – 10%	110	99 – 10%
IEEE24	152	75 – 50%	152	69 – 32%
South	154.4	82 – 47%	146.2	72 – 43%
South WR	72.87	41 – 44%	63.2	33 – 38%
Southeast	424.8	173 – 59%	≤ 405.9	128 – 58%

Tabela 2: Custos Ótimos e Relaxações

A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos em Moulin (2010) para o TEP e TEP_R aplicado às 5 instâncias que estão descritas em detalhes na seção 5. A coluna "Optimal" contém o custo da solução ótima de cada instância e a coluna "LPRelax" fornece o custo ótimo da respectiva relaxação linear. Na coluna "Optimal" correspondente ao TEP_R, a notação $\leq 405,9$ significa que, até o momento, a solução ótima do problema não foi encontrada através de um algoritmo exato e, neste caso, 405.9 é o custo da melhor solução viável conhecida na literatura. Observe que, segundo os autores de Moulin (2010), essa solução foi obtida após mais de cinco horas de computação. Os valores percentuais apresentados na coluna "LPRelax" são obtidos calculando o quociente: $\frac{Optimal - LPRelax}{Optimal}$.

As melhorias apresentadas na Tabela 2 representam, em alguns casos, um ganho de 10 milhões de dólares americanos, o que torna o uso do TEP_R, apesar de mais complicado em diversos aspectos, extremamente interessante. Assim sendo, na seção seguinte apresentamos uma abordagem heurística para resolver o TEP_R que nos levou a resultados satisfatórios.

4 Método de Solução

4.1 Descrição Geral do GRASP

Como mencionado anteriormente, este trabalho propõe uma heurística GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure), apresentada em sua forma geral em Resende (2003), para resolver o TEP_R. Para a definição desta meta-heurística, tomamos como base a meta-heurística GRASP descrita em Binato (2001) para o TEP. Antes de explicar as adaptações feitas, apresentamos uma rápida descrição dos conceitos gerais do GRASP. Como explicado na Figura 1, o GRASP é composto por duas fases, uma fase de construção e uma de busca local.

```

GRASP;
begin
  Entrada de Dados;
  repeat
    Construção de uma solução gulosa aleatória;
    Busca Local;
    Atualização da melhor solução;;
  until Regra de parada for satisfeita;
end
retorna Melhor Solução;

```

Figura 1: Descrição Geral do GRASP

A fase de construção consiste em definir uma solução viável, através de um algoritmo iterativo que adiciona, a cada iteração, um elemento que compõe uma solução viável. Para escolher qual elemento será incluído, o GRASP emprega uma função chamada de "gulosa" que mede os benefícios da inclusão de cada elemento. A cada iteração da fase de construção, um elemento escolhido aleatoriamente de uma lista de candidatos (LC) é adicionado na rede. A LC é uma lista dos elementos que contribuem mais para aumentar o valor da função gulosa. A fase de construção termina quando uma solução viável é encontrada.

Ao obtermos uma solução viável, passamos à segunda fase, a busca local, para tentar melhorar a solução encontrada na fase de construção. A busca local consiste em trocar a solução atual por uma melhor. Mais precisamente, dada uma solução s , consideramos a vizinhança $N(s)$ de soluções obtidas ao aplicarmos um movimento pré-definido na solução atual, ou seja:

$$N(s) = \{s' | s' \text{ pode ser obtido de } s \text{ aplicando um movimento pré-definido}\}$$

Uma vez definido o significado de vizinhança, a busca local é o processo que analisa soluções pertencentes a uma vizinhança $N(s)$ até que algum critério de parada seja alcançado e no final retorna a melhor solução encontrada.

É interessante ressaltar que uma boa fase de construção pode melhorar significativamente o tempo gasto no processamento e a qualidade da solução a ser encontrada na busca local.

4.2 GRASP para o TEP_R

Nesta subseção descrevemos as características da nossa abordagem focando cada fase separadamente.

4.2.1 Fase de Construção

Nós utilizamos uma variação do modelo original (2.1) - (2.4), que nos permite verificar o quanto da demanda está faltando ser suprida, assumindo que um conjunto $\bar{\Omega}$ de circuitos já esteja instalado. A quantidade que falta ser suprida, chamada de corte de carga, é medida por uma nova variável contínua r_i . Este modelo linear não possui restrições de integralidade e com ele podemos determinar o nosso avanço a cada adição de circuitos.

$$LPP \quad \left\{ \begin{array}{ll} \min & \sum_{i \in B} r_i \\ \text{s.t.} & Sf + d + r = g \quad (3.1) \\ & f_k - \gamma_k(\theta_{i(k)} - \theta_{j(k)}) = 0 \quad k \in \bar{\Omega} \quad (3.2) \\ & |f_k| \leq \bar{f}_k \quad k \in \bar{\Omega} \quad (3.3) \\ & 0 \leq g_i \leq \bar{g}_i \quad i \in B \quad (3.4) \end{array} \right.$$

No modelo apresentado acima temos que as restrições (3.1), (3.2), (3.3) e (3.4) funcionam da mesma forma que as restrições (1.1), (1.2), (1.4), (1.5), respectivamente. Nas restrições (3.2) e (3.3), introduzimos um novo conjunto $\bar{\Omega}$ que é o conjunto de todos os circuitos presentes na rede em um determinado instante. Inicialmente $\bar{\Omega}$ é igual a Ω^0 . Este problema de programação linear (LPP) pode ser eficientemente resolvido pelo Dual do Simplex, como visto em Stott (1979).

A fase de construção começa criando a LC, através da ordenação de todos os circuitos $k \in \Omega \setminus \bar{\Omega}$ pelo menor custo c_k e escolhendo uma percentagem β dos circuitos de menor custo. Uma vez tendo a LC construída, escolhemos um circuito pertencente à LC aleatoriamente e o adicionamos na rede. Após a adição do circuito escolhido, avaliamos esta adição resolvendo o LPP (3.1) - (3.4), com

a nova rede, ou seja, com o novo conjunto $\bar{\Omega}$. Repetimos o processo até que a solução ótima do modelo (3.1)-(3.4) seja igual a zero, ou seja, uma solução viável para o TEP_R tenha sido obtida.

No entanto, a solução encontrada pela fase de construção pode ter adições desnecessárias que podem ser eliminadas. Seja $\bar{\Omega}$ o conjunto de circuitos que define a solução obtida ao final da fase de construção e sejam π_i as variáveis duais associadas às restrições (3.1). Observe que em (3.1) existe uma restrição para cada $i \in B$. Ordenamos os circuitos em $\bar{\Omega}$ em ordem decrescente de Π_k , onde $\Pi_k = (\pi_{i(k)} - \pi_{j(k)})(\theta_{i(k)} - \theta_{j(k)})$, DeChamps (1970). Utilizando o LPP, analisamos se a remoção do circuito indicado por Π_k cria ou não satisfação das restrições (3.1). Para realizar esta análise, removemos o circuito k indicado por Π_k e resolvemos o LPP. Se $\sum_{i \in B} r_i = 0$, então a remoção do

mesmo não causa corte de carga. Caso a remoção do circuito cause violação operacional, re colocamos o mesmo na rede e tomamos o próximo valor indicado por Π_k . Repetimos este processo até que nenhuma remoção seja possível. Neste processo, estamos permitindo a remoção tanto dos circuitos $k \in \Omega^1$ quanto dos $k \in \Omega^0$.

Se ao final do processo não houver nenhuma solução viável, essa iteração do GRASP é interrompida e não se realiza a busca local. Vale lembrar que, dada a estrutura peculiar do problema, a fase de construção pode acabar sem ter achado solução viável. Por exemplo, a aplicação da fase de construção pode resultar na adição de todos os circuitos na rede, o que pode ser uma solução inviável.

A Figura 2 descreve de forma esquemática a fase de construção.

Fase de Construção;

begin

$\bar{\Omega} = \emptyset$;

repeat

Ordenar os circuitos em $\bar{\Omega}$ em ordem crescente de custo;

Construir CL selecionando β elementos em $\bar{\Omega}$ segundo a ordem estabelecida;

s = elemento selecionado aleatoriamente da CL;

$\bar{\Omega} = \bar{\Omega} \cup s$;

until solução ótima do (LPP) tem custo zero, ou CL ficar vazia;

end

Figura 2: Descrição Geral da Fase de Construção par o TEP_R

Como todo parâmetro em uma heurística, o valor do percentual β tem de ser devidamente calibrado para assim obtermos bons resultados. Foram realizados testes variando apenas o parâmetro β no intuito de calibrá-lo. Foram testados $\beta = 0.5$ e $\beta = 0.7$ e os resultados encontrados por nós estão descritos nas tabelas 3 e 4 respectivamente:

	Solução Ótima	Solução Fase Construtiva	Desvio Padrão
Garver	110	130	18.70
IEEE24	152	194	20.73
South	154.4	190.8	16.64
South WR	72.87	241.18	10.94

Tabela 3: Médias dos Custos da Fase Construtiva com $\beta = 0,5$

	Solução Ótima	Solução Fase Construtiva	Desvio Padrão
Garver	110	130	10.63
IEEE24	152	194	23.11
South	154.4	163.12	17.35
South WR	72.87	204.65	10.35

Tabela 4: Médias dos Custos da Fase Construtiva com $\beta = 0.7$

Os testes foram feitos utilizando 4 das 5 instâncias de redes que são empregadas e melhor descritas na seção 5. Uma vez que o método utiliza uma escolha aleatória dependente de β , na coluna "Solução Fase Construtiva" está sendo apresentada a média do custo de 5 rodadas e seus respectivos desvios padrão. Como visto nos resultados das tabelas 3 e 4, o parâmetro $\beta = 0.7$ nos proporciona resultados médios melhores e, desta forma, este será o valor utilizado para β neste trabalho.

4.2.2 Busca Local

Sem qualquer prejuízo à compreensão do texto, no restante desta seção denotamos uma solução viável para o TEP_R pelo seu conjunto de circuitos instalados. Desta forma, seja $\bar{\Omega}$ uma solução viável para o TEP_R . A fase de busca local do GRASP é baseada na "troca de circuitos". A cada iteração, trocamos um ou mais circuitos em $\bar{\Omega}$ por circuitos que não tenham sido ainda utilizados.

Consideramos dois tipos de vizinhança que chamamos de $N1(\bar{\Omega})$ e $N2(\bar{\Omega})$. Na vizinhança $N1(\bar{\Omega})$ ($N2(\bar{\Omega})$) assumimos que é possível trocar 1 (2) circuito(s) em $\bar{\Omega}$ por 1 (2) circuito(s) que ainda não tenha(m) sido usado(s), ou seja, em $\Omega \setminus \bar{\Omega}$. Observe que uma solução $\hat{\Omega}$ pertence a vizinhança $N1(\bar{\Omega})$ ou a vizinhança $N2(\bar{\Omega})$ se e somente se o LPP (3.1) - (3.4) definido por $\hat{\Omega}$ tiver solução ótima de custo zero, ou seja não produzir custo de carga, $r_i = 0$ para todo $i \in B$.

Uma vez que a cardinalidade da vizinhança a ser analisada aumenta com o número de circuitos candidatos para troca, problemas de tamanho médio terão uma grande quantidade de circuitos a serem analisados o que torna a busca local muito custosa. Desta forma, torna-se necessário desenvolver técnicas de poda para diminuirmos o tempo de processamento da busca local.

Utilizamos as 3 técnicas de redução apresentadas em Binato(2001):

Poda por Custo Nível 1: No início da busca local, temos o custo da solução obtida na fase de construção. Desta forma, podemos prever quais trocas de arcos beneficiarão a solução e quais não. Para a vizinhança $N1(\bar{\Omega})$, isto acontece se o custo do circuito mais caro pertencente ao conjunto $\bar{\Omega}$ menos o custo do circuito mais barato pertencente a $\Omega \setminus \bar{\Omega}$ representa o maior benefício que podemos obter com uma troca. Em posse desta nova informação, podemos podar um candidato, caso seu custo menos o maior benefício seja maior do que o custo da melhor solução atual.

Poda por Custo Nível 2: Quando uma nova configuração de troca de arcos é gerada na fase de busca local, podemos avaliar o seu custo antes de resolver o LPP associado (para determinar se a solução obtida pertence à vizinhança que estamos analisando). Se o seu custo é pior do que a melhor solução conhecida até agora, podemos evitar a resolução LPP.

Poda por Sensibilidade: Antes de adicionar um novo circuito, podemos estimar por meio das variáveis duais quais serão os benefícios para a rede da adição deste circuito. Para a vizinhança $N1(\bar{\Omega})$, podemos ignorar o LPP para todos os candidatos cuja variável dual Π_k indica não haver solução viável. É importante observar que este tipo de poda pode excluir soluções viáveis a partir da fase de busca local.

Em nossos algoritmos, utilizamos as 3 técnicas afim de reduzir o tempo de resolução. Na descrição da busca local, apresentada na Figura 3, tomamos:

$$c(\bar{\Omega}) = \sum_{k \in \bar{\Omega}} c_k$$

```

Busca Local j(com vizinhança  $N_j(\bar{\Omega})$ );
begin
     $\bar{\Omega}$  = solução viável obtida na fase de construção ;
    repeat
         $\hat{\Omega}$  = solução de menor custo na vizinhança  $N_j(\bar{\Omega})$ ;
        se  $c(\hat{\Omega}) < c(\bar{\Omega})$  então  $\bar{\Omega} = \hat{\Omega}$ ;
    until  $\bar{\Omega}$  seja uma solução local;
end
retorna  $\bar{\Omega}$ ;
    
```

Figura 3: Descrição Geral da Busca Local

5 Resultados Computacionais

Os algoritmos foram escritos em Mosel Xpress, utilizando FICO Xpress Otimização Suite, em um computador com processador Pentium Core 2 Quad Q6600 de 2,4 MHz e 4GB de memória RAM. A fim de testar nosso método, foram utilizadas as redes da Tabela 5.

Nome	Topologia		Circuitos		Geração/Demanda		Referências
	$ B $	$ E $	$ \Omega^0 $	$ \Omega^1 $	$\sum g$ in MW	$\sum d$ in MW	
Garver	6	15	6	90	1110	760	Alguacil (2003), Garver (1970) Silva Junior (2005) Binato (2000) Binato (2000) Binato (2000)
IEEE24	24	34	38	102	10215	8560	
South	46	79	62	237	6880	6880	
South WR	46	79	62	237	10545	6880	
Southeast	79	143	156	249	37999	37999	

Tabela 5: Dados das Redes

Após rodarmos nosso método para as redes acima, obtivemos os resultados mostrados na Tabela 6.

	Solução Ótima	Fase Construtiva	Busca Local 1	Busca Local 2
Garver	110	130	110	110
IEEE24	152	194	152	152
South	146.2	172.8	146.2	146.2
South WR	63.2	75.81	63, 2	63.2
Southeast	≤ 405.9	406.8	405.9	392.8

Tabela 6: Resultados TEP_R com Vizinhança $N1(\bar{\Omega})$ e $N2(\bar{\Omega})$

Como mencionado anteriormente, não é conhecida a solução ótima da instância Southeast. Em Moulin (2010) foi apresentada a melhor solução encontrada, após 10 horas de processamento, que possui um custo igual a 405.9 com gap de dualidade igual a aproximadamente 29%. Vale a pena

esclarecer que 405.9 foi a primeira solução viável encontrada por eles após mais de 5 horas de processamento. Ainda na Tabela 6, vemos que graças ao nosso algoritmo GRASP, uma melhor solução viável foi encontrada para a rede Southeast, de custo 392.8 em 10 minutos aproximadamente. Na Tabela 7 temos um quadro comparativo dos tempos gastos para resolver as instâncias com o GRASP e dos tempos apresentados em Moulin (2010) para a resolução do modelo apresentado na seção, utilizando o pacote comercial CPLEX. As vizinhanças serão referenciadas abaixo através da quantidade de trocas de circuitos por iteração, por exemplo, uma meta-heurística GRASP cuja busca local utilizar uma vizinhança $N1(\bar{\Omega})$, será chamada de GRASP 1.

	Tempo GRASP 1	Tempo GRASP 2	Tempo Método Exato [Moulin(2010)]
Garver	3.21 s	3.27 s	0.04 s
IEEE24	0.95 s	0.92 s	12 s
South	7.38 s	7.41 s	19052 s
South WR	7.70 s	7,68 s	29 s
Southeast	678.11 s	632.17 s	> 36000 s

Tabela 7: Resultados TEP_R - Comparação de Tempos

A Tabela 7 mostra que o procedimento apresentado neste artigo ganha do método exato, em tempo de processamento, com larga vantagem em 4 das 5 instâncias utilizadas. Vale ressaltar que, como visto na Tabela 5, a instância Garver representa uma rede incrivelmente pequena, mostrando mais uma vez a eficácia do nosso procedimento.

6 Conclusão e Trabalhos Futuros

Tendo em vista os resultados mostrados, podemos concluir que o método se mostrou eficiente tanto na qualidade da solução encontrada quanto no tempo de resolução.

A comparação do nosso método com os resultados obtidos em Moulin (2010) mostra que: (i) para algumas redes, nosso método foi até 9 vezes mais rápido do que a resolução do modelo através do pacote comercial CPLEX, e (ii) obtivemos uma nova solução de menor custo para a rede Southeast. Vale ressaltar que em Moulin (2010) o processamento da instância Southeast foi interrompido após 10 horas de processamento sem alcançar uma solução ótima e o nosso procedimento utilizou aproximadamente 10 minutos para obter uma solução melhor.

Uma vez que este método se mostrou interessante para o problema apresentado, buscaremos um meio de aplicar a mesma abordagem de solução para o problema de planejamento de expansão de redes com multiestágios, Vinasco (2010), e apresentaremos os resultados obtidos em trabalhos posteriores. Além disso, a meta-heurística GRASP descrita aqui pode ser utilizada como heurística primal para um novo algoritmo de branch-and-cut para resolver TEP_R de forma exata.

Referências

- [1] Alguacil, N., Motto, A.L. e Conejo, A.J. (2003), *Transmission expansion planning: A mixed-integer LP approach*, IEEE Transactions on Power Systems 18, No. 3, 1070- 1077.
- [2] Binato, S. (2000), *Optimal expansion of transmission networks by Benders decomposition and cutting planes*, Ph.D. dissertation (Portuguese), Federal University of Rio de Janeiro.

- [3] Binato, S., Oliveira, G. e Araujo, J. (2001), *A Greedy Randomized Adaptive Search Procedure for The Transmission Expansion Planning*, IEEE Transactions on Power System, Volume 16, No.2, 247-253.
- [4] DeChamps, C., Vankelecom, J. e Jamouille, E. (1979), *TRANEX - An interactive computer program for transmission expansion planning*, IEEE IPES Summer Meeting, paper A79 476-3.
- [5] Garver, L.L. (1970), *Transmission network estimation using linear programming*, IEEE Trans. PowerAppar. Syst. 89, No. 7, 1688-1697.
- [6] Georgilakis, P.S., Karytsas, C., Vernados, P.G. (2008), *Genetic algorithm solution to the market-based transmission expansion planning problem*, Journal of optoelectronics and advanced materials, Volume 10, No.5, 1120-1125.
- [7] Latorre G., Cruz R.D., Areiza, J.M. e Villegas, A. (2003), *Classification of publications and modelson transmission expansion planning*, Power Systems, IEEE Transactions on 18, No. 2, 938-946.
- [8] Moulin, S.L., Poss, M. e Sagastizabal, C. (2010), *Transmission expansion planning with re-design*, Energy Systems, Volume 1, No. 2, 113-139.
- [9] Pereira, M., Granville, S. (1985), *Analysis of the linearized power flow model in benders decomposition*, Tech. Report SOL 85-04, SOL Lab, Dept. of Oper. Research, Stanford University
- [10] Resende, M.G.C. e Ribeiro, C.C. (2003), *Greedy randomized adaptive search procedures*, International Series in Operations Research and Management Science, Volume 57, 219-249.
- [11] Stott, B., Marinho, J.L. e Alsac, O. (1979), *Review of linear programming applied to power system rescheduling*, Proceedings of the Power Industry Computer Applications Conference.
- [12] Silva, E.L., Ortiz, J.M.A., Oliveira, G.C. e Binato, S. (2001), *Transmission Network Expansion Planning Under a Tabu Search Approach*, IEEE Transactions on Power Systems, Volume 16, No.1, 62-68.
- [13] Silva Junior, I.J. (2005), *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando segurança e planos de programação da geração*, Ph.D. dissertation (Portuguese) Universidade Estadual de Campinas.
- [14] Villanasa, R. (1984), *Transmission network planning using linear and mixed linear integer programming*, PhD thesis, Ressenlaer Polytechnic Institute
- [15] Vinasco, G., Rider, M.J. e Romero, R. (2010), *A Strategy to Solve the Multistage Transmission Expansion Planning Problem*, IEEE Power Engineering Letters.