

ANÁLISE DE DESEMPENHO DO ALGORÍTMO BRANCH AND BOUND ASSOCIADO AO FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO REATIVO APLICADO AO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE TCSC

Jacqueline Santos Pereira

Universidade Federal do ABC - UFABC Av. dos Estados, 5001 - Bairro Santa Terezinha - Santo André - SP j.pereira@ufabc.edu.br

Edmarcio Antonio Belati

Universidade Federal do ABC - UFABC Av. dos Estados, 5001 - Bairro Santa Terezinha - Santo André - SP Edmarcio.belati@ufabc.edu.br

Claudionor F. do Nascimento

Universidade Federal de São Carlos - UFSCar Rodovia Washington Luís, s/n - São Carlos - SP claudionor@ufscar.br

RESUMO

Este trabalho apresenta um estudo do algoritmo *Branch and Bound* (B&B) para resolver o problema de Fluxo de Potência Ótimo Reativo (FPOR), aplicado para alocação de dispositivos TCSC (*Thyristor Controlled Series Compensator*) conectados em série nas linhas de transmissão de um sistema elétrico. Esse problema busca maximizar a capacidade total de transferência de uma rede. Este artigo apresenta algumas variações do algoritmo B&B, dependendo das estratégias de busca e ramificação. Testes numéricos foram realizados no sistema de teste padronizado IEEE-118 barras, e os resultados obtidos demonstram a efetividade do algoritmo aplicado, além de verificar a melhor estratégia para solucionar o problema proposto.

PALAVRAS CHAVE. Branch and Bound, Fluxo de Potência Ótimo Reativo, TCSC.

Tópicos: EN, PM, SIM.

ABSTRACT

This paper presents a study of Branch and Bound (B&B) algorithms for solving the Reactive Optimal Power Flow (ROPF) problem applied to the allocation of TCSC (Thyristor Controlled Series Compensator) devices connected in series on transmission lines of an electrical system. This problem arises when trying to maximize the total transfer capability of an electrical grid. This paper discusses several variants for the B&B algorithm, depending on the searching and branching strategy. Numerical tests were performed on the standardized IEEE-118 bars system test and the results show the effectiveness of the approaches. In addition, the best strategy to solve the proposed problem is verified.

KEYWORDS. Branch and Bound. Optimal Power Flow. TCSC.

Paper topic: EM. PM. SIM.



1. Introdução

A crescente demanda de energia elétrica, a operação do sistema atuando próximo de seus limites e a disposição de energia elétrica para despacho são algumas das preocupações abordadas no estudo de planejamento de Sistema Elétrico de Potência (SEP) para garantir que a rede forneça energia elétrica aos consumidores, assegurando sua estabilidade, confiabilidade, segurança e qualidade. Uma solução que vem sendo considerada atualmente para fornecer maior flexibilidade ao sistema, sem a necessidade de construção de novas linhas ou de gerações, é a aplicação de dispositivos FACTS (*Flexible AC Transmission System*) no sistema, os quais operam como compensadores de reativo capazes de atuar em uma determinada faixa através do controle exercido por meio de eletrônica de potência.

No entanto, [Karami et al. 2009] demonstrou que o bom desempenho do dispositivo FACTS, objetivando melhorar uma determinada performance do sistema, depende da alocação adequada e da especificação correta de sua capacidade. Um modo de estabelecer o estado ótimo de operação do sistema visando sua otimização é estabelecer o controle via Fluxo de Potência Ótimo (FPO), que consiste em determinar uma solução ótima para uma determinada função objetivo, respeitando as restrições do fluxo de carga, as restrições operacionais do sistema e os limites físicos dos equipamentos.

Na literatura atual são encontrados diversos trabalhos de alocação de dispositivos FACTS utilizando FPO como, por exemplo, em [Sookanantra 2009], que alocou o dispositivo TCSC (*Thyristor-Controlled Series Compensator*) para se obter a redução dos custos de geração. Em [Baghaee et al. 2011], os dispositivos TCSC, UPFC (*Unified Power Flow Controller*) e SVC (*Static VAR Compensator*) foram alocados com o objetivo de minimizar os custos de investimento, instalação e operação e manutenção do sistema, além de reduzir o nível de curto circuito. [Vanitha et al. 2016] aumentaram o carregamento máximo e diminuíram a perda ativa total do sistema alocando de forma ótima os dispositivos TCSC e STATCOM (*Static Synchronous Compensator*). Em [Shchtinin e Hug 2014], o TCSC foi alocado com o objetivo de minimizar o custo de instalação, mantendo o risco global abaixo de um limite dado.

A alocação ótima dos dispositivos FACTS utilizando o FPO se trata de um problema de Programação Não Linear Inteiro Misto (PNLIM), devido à inclusão de variáveis discretas. A formulação do FPO é considerada também um problema não convexo e de grande porte, o que pode levar a problemas de convergência, além de não garantir a solução ótima global. Para resolver esse problema PNLIM, podem ser utilizadas técnicas chamadas de meta heurísticas ou técnicas clássicas.

Embora as técnicas meta heurísticas não garantam o grau de otimalidade da solução encontrada, elas são mais utilizadas na literatura para resolver o problema de alocação dos dispositivos FACTS devido ao baixo tempo computacional requisitado. Sob outra perspectiva, as técnicas clássicas sempre chegam na solução, porém podem demandar um maior tempo de processamento.

Em [Ziaee e Choobineh 2016] foi utilizada uma técnica clássica em que, para atingir o objetivo de minimizar o custo de geração e de investimento do TCSC, esse dispositivo FACTS foi alocado de forma ótima através do método de decomposição de Bender Generalizada. O processo foi decomposto em duas etapas, sendo primeiramente o problema transformado em um Programa Linear Inteiro Misto (PLIM), por meio da aproximação DC e aproximação linear sucessiva nos processo de iteração. Em seguida, as características AC do sistema foram consideradas no subproblema de Programação Não Lineares (PNL).

[Silva e Belati 2016] também usaram uma técnica clássica para resolver o problema de alocação ótima, alocando os dispositivos SVC em um sistema com o objetivo de minimizar as perdas ativas e melhorar o perfil de tensão da rede. Esse foi o único trabalho encontrado na literatura pesquisada onde o algoritmo *Branch and Bound* (B&B) associado ao FPO foi utilizado para resolver o problema de alocação de dispositivos FACTS.

O algoritmo B&B é uma técnica clássica de resolução de problema de Programação Inteira Mista (PIM), criada por Land e Doig [Land e Doig 1960] para resolver problemas de



Programação Linear Inteira Mista (PLIM), e adaptada por Grupta e Ravidran [Grupta e Ravidran 1985] para resolver problemas PNLIM. Este método consiste em uma relaxação do problema em que, quando a solução da variável que deveria ser discreta é contínua, o problema se divide em subproblemas (Branch). Esses subproblemas elaborados são eliminados quando não atendem aos critérios estabelecidos (Bound), pois seus resultados não contribuem para a determinação da solução ótima. Esse processo gera uma árvore de busca, e é finalizado quando não há mais subproblemas para serem investigados. Assim, o bom desempenho do processo de busca está relacionado com a forma que a árvore de busca é gerada.

Existem três componentes importantes que devem ser especificadas para se resolver um problema PNLIM através do algoritmo B&B, a fim de ajustar o comportamento e o desempenho do algoritmo. Os componentes são os seguintes: i) estratégia de busca; ii) estratégia de ramificação; e iii) regra de poda [Morrison et al. 2016].

A grande contribuição deste trabalho está no modelo utilizado para alocação ótima de dispositivos em SEP com objetivo de maximizar a capacidade de transferência de potência do sistema. Foi utilizada uma variação do FPO, o Fluxo de Potência Ótimo Reativo (FPOR) associado à técnica de B&B para resolver o problema PNLIM. Outra contribuição foi mitigar as três estratégias de busca da geração da árvore de B&B, sendo elas a busca pelo melhor limite, a busca por profundidade e a combinação entre essas duas estratégias citadas. Foram analisadas também duas diferentes estratégias de ramificação: pelo valor mais fracionado e pelo pseudocusto.

Este artigo foi organizado da forma a seguir: foi descrita na Seção 2 a formulação do TCSC; na Seção 3 foi apresentado o FPOR; na Seção 4 foram mostrados os métodos matemáticos aplicados para solução do problema; os testes e resultados foram mostrados na Seção 5 e as conclusões obtidas são encontradas na Seção 6.

2. Thyristor Controlled Serie Compensator

O TCSC é um dispositivo FACTS conectado em série na linha de transmissão, cujo controle é realizado por tiristores. A Figura 1 apresenta esse dispositivo FACTS conectado em uma linha que sai da barra k em direção à barra m.

Figura 1. Diagrama do TCSC conectado na linha.

De acordo com o diagrama apresentado na Figura 1, a reatância da linha que sai da barra k para a barra m, X_{km} , é igual à reatância característica da linha, X_{linha} , em série com a reatância do TCSC, X_{TCSC} , como mostra a Equação (1). $X_{km} = X_{linha} + X_{TCSC}$

$$X_{km} = X_{linha} + X_{TCSC} \tag{1}$$

Há um coeficiente de relação entre a reatância do TCSC e a reatância característica da linha, r_{TCSC} , cujo valor deve estar entre -0,7 e 0,2, para que não haja problema de sobrecompensação na linha [Baghaee et al. 2011]. A Equação (2) fornece tal coeficiente.

$$r_{TCSC} = \frac{X_{TCSC}}{X_{linha}} \tag{2}$$

Ao isolar X_{TCSC} na Equação (2) e substituí-lo na Equação (1), tem-se a Equação (3) a seguir.

$$X_{km} = X_{linha}(1 + r_{TCSC}) \tag{3}$$



3. Fluxo de Potência Ótimo Reativo

O FPO é uma ferramenta que rastreia a melhor condição de operação de um SEP, dado um determinado objetivo, respeitando os limites operacionais do sistema e os limites físicos que compõe a rede. No FPOR o valor da potência ativa injetada pelos geradores permanece fixa, enquanto a potência reativa injetada é uma variável no problema.

A formulação matemática do FPOR utilizado neste trabalho é considerada um problema PNLIM e não convexo, dado na Equação (4) a seguir.

Maximizar:
$$f(x,y)$$
 Sujeito a:
$$g(x,y) = 0$$

$$h(x,y) \ge 0$$

$$x_{min} \le x \le x_{max}$$

$$y_{min} \le y \le y_{max} \,, \quad sendo \ y \in \mathbb{N}$$

Em que f(x,y) é uma função objetivo, g(x,y) é a restrição de igualdade, h(x,y) é a restrição de desigualdade, x representa variável contínua e y representa variável discreta.

3.1. Variáveis

No problema de FPOR existem dois tipos de variáveis, sendo elas as variáveis de estado e as variáveis de controle. As variáveis de estado são as variáveis que caracterizam somente o estado de operação do SEP, como exemplo os módulos e os ângulos das tensões. De outra forma, são chamadas variáveis de controle as variáveis que podem ser alteradas durante o processo de solução, com o objetivo de encontrar o ponto ótimo de operação, como exemplo os taps dos transformadores, as tensões das barras de geração, a potência reativa injetada e o controle da reatância do TCSC.

3.2. Restrições de Desigualdade

As restrições de desigualdade são os limites físicos dos elementos que compõem a rede ou os limites de operação do sistema. Abaixo são apresentados os limites considerados na modelagem do trabalho.

$$0.95 \le V_k \le 1.05 \tag{5}$$

$$-0.7 \le r_{TCSC} \le 0.2$$
 (6)

$$Qg_k^{min} \le Qg_k \le Qg_k^{max} \tag{7}$$

$$\beta_{km} = 0 \text{ ou } 1 \tag{8}$$

Onde V_k é a tensão em pu na barra k, r_{TCSC} é o coeficiente da relação entre a reatância característica da linha e a reatância do TCSC, Qg_k é a potência reativa injetada na barra k, Qg_k^{min} e Qg_k^{max} são as potências reativas mínima e máxima injetadas na barra k, respectivamente, e β_{km} é a variável binária que define o local ótimo onde deve ser alocado o TCSC.

Outro limite importante que deve ser considerado é a quantidade de TCSC que podem ser alocados no sistema, n_{TCSC} , sendo:

$$n_{TCSC} \ge \sum \beta_{km} \tag{9}$$



3.3. Restrições de Igualdade

São as equações de balanço da rede, dadas pelo fluxo de carga [Monticelli 1983].

$$P_{Gk} - P_{Lk} - V_k \sum_{m \in K} V_m (G_{km} cos\theta_{km} + B_{km} sen\theta_{km}) = 0$$
(10)

$$Q_{Gk} - Q_{Lk} - V_k \sum_{m \in K} V_m (G_{km} sen\theta_{km} + -B_{km} cos\theta_{km}) = 0$$
(11)

Onde P_{Gk} é a potência ativa gerada na barra k, P_{Lk} é a potência ativa consumida na barra k, G_{km} é o valor real do elemento Y_{km} da matriz de admitância nodal, Y, B_{km} é o valor imaginário do elemento Y_{km} da matriz de admitância nodal, Q_{Gk} é a potência reativa gerada na barra k, Q_{Lk} é a potência reativa consumida na barra k e K é o conjunto de todas as barras m adjacentes à barra k.

Determinadas variáveis ou combinação de variáveis do sistema podem ser incluídas às restrições de igualdade [Borges e Alves 2010]. Neste caso, são consideradas as equações da condutância, g_{km} , e susceptância, b_{km} , das linhas de transmissão, como mostra a seguir.

$$g_{km} = \frac{R_{km}}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \tag{12}$$

$$b_{km} = \frac{X_{km}}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \tag{13}$$

Onde R_{km} é a resistência da linha k-m e X_{km} é a reatância na linha k-m.

A Reatância X_{km} se refere à somatória da reatância característica da linha com a reatância do TCSC, multiplicado pela variável binária que define a alocação ótima do dispositivo FACTS, ou seja, quando $\beta_{km}=0$ a linha não possui um TCSC alocado, e quando $\beta_{km}=1$ a linha possui um TCSC alocado, como mostra a Equação (13) a seguir.

$$X_{km} = X_{linha_{km}} + \beta_{km}.X_{TCSC_{km}}$$
 (14)

3.4. Função Objetivo

A função objetivo deste trabalho é a maximização da capacidade de transferência total do sistema, apresentada na Equação a seguir.

$$F(z) = \sum \mu . Pc_k \tag{15}$$

Onde Pc_k é a potência ativa em MW da carga na barra k, e μ é o fator de sobrecarga. Esse mesmo fator de sobrecarga μ foi também aplicado na potência reativa total das cargas, mantendo assim o fator de potência constante.

4. Algoritmo Branch and Bound

O problema de FPOR formulado neste trabalho é um problema PNLIM. A variável discreta corresponde ao valor binário, β , que define a alocação ótima do dispositivo TCSC. Para resolver esse problema PNLIM, foi utilizado o algoritmo B&B. Esse algoritmo pesquisa um espaço completo de soluções para um dado problema, para encontrar a melhor solução.

A solução do método se inicia com a relaxação contínua do problema dado na Equação (3), onde a variável x representa o conjunto das variáveis contínuas do problema formulado e a variável y corresponde à variável binária, β , que define o local ótimo onde os TCSC devem ser alocados. Considerando assim (x^*, β^*) uma solução factível do problema, onde β^* é igual a 0 ou 1, então a solução se torna uma solução incumbente (I). Se (x^*, β^*) for uma solução factível, porém β^* não for um valor binário, então o problema deve ser dividido em sub-regiões (branch),



fornecendo dois subproblemas chamados de nó que são resolvidos pelo FPOR. A solução de cada subproblema fornece um limitante (*bound*), como mostram as Equações (16) e (17).

Maximizar: f(x, y)

Sujeito a:
$$g(x,y) = 0$$

$$h(x,y) \ge 0$$

$$x_{min} \le x \le x_{max}$$

$$\beta \le 0$$
 Maximizar:
$$f(x,y)$$
 Sujeito a:
$$g(x,y) = 0$$

$$h(x,y) \ge 0$$

$$h(x,y) \ge 0$$

$$x_{min} \le x \le x_{max}$$

$$\beta \ge 1$$
 (16)

Se a solução do subproblema for infactível, então ela se chama solução sondada (S). Se a solução for factível e o novo valor de β for discreto e melhor que a solução incumbente anterior, então essa se torna a solução incumbente, e a solução anterior passa a ser uma solução sondada. Se a solução for factível, porém o novo valor de β for um valor não discreto, então o processo de busca continua, até que todos os subproblemas sejam sondados e a solução incumbente seja encontrada.

O algoritmo geral do processo B&B aplicado foi formulado abaixo.

- 1 Faça a lista de nós candidatos (L) e inicialize o processo considerando uma solução factível $(\hat{\beta})$ para o problema apresentado na Equação (3);
- 2 Enquanto existirem nós para serem explorados:
- 3 Selecione um subproblema (S) de L para explorar;
- Se a nova solução do subproblema resolvido for factível, binária e melhor que a solução incumbente atual, então está passar a ser a nova solução incumbente $(\hat{\beta}^*)$.
- 5 Se a nova solução do subproblema resolvido for factível e não binária, então:
- 6 Divida S em um novo conjunto de subproblemas $(S_1, S_2, ..., S_r)$;
- 7 Insira $S_1, S_2, ..., S_r$ em L;
- 8 Remova o conjunto de subproblemas da lista de candidatos.
- **9** Retome $\hat{\beta}$.

4.1. Estratégia de Ramificação

Quando um problema é dividido em subproblemas, a escolha da variável que sofrerá a ramificação tem influência no desempenho da busca do algoritmo B&B. Uma opção de técnica é pela regra do valor mais fracionado, ou seja, seleciona a variável cujo valor fracionado esteja mais próximo de 0,5.

Outra técnica conhecido é o Pseudo-custo, que consiste em estimar a variação porunidade (pu) na função objetivo para cada variável de ramificação candidata, baseando-se nas experiências anteriores da árvore de busca. Ao ramificar uma variável que se espera produzir uma variação significante na função objetivo, é mais provável que seus subproblemas gerados possam ser podados. Em [Atamturk e Savelsbergh 2003] é mostrada a formulação geral desta técnica. Uma desvantagem do Pseudo-custo é que não existem informações relativas às ramificações



passadas quando o algoritmo é iniciado. Logo, deve ser aplicada outra estratégia de ramificação do problema raiz, como a estratégia *Strong branching*.

A estratégia *Strong branching* considera todas as variáveis da ramificação candidata antes de selecionar uma. A utilização desta técnica para a ramificação de toda a árvore formaria uma árvore de busca pequena, porém o tempo necessário para selecionar a variável é excessivo [Morrison et al. 2016].

4.2. Estratégias de Busca

Determinadas estratégias de pesquisa são utilizadas para selecionar os próximos subproblemas a serem explorados na árvore de busca, no intuito de encontrar soluções de qualidade. Neste trabalho, foram utilizadas as estratégias de busca por profundidade, busca pelo melhor limite e a combinação entre esses dois processos de busca.

A busca por profundidade é implementada mantendo a lista de subproblemas inexplorados como sendo um conjunto. O algoritmo remove o item do topo desse conjunto para escolher o próximo subproblema a ser explorado, e quando os nós subsequentes são gerados como resultado da ramificação, esses são inseridos no topo da lista de subproblemas candidatos. Assim, o próximo subproblema a ser explorado deve ser o subproblema mais recente gerado [Morrison et al. 2016].

A busca pelo melhor limite faz uso de uma função heurística de avaliação "measure-of-best", chamada de μ , que computa um valor $\mu(S)$ para todo subproblema inexplorado, e seleciona o melhor μ para ser o próximo subproblema explorado. Se a função μ não mais superestimar a melhor solução em um subproblema, então essa função é considerada admissível, levando assim à solução incumbente [Morrison et al. 2016]. Uma característica dessa estratégia de busca é que o nó subsequente não é obrigatoriamente oriundo do ultimo nó expandido.

A combinação entre esses dois processos de busca é realizada preferencialmente através da busca por profundidade, a menos que o problema seja podado, então o algoritmo passa a usar a busca pelo melhor limite.

5. Testes e Resultados

Foi utilizado o sistema de teste IEEE-118 barras modificado para o estudo, considerando as características elétricas da rede, dadas em [Christie 1993], modificando apenas os limites de suporte de reativos mínimos, \boldsymbol{q}_g^{min} , e máximos, \boldsymbol{q}_g^{max} , da barra de referência, considerando assim esses valores iguais a -999 Mvar e 999Mvar, respectivamente. Os *taps* dos transformadores foram fixados na posição 1. As potências ativas e reativas das cargas nominais totais do sistema são iguais a 3668 MW e 1438 Mvar, respectivamente. Entre os 179 trechos que integram o sistema, as opções de alocação de TCSC foram nos trechos que constituem apenas linhas de transmissão. Os trechos formados por transformadores foram descartados, restando então 170 linhas de transmissão para realizar as alocações ótimas.

A formulação do problema de FPOR foi modelada na linguagem AMPL [Fourer et al. 2003], utilizando o solver Knitro [Waltz e Platenga 2010] para resolver os problemas de alocações ótimas. Os algoritmos de otimização fornecidos pelo Knitro não garantem a solução ótima global do problema apresentado, devido sua característica de não linearidade e não convexidade, convergindo então para a solução ótima local.

O método B&B foi utilizado para resolver o problema PNLIM, fazendo a busca da solução ótima através de três diferentes estratégias: a busca por Profundidade (P), a busca por Melhor Limite (ML) e uma combinação de P e ML (PML). Duas diferentes técnicas para seleção das variáveis de separação foram empregadas, sendo elas a Regra do Mais Fracionado (RMF) e o Pseudo-custo (PC) iniciado pela técnica *Strong Branching*. Os problemas relaxados PNL foram resolvidos através do método dos Pontos Interiores [Byrd et al. 2005].

As simulações foram realizadas em um processador Intel ® Core™ i5-5200U Memória 4GB DDR3L 1000GB HDD.



Uma análise prévia do FPOR foi realizada, considerando o sistema sem dispositivos FACTS e variando apenas as potências reativas injetadas nas barras. Dessa forma, o carregamento máximo que o sistema suporta é 1,285pu, ou seja, as potências totais máximas ativas e reativas são 4713MW e 1847Mvar, respectivamente.

Em seguida, foram alocados cinco TCSC no sistema, considerando as três estratégias de busca P, ML e PML, aplicando para cada estratégia as diferentes técnicas de ramificação, sendo elas RMF e PC. Dessa forma, foram formulados seis modelos, denominados conforme a seguir:

- <u>PRMF</u> Estratégia de busca por profundidade, e técnica de ramificação pela regra do mais fracionado;
- <u>PPC</u> Estratégia de busca por profundidade, e técnica de ramificação pelo pseudocusto:
- MLRMF Estratégia de busca pelo melhor limite, e técnica de ramificação pela regra do mais fracionado;
- <u>MLPC</u> Estratégia de busca pelo melhor limite, e técnica de ramificação pelo pseudo-custo;
- <u>PMLRMF</u> Estratégia de busca pela combinação de profundidade e melhor limite, e técnica de ramificação pela regra do mais fracionado;
- <u>PMLPC</u> Estratégia de busca pela combinação de profundidade e melhor limite, e técnica de ramificação pelo pseudo-custo.

Os resultados de ambos os modelos empregados convergiram em uma sobrecarga máxima permitida igual a 1,516 pu, ou seja, o sistema suporta uma carga total de até 5560 MW e 2180 Mvar. Comparando com a solução ótima do sistema otimizado sem dispositivos FACTS, a alocação de cinco TCSC permitiu um acréscimo de até 847MW e 333Mvar das potências ativas e reativas das cargas, respectivamente. Ou seja, o sistema com TCSC suporta uma sobrecarga 18% maior do que a sobrecarga máxima permitida no sistema sem os dispositivos FACTS alocados.

As alocações ótimas dos cinco TCSC e suas reatâncias ótimas foram apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1. Alocações ótimas e reatâncias ótimas de 5 TCSC no sistema

De	Para	X_{TCSC}		
38	65	-0,0690		
76	77	-0,1036		
75	77	-0,1399		
77	80	-0,0339		
80	99	-0,1442		

Os tempos despendidos na aplicação de cada método foram apresentados na Tabela 2, assim como o número de nós gerados na árvore de busca do método B&B e a quantidade de subproblemas resolvidos durante o processo.

Tabela 2. Avaliação computacional para alocação de 5 TCSC

Branching	Tempo (seg)	Nós	Subproblemas
PRMF	3,917	3	5
PPC	10,625	4	17
MLRMF	4,688	4	6
MLPC	11,474	6	19
PMLRMF	4,267	3	5
PMLPC	10,781	4	17

Por meio da Tabela 2 foi observado que para a alocação de cinco TCSC no sistema, o modelo que demonstra melhor eficiência computacional, ou seja, que encontrou a solução ótima



em um período menor de tempo e utilizou menos memória de armazenamento, foi o método PRMF.

Os mesmos métodos foram usados para determinar as alocações ótimas de dez TCSC no sistema de teste IEEE-118 barras. Os resultados obtidos mostraram valores distintos. Os algoritmos PRMF, MLRMF e PMLRMF calcularam as sobrecargas máximas permitidas, encontrando a solução ótima igual a 1,583 pu. Os métodos PPC e PMLPC encontraram o valor 1,581 pu e o método PMLPC obteve uma solução igual a 1,580 pu. Os resultados apontaram também alocações em diferentes linhas do sistema, como mostrado na Tabela 3.

T	Tabela 3. Alocações e reatâncias de 10 TCSC no sistema					
nhas	Reatâncias do TCSC					
Para	PRMF	PPC	MIRME	MIPC	PMIRME	

Lir	nhas	Reatâncias do TCSC					
De	Para	PRMF	PPC	MLRMF	MLPC	PMLRMF	PMLPC
30	38	-0,0378	-0,0378	-0,0378	-	-0,0378	-0,0378
38	65	-0,0690	-0,0690	-0,0690	-0,0690	-0,0690	-0,0690
65	68	-0,0112	-0,0112	-0,0112	-0,0112	-0,0112	-0,0112
24	70	-0,2880	-0,2880	-0,2880	-0,2880	-0,2880	-0,2880
71	75	-0,1260	-0,1260	-0,1260	-0,1260	-0,1260	-0,1260
70	75	-0,0987	-0,0987	-0,0987	-0,0987	-0,0987	-0,0987
75	77	-	-	-	-0,3626	-	-
76	77	-0,1036	-0,1036	-0,1036	-	-0,1036	-0,1036
77	80	-0,0339	-0,0339	-0,0339	-0,0339	-0,0339	-0,0339
79	80	-0,0493	1	1	1	-0,0493	-
80	96	-	-	-0,1274	-	-	-
80	99	-0,1442	-0,1442	-0,1442	-0,1442	-0,1442	-0,1442
75	118	-	-0,0289	-	-0,0289	-	-0,0289

Os resultados obtidos através dos métodos PPC, MLPC e PMLPC devem ser desconsiderados, pois obtiveram um intervalo de integralidade negativo, o que significa que a solução não convergiu para a otimalidade. O intervalo de integralidade, inter_integ, se refere à diferença entre a melhor solução de menor limite, $f^*(X_R)$, e a melhor solução de maior limite, $f^*(X_I)$, conforme demonstrado na Equação (18).

$$f^*(X_R) - f^*(X_I) = inter_integ$$
 (18)

O Knitro finaliza o processo de busca e declara a solução ótima local quando as condições de parada são satisfeitas [Walrz e Platenga 2010]. A melhor solução ótima foi encontrada por meio dos métodos PRMF e PMLRMF, em que a máxima potência ativa permitida na rede é igual a 5807,7 MW, diferentemente do valor 5804,9 MW, determinado por meio do método MLRMF. Esses três métodos citados foram destacados nas Tabelas 3 e 4.

Comparando a melhor solução encontrada para o sistema com dez TCSC alocados em relação ao sistema otimizado sem TCSC, houve um aumento da capacidade total de transmissão do sistema, permitindo assim uma sobrecarga aproximadamente 23% maior. Ou seja, o sistema com dez TCSC alocados suporta 1094MW e 430Mvar a mais de potências ativa e reativa, respectivamente, em relação ao sistema sem os dispositivos TCSC.

Os dados computacionais referentes ao tempo de processamento e armazenamento de memória dos métodos aplicados são apresentados na Tabela 4.



Tabela 4. Avaliação computacional para alocação de 10 TCSC

Branching	Tempo (seg)	Nós	Subproblemas
PRMF	55,697	23	42
PPC	206,658	60	125
MLRMF	55,284	22	41
MLPC	112,622	21	61
PMLRMF	59,202	23	42
PMLPC	192,859	52	113

Fazendo uma análise geral dos resultados obtidos neste trabalho, os métodos cuja estratégia de ramificação consiste na aplicação do pseudo-custo apresentaram um desempenho computacional demasiadamente pior em relação aos métodos baseados na regra do mais fracionado, pois o pseudo-custo foi inicializado por meio do método *strong branching*, que necessita de maior armazenamento de memória para guardar os resultados obtidos através dos subproblemas de diferentes variáveis, e assim fazer sua avaliação para ramificação. Esse processo demanda um tempo computacional grande e não foi capaz de encontrar a solução ótima local do problema de alocação de dez TCSC.

Comparando as diferentes estratégias de busca, ambos os métodos apresentaram um desempenho computacional parecido. Entretanto, a estratégia de busca pelo melhor limite não alcançou o melhor resultado para a alocação de dez TCSC no sistema, pois a poda da árvore de busca ocorreu antes da melhor solução ser encontrada.

Em suma, os algoritmos utilizados obtiveram resultados de forma rápida e eficiente. Logo, esses métodos podem ser utilizados para o problema de alocação de dispositivos TCSC.

6. Conclusões

Este trabalho teve como objetivo maximizar a capacidade de transferência total de SEP através da alocação de cinco e dez TCSC no sistema de teste IEEE-118 barras, utilizando o FPOR. O problema PNLIM foi resolvido por meio da técnica clássica *Branch and Bound*, considerando três diferentes estratégias de busca para solução do problema, sendo essas a busca por profundidade, a busca pelo melhor limite e a combinação da busca por profundidade e a busca pelo melhor limite. Além das estratégias de busca, foram consideradas também diferentes técnicas de ramificação dos nós gerados, sendo elas a regra do mais fracionado e o pseudo-custo.

Dentre os diferentes métodos de busca aplicados no algoritmo B&B, foi verificado que a melhor estratégia de busca para os problemas propostos, considerando os resultados obtidos e o desempenho computacional, é a busca por profundidade que utiliza a técnica de ramificação pela regra do mais fracionado.

Foi observado também que, quando o problema se torna mais complexo, deve ser realizada uma avaliação entre os resultados obtidos para cada estratégia de busca e de ramificação disponíveis, pois determinados algoritmos não apresentam soluções com o grau de otimalidade esperado.

Outras funções objetivo também podem ser exploradas utilizando os métodos empregados neste trabalho para alocar diferentes dispositivos FACTS, utilizando o FPOR associado ao B&B, como exemplo a minimização das perdas totais do sistema, a minimização do desvio de tensão, entre outras.

Referências

Atamturk, A. e Savelsbergh, M. W. P. (2003). Integer-Programming Software Systems. 140: 67-124. Editora Springer Science.



Baghaee, H. R., Kaviani, A. K. e Mirsalim, M. (2011). Short Circuit Level and Loss Reduction by Allocating TCSC and UPFC using Particle Swarm Optimization. Conference on Electrical Engineering (ICEE), IEEE.

Borges, C. L. T. e Alves, J. M. T. (2010). Apostila de Análise de Segurança Estática em Sistemas de Potência. Web page. http://www.dee.ufrj.br/lasp/disciplinas/Analise_Seguranca_2010.pdf. Acessado: 2017-13-03.

Byrd, R. H., Nocedal, J. e Waltz, R. A. (2005). Knitro: An Integrated Package for Nonlinear Optimization. Large-Scale Nonlinear Optimization, 83: 35-59. Editora Springer Science.

Fourer, R., Gay, D. M. e Kernighan, B. W. (2003). AMPL: A Modeling Language for Mathematical Programming.

Grupta, O. e Ravidran, A. (1985). "Branch and Bound Experiments in Convex Nonlinear Integer Programming." Management Science, vol. 31.

Karami, M., Marium, N. e Kadir, M. Z. A. A. (2009). On Basic Definition of Optimal Allocation of FACTS Devices in Power System. Student Conference on Research and Development (SCOReD), IEEE, p. 418-421.

Land, A. H. e Doig, A. G. (1960). "An Automatic Method for Solving Discrete Programming Problems." The Econometric Society, 28: 497-520

Monticelli, A. J. (1983). Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica. Editora Edgard Blucher Ltda.

Morrison, D. R., Jacobson, S. H., Sauppe, J. J. e Sewell, E. C. (2016). Branch-and-bound algorithms: A survey of recent advances in searching, branching, and pruning. Discrete Optimization, 19:79-102. Editora Elsevier B. V.

Shchtinin, D. e Hug, G. (2014). Optimal TCSC Allocation in a Power System for Risk Minimization. North American Power Symposium (NAPS), IEEE.

Silva, M. C. A. e Belati, E. A. (2016). Allocation of Static Var Compensators Using Optimal Reactive Power Flow and Branch & Bound Algorithm. IEEE Latin America Transactions, IEEE, 14:2194-2200.

Sookanantra, B. (2009). Determination of FACTS placement using differential evolution technique. International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICEEI), IEEE, 2: 672-675.

Vanitha, R., Baskaran, J. e Kamalsakthi, S. (2016). Implementation of Imperialist Competitive Algorithm for Optimal Allocation of FACTS Devices to Enhance the Power System Performance. International Conference on Computation of Power, Energy Information and Communication (ICCPEIC), IEEE, p. 832-836.



Waltz, R. A. e Plantenga, T. D. (2010). Knitro User's Manual, version 7.0. Editora Ziena Optimization, Inc.

Ziaee, O. e Choobineh, F. (2016). Optimal Location-Allocation of TCSC Devices on a Transmission Network. IEEE Transactions on Power Systems, IEEE, 32: 94-102.