

PROBLEMA DE PLANEJAMENTO ESTÁTICO DE
EXPANSÃO DE REDES DE TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA COM
REDIMENSIONAMENTO VIA META-HEURÍSTICA
GRASP*

PEDRO HENRIQUE GONZÁLEZ SILVA [†] ROSA M. V. FIGUEIREDO[‡]
MICHAEL POSS[§]

Resumo

De tempos em tempos a demanda elétrica de diversas áreas varia tornando necessária a 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. Assim sendo, este trabalho se propõe a apresentar um estudo do problema de planejamento da expansão de redes de transmissão de energia elétrica via meta-heurística GRASP. Este é um problema de programação não linear inteira mista e pertence a classe de problemas NP-difícil, desta forma uma abordagem através da meta-heurística GRASP pode vir a fornecer boas soluções em tempo computacional aceitável. Neste trabalho também comparamos os resultados computacionais obtidos com resultados encontrados na literatura.¹

* *Palavras chave:* Otimização Combinatória; Planejamento de Redes de Transmissão; Meta-Heurística.

[†]Instituto de Matemática e Estatística, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil. <mailto:pegonzalez@ime.uerj.br>E-mail: pegonzalez@ime.uerj.br

[‡]Departamento de Matemática, Universidade de Aveiro, Aveiro, Portugal. <mailto:rosa.figueiredo@ua.pt>E-mail: rosa.figueiredo@ua.pt

[§]Department of Computer Science, Faculté des Sciences Université Libre de Bruxelles, Brussels, Belgium. <mailto:mposs@ulb.ac.be>E-mail: mposs@ulb.ac.be

¹**Palavras Chaves:**

1 Introdução

Com o crescimento da demanda de energia elétrica, torna-se necessária a modificação das redes de transmissão através da adição de novos geradores e linhas de transmissão. Uma vez que na maioria dos casos existe a impossibilidade da construção de geradores próximos aos centros de consumo, torna-se necessário focarmos os esforços na construção de linhas de transmissão. Podemos considerar por exemplo, o Brasil que possui grandes recursos para geração de energia através de hidroelétricas, mas que, no entanto permanecem a grandes distâncias dos centros de consumo.

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, considerando alguns dos fatores críticos do sistema de energia em questão. Há também a necessidade de ser considerada 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 físicas e de orçamento. Normalmente, restrições operacionais e de investimento são modeladas por restrições lineares. Já as restrições de expansão são modeladas através de funções não convexas, geralmente bilineares. Como visto em Villanasa (1984) e Pereira (1985), podemos transformar as restrições bilineares em lineares através de técnicas conhecidas (Linearização com coeficiente Big-M), e representar o (TEP) como um problema de programação linear inteira-mista.

Segundo Latorre (2003), a maioria dos trabalhos sobre o tema aborda o problema permitindo apenas a adição de novos circuitos na rede, ou seja, todos os circuitos pré existentes devem fazer parte do conjunto solução. No entanto, em Moulin (2010) há uma nova abordagem para o problema. Esta abordagem, denotada por (TEP_R) , consiste em além de permitir a adição de novos circuitos, como no (TEP), liberar a remoção dos circuitos pré-existentes.

Do ponto de vista financeiro, pode-se considerar o custo da remoção de um circuito como nulo. Desta forma, foi mostrado recentemente em Moulin

(2010) e em Khodaei (2010), que o (TEP_R) pode levar a planos de expansão mais baratos. Apesar das vantagens citadas, devemos deixar claro que o (TEP_R) é um problema ainda mais difícil de resolver do que o (TEP) , e os autores de Moulin (2010) não conseguiram resolver até a otimalidade todas as instâncias da literatura.

Dada a dificuldade de resolver o modelo de forma exata para redes reais, este trabalho visa a apresentação de uma meta-heurística GRASP baseada em uma experiência de sucesso apresentada em Binato (2001). Ao final de nossos testes, o GRASP se mostrou bastante interessante, nos permitindo obter soluções de boa qualidade, muitas vezes ótimas, bem mais rapidamente do que a abordagem exata de programação inteira mista.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: na seção 2, introduzimos a notação e 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 Modelos e Notações

2.1 Nomenclaturas

2.1.1 Conjuntos e Parâmetros

S	Matriz de incidência Barra-Circuito.
Ω	Conjunto de todos circuitos.
Ω^0	Conjunto de circuitos pré existentes.
Ω^1	Conjunto de circuitos candidatos.
γ_k	Susceptância do circuito k .
c_k	Custo de investimento do circuito k .
\bar{f}_k	Capacidade do circuito k .
d_i	Demanda na barra i .
\bar{g}_i	Geração máxima na barra i .

2.1.2 Variáveis

gaysss

- x_k Indica se o circuito k esta na rede.
- f_k Fluxo no arco k .
- g_i Geração na barra i .
- Θ_i Ângulo de potencial da barra i .

2.2 Formulação Matemática

2.2.1 Formulação Matemática do (TEP)

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 barras 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 as barras é dada por uma matriz S chamada matriz de incidência Barra-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 $k_1 || k_2$, ligando as mesmas barras. Do ponto de vista matemático, Villanasa (1984) mostra que o problema pode ser visto da seguinte forma:

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

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 barra 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 podem 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.

2.2.2 Formulação Matemática do (TEP_R)

Em problemas de expansão de redes, novas arestas devem ser adicionadas para tornar a rede capaz de suprir necessidades de serviços como passageiros usando transporte público, transporte de lixo industrial, 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. Em Moulin (2010), existem circunstâncias nas quais 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:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \min & \sum_{k \in \Omega^1} c_k x_k \\ \text{s.t.} & Sf + g = d \end{array} \right. \quad (2.1)$$

$$f_k - \gamma_k x_k (\theta_{i(k)} - \theta_{j(k)}) = 0 \quad k \in \Omega \quad (2.2)$$

$$|f_k| \leq \bar{f}_k \quad k \in \Omega \quad (2.3)$$

$$0 \leq g_i \leq \bar{g}_i \quad i \in B \quad (2.4)$$

$$x_k \in \{0, 1\} \quad k \in \Omega \quad (2.5)$$

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 Escolhendo a Abordagem

Ao compararmos o modelo do (TEP) com o do (TEP_R), vemos que a restrição bilinear (2.2), que corresponde à segunda lei de Kirchoff, passa a existir para todos os circuitos $k \in \Omega$. Em ambos os casos a função objetivo é a mesma, uma vez que a remoção de circuitos tem custo zero, como citado em Moulin (2010). Como todas as variáveis $x_k \in \Omega^1$ possuem custo zero, o (TEP_R) é um problema bem mais difícil de se resolver do que o (TEP). 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 leva à obtenção de um limite inferior pior.

Apesar das diversas dificuldades impostas pelo (TEP_R), o redimensionamento pode implicar em uma redução enorme nos custos. A Tabela 1 mostra esta característica para redes elétricas disponíveis na literatura, como visto em Moulin (2010).

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 1: Custos Ótimos e Relaxações

A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos em Moulin (2010) para 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 apresentada 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 1 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 do ponto de vista econômico. Na seção seguinte apresentamos uma abordagem heurística para resolver o (TEP_R) que nos levou a resultados bastante satisfatórios.

4 Método de Solução

4.1 Descrição Geral do GRASP

Este trabalho propõe uma meta-heurística GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure), apresentada em sua forma geral em Resende

(2003), para resolver o (TEP_R). Antes de explicar as adaptações feitas, especificamente para este problema, apresentamos uma rápida descrição dos conceitos gerais do GRASP. Como visto no Algoritmo 1, o GRASP é composto por duas fases, uma fase de construção e uma de busca local.

```

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

```

Algoritmo 1: Descrição Geral do GRASP

A fase de construção consiste em gerar 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 pseudo "gulosa" que mede os benefícios de cada inclusão. 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 tendem a contribuir mais para a obtenção de uma solução viável. A fase de construção termina quando uma solução viável é encontrada.

Após obtermos uma solução viável, damos início à segunda fase, 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)

Descrevemos aqui as características da nossa abordagem focando cada fase separadamente.

4.2.1 Fase de Construção

Esta fase tem como objetivo a construção de uma rede que atenda a demanda de todas as barras. Matematicamente, nós queremos construir um conjunto de circuitos $\hat{\Omega} \subseteq \Omega$ com $\hat{x}_k = 1$ para todo $k \in \hat{\Omega}$ e $\hat{x}_k = 0$ caso contrário, tal que exista $(\Theta, f, g) \in \mathbb{R}^{|B|^2 \times |\Omega|}$ que satisfaça as restrições (3.1) – (3.4) para \hat{x} .

Para isso utilizamos uma variação do modelo original (2.1) - (2.4), que nos permite verificar o quanto da demanda falta 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 avaliar o nosso avanço a cada adição de circuitos.

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

Ao iniciarmos a fase de construção, definimos $\hat{\Omega} = \emptyset$. A partir disto, um algoritmo iterativo tenta construir uma rede $\hat{\Omega}$ de forma que $Obj(\hat{\Omega}) = 0$, adicionando um circuito por vez a $\hat{\Omega}$. Antes de realizarmos cada adição,

criamos uma LC através da avaliação de cada circuito $k \in \Omega^1$ pela função gulosa. Em seguida, escolhemos aleatoriamente um circuito $k \in LC$ e o adicionamos a $\hat{\Omega}$. Este processo é repetido até uma solução viável seja encontrada. Após obtermos essa solução, tentamos remover circuitos um a um baseado no custo de investimento de cada um. O procedimento como um todo esta descrito no Algoritmo 2.

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

Algoritmo 2: Descrição Geral da Fase de Construção par o (TEP_R)

Agora descreveremos a função gulosa utilizada e como construir da LC. Seja $\pi \in \mathbb{R}^{|B|}$ o conjunto das variáveis duais associadas a restrição (3.2). Segundo Dechamps (1979), é possível estimar o benefício da adição de cada circuito através da expressão: $\Pi_k = (\pi_{i(k)} - \pi_{j(k)})(\theta_{i(k)} - \theta_{j(k)})$, $\forall k \in \Omega \setminus \hat{\Omega}$. Construimos nossa LC através da ordenação dos circuitos em $k \in \Omega \setminus \hat{\Omega}$ em ordem decrescente de Π e da seleção dos β melhores circuitos. O Algoritmo 2 nem sempre obtém uma solução viável, pois Π é apenas uma indicação intuitiva, não uma medida rigorosa. Por esta razão, os elementos são selecionados aleatoriamente da LC.

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
Garver	110	130
IEEE24	152	194
South	154.4	190.8
South WR	72.87	241.18

Tabela 2: Médias dos Custos da Fase Construtiva com $\beta = 0.5$

	Solução Ótima	Solução Fase Construtiva
Garver	110	130
IEEE24	152	194
South	154.4	163.12
South WR	72.87	204.65

Tabela 3: 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. 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.

É importante frisar que a principal diferença entre o algoritmo proposto em Binato (2001) e o nosso, consiste em iniciarmos $\hat{\Omega} = \emptyset$ e podermos remover qualquer circuito presente na rede após a construção, enquanto que em Binato (2001) $\hat{\Omega} = \Omega^0$ e na fase de remoção só se pode remover os circuitos em $\hat{\Omega} \cap \Omega^1$.

4.2.2 Busca Local

A fase de busca local do GRASP é baseada na "troca de circuitos". Como a função gulosa utilizada na fase de construção não envolve o custo da adição dos circuitos, é possível que a solução viável $\hat{\Omega}$ possua custo elevado, então buscar trocar circuitos por circuitos de menos custo é algo natural de se fazer. Assim sendo, a cada iteração da busca local, trocamos um ou mais

circuitos em $\hat{\Omega}$ por circuitos que não tenham sido ainda utilizados, ou seja, trocamos um ou mais circuitos $k \in \hat{\Omega}$ por um ou mais circuitos em $k \in \hat{\Omega} \setminus \Omega$.

Neste trabalho foram consideradas dois tipos de vizinhança que chamamos de $N1(\hat{\Omega})$ e $N2(\hat{\Omega})$. Na vizinhança $N1(\hat{\Omega})$ ($N2(\hat{\Omega})$) assumimos que é possível trocar 1 (2) circuito(s) em $\hat{\Omega}$ por 1 (2) circuito(s) que ainda não tenha(m) sido usado(s), ou seja, em $\Omega \setminus \hat{\Omega}$. Observe que uma solução $\hat{\Omega}$ pertence a vizinhança $N1(\hat{\Omega})$ ou a vizinhança $N2(\hat{\Omega})$ 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, $Obj(\hat{\Omega}) = 0$.

Uma vez que a cardinalidade da vizinhança a ser analisada aumenta com o número de circuitos candidatos para troca, seguindo a expressão $\binom{|\hat{\Omega}|}{n}$ $\binom{|\Omega \setminus \hat{\Omega}|}{n}$ para redes onde não existam circuitos em paralelo. Assim sendo, podemos constatar que o tamanho da vizinhança a ser analisada cresce extremamente rápido em função do número de circuitos. Desta forma, torna-se necessário desenvolver técnicas de poda para diminuirmos o tempo de processamento da busca local.

Para isso utilizamos 3 técnicas de poda 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 $N1(\hat{\Omega})$, isto acontece se o custo do circuito mais caro pertencente ao conjunto $\hat{\Omega}$ menos o custo do circuito mais barato pertencente a $\Omega \setminus \hat{\Omega}$ representa o 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 $N1(\hat{\Omega})$, podemos ignorar o LPP para todos os candidatos cujo Π_k indica não haver solução viável. É importante observar que este tipo de poda pode excluir soluções viáveis.

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

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

Busca Local j(com vizinhança $N_j(\hat{\Omega})$);

begin

$\hat{\Omega}$ = solução viável obtida na fase de construção ;

repeat

$\hat{\Omega}$ = solução de menor custo na vizinhança $N_j(\hat{\Omega})$;

se $c(\hat{\Omega}) < c(\bar{\Omega})$ então $\bar{\Omega} = \hat{\Omega}$;

until $\bar{\Omega}$ seja uma solução local ;

end

retorna $\hat{\Omega}$;

Algoritmo 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 4.

Os resultados obtidos são mostrados na Tabela 5.

Como mencionado anteriormente, a solução ótima da instância Southeast ainda não foi encontrada. Foi apresentada, em Moulin (2010), a melhor solução de que temos notícia, que possui um custo igual a 405.9 com gap de dualidade igual a aproximadamente 29%. Os autores relataram que 405.9

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)
IEEE24	24	34	38	102	10215	8560	Silva Junior (2005)
South	46	79	62	237	6880	6880	Binato (2000)
South WR	46	79	62	237	10545	6880	Binato (2000)
Southeast	79	143	156	249	37999	37999	Binato (2000)

Tabela 4: Dados das Redes

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

não só foi a melhor solução encontrada, mas também a primeira solução viável encontrada por eles após mais de 5 horas de processamento. Podemos ver na tabela 5 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 6 comparamos os tempos gastos para resolver as instâncias com o GRASP e os tempos apresentados em Moulin (2010) para a resolução do modelo exato, utilizando o pacote comercial CPLEX. As vizinhanças são referenciadas abaixo em função da quantidade de trocas simultâneas de circuitos, por exemplo, uma meta-heurística GRASP cuja busca local utilizar uma vizinhança $N1(\bar{\Omega})$, será chamada de GRASP 1.

A Tabela 6 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 4, a instância Garver representa uma rede incrivelmente pequena, de forma a não invalidar a eficácia do nosso procedimento.

	Tempo GRASP 1	Tempo GRASP 2	Tempo Método Exato [Moulin(2010)]
Garver	1.41 s	2.37 s	0.04 s
IEEE24	1.09 s	1.20 s	12 s
South	9.38 s	7.95 s	19052 s
South WR	7.22 s	5.34 s	29 s
Southeast	678.11 s	631.79 s	> 36000 s

Tabela 6: Resultados (TEP_R) - Comparação de Tempos

6 Conclusão e Trabalhos Futuros

Dado os resultados apresentados, concluímos que o GRASP se mostrou eficiente tanto na qualidade da solução encontrada quanto no tempo de resolução.

Ao compararmos os resultados obtidos neste trabalho com os resultados obtidos em Moulin (2010) constatamos que:

- 1 Para algumas redes, nosso método foi até 9 vezes mais rápido do que a resolução do modelo através do pacote comercial CPLEX,
- 2 Nós obtivemos uma nova solução de menor custo para a rede Southeast.

É interessante mencionar 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.

Devido a eficiência do método apresentado, buscaremos meios de aplicar a mesma abordagem de obtenção de solução para o problema de planejamento de expansão de redes com multi-estágios discutido nos seguintes trabalhos: Binato (1995), Escobar (2004) e Vinasco (2010). Apresentaremos os resultados obtidos para o multi-estágio 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., *Transmission expansion planning: A mixed-integer LP approach*, IEEE Transactions on Power Systems 18, No. 3, 2003, p. 1070- 1077.
- [2] BINATO, S. e OLIVEIRA, G., *A Heuristic Approach to Cope with Multi-year Transmission Expansion Planning*, Proceedings of the IEEE Stockholm Power Tech Conference, 1995.
- [3] BINATO, S., *Optimal expansion of transmission networks by Benders decomposition and cutting planes*, Ph.D. dissertation (Portuguese), Federal University of Rio de Janeiro, 2000.
- [4] BINATO, S., OLIVEIRA, G. e ARAUJO, J., *A Greedy Randomized Adaptive Search Procedure for The Transmission Expansion Planning*, IEEE Transactions on Power System, Volume 16, No.2, 2001, p. 247-253.
- [5] DECHAMPS, C., VANKELECOM, J. e JAMOULLE, E., *TRANEX - An interactive computer program for transmission expansion planning*, IEEE IPES Summer Meeting, 1979, paper A79 476-3.
- [6] ESCOBAR, A.H., GALLEGO, R.A., ROMERO, R., *Multistage and Coordinated Planning of the Expansion of Transmission Systems*, IEEE Transactions on Power Systems, VOL. 12, No.2, 2004, p. 735-744.
- [7] GARVER, L.L., *Transmission network estimation using linear programming*, IEEE Trans. PowerAppar. Syst. 89, No. 7, 1970, p. 1688-1697.
- [8] GEORGILAKIS, P.S., KARYTSAS, C., VERNADOS, P.G., *Genetic algorithm solution to the market-based transmission expansion planning problem*, Journal of optoelectronics and advanced materials, Volume 10, No.5, 2008, p. 1120-1125.

- [9] KHODAEI, A., SHAHIDEHPOUR, M. e KAMALINIA, S., *Transmission switching in expansion planning*, IEEE Transactions on Power Systems, 25(3), 2010, p. 1722-1733.
- [10] LATORRE G., CRUZ, R.D., AREIZA, J.M. e VILLEGAS, A., *Classification of publications and modelson transmission expansion planning*, Power Systems, IEEE Transactions on 18, No. 2, 2003, p. 938-946.
- [11] MOULIN, S.L., POSSS, M. e SAGASTIZABAL, C., *Transmission expansion planning with re-design*, Energy Systems, Volume 1, No. 2, 2010, p. 113-139.
- [12] PEREIRA, M., GRANVILLE, S., *Analysis of the linearized power flow model in benders decomposition*, Tech. Report SOL 85-04, SOL Lab, Dept. of Oper. Research, Stanford University, 1985.
- [13] RESENDE M.G.C. e RIBEIRO, C.C., *Greedy randomized adaptive search procedures*, International Series in Operations Research and Management Science, Volume 57, 2003, p. 219-249.
- [14] STOTT, B., MARINHO, J.L. e ALSAC, O., *Review of linear programming applied to power system rescheduling*, Proceedings of the Power Industry Computer Applications Conference, 1979.
- [15] SILVA, E.L., ORTIZ, J.M.A., OLIVEIRA, G.C. e BINATO, S., *Transmission Network Expansion Planning Under a Tabu Search Approach*, IEEE Transactions on Power Systems, Volume 16, No.1, 2001, p. 62-68.
- [16] SILVA JUNIOR, I.J., *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando segurança e planos de programação da geração*, Ph.D. dissertation (Portuguese) Universidade Estadual de Campinas, 2005.
- [17] VILLANASA, R., *Transmission network planning using linear and mixed linear integer programming*, PhD thesis, Ressenlaer Polytechnic Institute, 1984.

- [18] VINASCO, G., RIDER, M.J. e ROMERO, R., *A Strategy to Solve the Multistage Transmission Expansion Planning Problem*, IEEE Power Engineering Letters, 2010.