

OTIMIZAÇÕES MONO-OBJETIVO E MULTI-OBJETIVO APLICADAS AO PROJETO DE CONTROLADORES ROBUSTOS EM SISTEMAS DE ENERGIA USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

BRUNO B. SOUZA*, ORIANE M. NETO*, RICARDO H. C. TAKAHASHI†, EDUARDO G. CARRANO*, CARLOS E. TAVARES‡

**Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais
Av. Antônio Carlos, 6627, 31270-901
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil*

†*Departamento de Matemática, Universidade Federal de Minas Gerais
Av. Antônio Carlos, 6627, 31270-901
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil*

‡*Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia
Av. João Neves de Ávila, 2121, Bloco 3N, 38.400-902
Uberlândia, Minas Gerais, Brasil*

Emails: brunobsouza@yahoo.com, oriane@cpdee.ufmg.br, taka@mat.ufmg.br, egcarrano@yahoo.com.br, cetavares@eel.ufu.br

Abstract— This paper presents a mono-objective and a multi-objective optimizations of robust controllers used in FACTS devices. The optimization methodology presented aims for systematizing the design procedures of robust controllers and reducing the efforts of the designers. Results gained with the optimization have promoted better responses from the system compared with results obtained previously using an heuristic approach.

Keywords— nonlinear optimization, robust control, genetic algorithms.

Resumo— Neste trabalho são apresentadas as otimizações mono-objetivo e multiobjetivo de parâmetros dos controladores robustos usados no controle de dispositivos FACTS (Flexible AC Transmission Systems). A metodologia de otimização apresentada tem como objetivo sistematizar o projeto dos controladores robustos e diminuir o esforço do projetista. Os resultados obtidos com a otimização promoveram melhores respostas do sistema, comparados com os resultados obtidos previamente com uma abordagem heurística.

Keywords— otimização não linear, controle robusto, algoritmos genéticos.

1 Introdução

Os controladores robustos têm demonstrado um excelente desempenho quando são usados no controle de dispositivos da tecnologia FACTS (Flexible AC Transmission Systems) [1, 2], principalmente para os casos nos quais mais de um dispositivo atua no mesmo sistema [3]. De fato, alguns trabalhos mostraram a impossibilidade de se fazer o controle de mais de um dispositivo FACTS em sistemas de energia usando apenas o controle clássico [3, 5]. No entanto, os trabalhos iniciais que apresentam o projeto de controladores robustos para o controle de dispositivos FACTS fazem uso de uma abordagem heurística para a determinação dos parâmetros dos controladores [3]. Neste trabalho apresentaremos uma proposta de otimização mono-objetivo e multiobjetivo dos parâmetros de controladores robustos usados no controle de dispositivos FACTS. Uma abordagem deste tipo sistematiza o projeto dos controladores robustos, busca um conjunto ótimo de parâmetros para um dado projeto e minimiza o esforço, às vezes muito grande, do projetista.

Primeiramente, é apresentada a otimização dos parâmetros dos controladores para algumas

funções objetivo, uma a uma. Em seguida as funções objetivo são combinadas duas a duas, em uma otimização multiobjetivo. A técnica de otimização usada é a de algoritmos genéticos.

2 Preliminares

Nesta seção serão feitas apresentações da teoria básica do projeto de controladores robustos, das otimizações mono-objetivo e multiobjetivo e da técnica dos algoritmos genéticos usados para otimização.

2.1 O projeto de Controladores Robustos

Neste item são apresentados os conceitos básicos da teoria da norma H_∞ que fundamentam o projeto de controladores robustos H_∞ . Eles são controladores por realimentação de estados que fazem uso do conceito de amplificação de ruídos através das normas de sinais [5].

2.1.1 Norma H_∞ e Controlador Ótimo H_∞

A norma H_∞ de um sistema dinâmico corresponde a maior amplificação possível que um sinal pode sofrer ao atravessar um canal entrada/saída. A partir da norma H_∞ define-se o controlador ótimo H_∞ como se segue [6].

Seja o sistema controlado por realimentação de estados, descrito pelas equações abaixo:

$$\dot{x} = Ax + Bu + Ew; \quad (1)$$

$$y = Cx + Du; \quad (2)$$

$$u = C_k x_k + D_k y. \quad (3)$$

H_{cl} : malha fechada planta / controlador.

O controlador ótimo H_∞ minimiza a norma H_∞ da função sensibilidade ϵ ponderada por W .

A função sensibilidade é uma função de transferência que inclui variáveis da planta, do controlador e tem os pesos W (que devem ser otimizados) fazendo a conexão entre as variáveis. A função sensibilidade que foi usada neste trabalho é a do *Robust Control Toolbox* [10] do *MATLAB* [11].

No domínio da frequência o controlador ótimo H_∞ minimiza a taxa de variação do valor de pico da magnitude da função sensibilidade ponderada.

Neste trabalho a técnica de otimização dos algoritmos genéticos é usada para a otimização mono-objetivo e multiobjetivo dos pesos W do controlador robusto H_∞ projetados para o controle de dispositivos FACTS usados em sistemas de energia elétrica.

2.2 Otimizações Mono-objetivo e Multiobjetivo

A otimização mono-objetivo convencional é definida como o problema de encontrar o ponto no espaço das variáveis de otimização, no qual uma certa função (a função objetivo) alcança o seu valor mínimo. O problema da otimização multi-objetivo, por sua vez, busca um conjunto de pontos, o conjunto Pareto ótimo, que é o conjunto de soluções ótimas de um problema com mais de uma função objetivo [7, 8]. A seguir, definimos o conjunto Pareto ótimo: considere a minimização da função vetorial (o vetor de m funções objetivo) no qual o conjunto F representa o conjunto factível do problema. Não há, em geral, um único ponto $x \in F$ em que $f(\cdot)$ alcança o valor mínimo para todas as componentes. Então:

$$X^* = \{x^* \in F \mid \nexists z \in F \text{ tal que } f(x^*) \leq f(z) \text{ e } f(z) \neq f(x^*)\}; \quad (4)$$

no qual os operadores relacionais \leq e \neq são definidos, para os vetores $u, v \in \mathcal{R}^m$, como:

$$u \leq v \Leftrightarrow u_i \leq v_i \quad \forall i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

$$u \neq v \Leftrightarrow u_i \neq v_i \quad \text{para alguns } i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

Os pontos $x \in F$ que não pertencem ao conjunto X^* são ditos dominados, uma vez que há alguns outros pontos, $z \in F$, tais que $f(z) \leq f(x)$ e $f(z) \neq f(x)$, o que quer dizer que $f(z)$ é melhor que $f(x)$ em pelo menos uma coordenada, sem ser pior em qualquer outra coordenada. Neste caso, z domina x . As soluções x^* que pertencem ao conjunto X^* são ditas soluções eficientes, uma vez que não são dominadas por nenhum outro ponto. Nos pontos eficientes todas as coordenadas (objetivos) não são piores em comparação com as coordenadas dos pontos não eficientes que eles dominam, mas não necessariamente em comparação com as coordenadas de todos os pontos não eficientes. A característica que determina que um ponto seja não

eficiente é que ele é dominado por algum ponto eficiente, não por todos os pontos eficientes. Portanto, a otimização multiobjetivo procura pelas soluções eficientes para o problema de otimização vetorial. O conjunto das soluções eficientes é denominado conjunto Pareto ótimo.

2.3 Algoritmos Genéticos

Um conjunto importante de métodos heurísticos de otimização é a família de Algoritmos Genéticos. Os algoritmos genéticos se tornam particularmente adequados para o problema aqui tratado porque têm uma formulação bem estabelecida para lidar com problemas multiobjetivos [8].

A denominação Algoritmos Genéticos (AGs) é usada para designar algoritmos de otimização que efetuam um tipo de busca global aproximada que segue o procedimento descrito a seguir [9]:

- eles dependem da informação obtida pela avaliação de diversos pontos no espaço de busca. Cada "ponto atual" é chamado de indivíduo, e o conjunto de "pontos atuais" é chamado população. O algoritmo mantém esse conjunto de "pontos atuais", em lugar de um único "ponto atual";
- a população converge para o ótimo de um problema através de operações sequenciais, em cada iteração, dos seguintes operadores genéticos: mutação, cruzamento, seleção e elitismo.

Cada operador genético pode ser implementado de diversas formas diferentes: uma combinação específica de realizações específicas desses operadores constitui uma forma de algoritmo genético. Além desses operadores genéticos básicos, alguns algoritmos genéticos utilizam outros tipos de operadores [8].

3 Metodologia

O controlador robusto H_∞ para o qual é feita a otimização de seus parâmetros de projeto foi usado para controlar um dispositivo FACTS no sistema teste de energia elétrica mostrado na figura 1. Neste sistema de energia foram utilizados dois dispositivos FACTS: um TCSC (Thyristor Controlled Series Capacitor) que controla o fluxo de potência entre as barras 1 e 3 e um SVC (Static VAR Compensator), que controla a tensão na barra 2. O uso de apenas controladores convencionais nos dois dispositivos FACTS se mostrou ineficiente para a operação deste sistema [3]. Foi então projetado um controlador robusto para o controle do SVC e mantido um controlador PID no TCSC. A potência de referência a ser controlada pelo TCSC é de $1,11 \cdot 10^9$ W e a tensão de referência a ser controlada pelo SVC é de 735 kV. Com essa nova estratégia de controle conseguiu-se

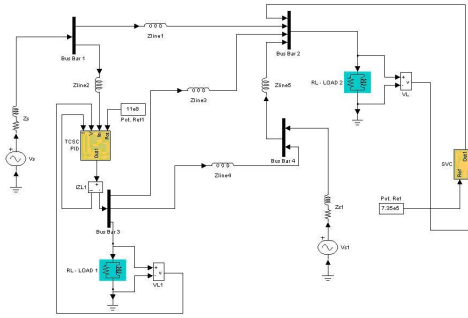


Figura 1: Sistema de Energia

uma operação estável para o sistema. A primeira abordagem adotada para a escolha dos parâmetros de projeto do controlador robusto do SVC foi uma abordagem heurística [3]. Com a abordagem heurística foram obtidos bons resultados na operação do sistema teste, porém há que se admitir um esforço, talvez exagerado, do projetista na sintonização destes parâmetros de projeto.

Neste trabalho apresentamos a sistematização da escolha dos parâmetros W do projeto do controlador H_∞ usado no SVC do sistema teste da figura 1. A sistematização é feita por meio de uma otimização mono-objetivo primeiramente, e a seguir por meio de uma otimização multiobjetivo.

Na otimização mono-objetivo, as funções objetivo usadas foram o sobresinal da tensão no SVC, o tempo de subida da tensão no SVC e o tempo de acomodação da tensão no SVC. Na otimização multiobjetivo foram feitas combinações duas a duas das funções objetivo usadas na otimização mono-objetivo. Todas as simulações foram feitas no MATLAB, usando o 'simulink-toolbox', o 'power system blockset' e o 'robust control toolbox'. Os algoritmos genéticos usados foram o real polarizado para a otimização mono-objetivo e o Fast-Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA II) para a otimização multiobjetivo. Os dados do sistema de energia da figura 1 são os seguintes: fontes de tensão: Vs conectada à barra 1 e Vs1 conectada à barra 4 - ambas fontes de 735 kV, 60 Hz e impedância interna de $4,5 + j49,76 \Omega$; linhas de transmissão: entre as barras 1 e 2 (Zline1), entre as barras 1 e 3 (Zline2), entre as barras 2 e 3 (Zline3), entre as barras 2 e 4 (Zline5) e entre as barras 3 e 4 (Zline4). A impedância de todas as linhas de transmissão é de $j101,79 \Omega$. Duas cargas resistivas de 100Ω cada uma (RL-Load1 e RL-Load2) estão conectadas às barras 3 e 2.

4 Resultados e Análise dos Resultados

A figura 2 mostra a tensão na barra 2 (onde está conectado o SVC) quando o sistema é energizado. Este resultado foi o obtido na análise realizada na referência [3], onde a escolha dos parâmetros W do

controlador robusto H_∞ do SVC foi feita de forma heurística. Neste caso o TCSC foi controlado por um PID com os seguintes parâmetros: $K_p = 1$, $K_i = 12$ e $K_d = 0$. Os parâmetros W escolhidos heurísticamente para o SVC foram:

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{0,0067s^2 + 0,0133s + 0,0067}{0,0011s^2 + 0,0667s + 1,0000}; \\ W_2 &= \frac{0,0100s + 0,100}{1,0000s + 0,1000}; \\ W_3 &= \frac{0,0105s + 3,1600}{0,1000s + 1,0000}. \end{aligned} \quad (7)$$

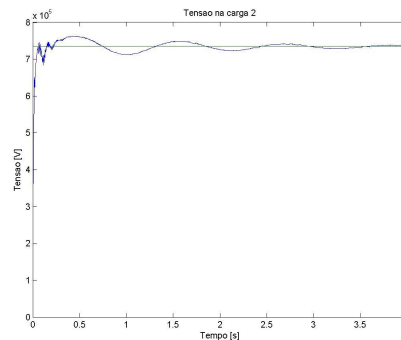


Figura 2: Desempenho do sistema com controlador heurístico

4.1 Otimização Mono-Objetivo

Para a otimização mono-objetivo foi mantido o mesmo controlador PID do caso heurístico no TCSC e os W do controlador robusto do SVC foram otimizados para três funções objetivo. A figura 3 a seguir mostra a tensão no SVC quando o sistema é energizado e os W do controlador robusto são otimizados tendo como função objetivo o sobre sinal da tensão no SVC. Os W obtidos neste caso são:

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{0,003302s^2 + 0,010163s + 0,0038172}{0,00115193s^2 + 0,066215s + 0,99968}; \\ W_2 &= \frac{0,008335s + 0,00085375}{0,9894s + 0,08861}; \\ W_3 &= \frac{0,0069111s + 3,1568}{0,097233s + 0,99593}. \end{aligned} \quad (8)$$

O sobresinal medido de 0 a 4s durante o período de energização foi de 2,2%. No caso em que os W foram obtidos de forma heurística, o sobresinal no mesmo período foi de 3,6877%.

Quando a função objetivo foi o tempo de subida, os W obtidos para o controlador robusto do SVC foram:

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{0,0058416s^2 + 0,012737s + 0,006297}{0,0022816s^2 + 0,06798s + 1,0012}; \\ W_2 &= \frac{0,0082448s + 0,0073501}{0,9891s + 0,083384}; \\ W_3 &= \frac{0,012392s + 3,1616}{0,101s + 1,0011}. \end{aligned} \quad (9)$$

Para este caso se obteve um tempo de subida de 0,026593s para um período de energização do sistema de 0 a 4s. O tempo de subida para o mesmo período de energização quando os W são os heurísticos é de 0,026818s.

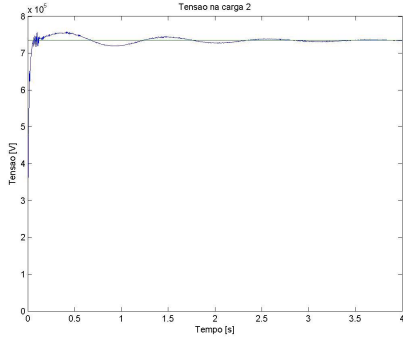


Figura 3: Desempenho do sistema com o controlador otimizado (otimização mono-objetivo/sobre sinal)

A figura 4 mostra a tensão no SVC para a otimização que tem o tempo de subida como função objetivo. Finalmente, para a otimização

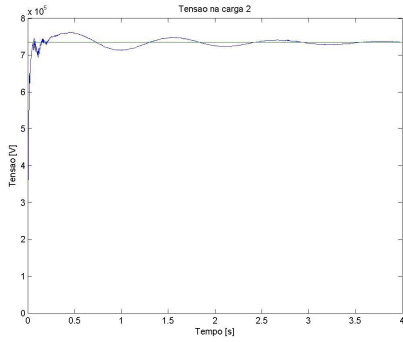


Figura 4: Desempenho do sistema com o controlador otimizado (otimização mono-objetivo/tempo de subida)

mono-objetivo, a figura 5 mostra a tensão no SVC quando a função objetivo considerada é o tempo de acomodação. Os W obtidos são:

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{0,0031653s^2 + 0,009832s + 0,0031653}{0,00024882s^2 + 0,065804s + 0,9991}; \\ W_2 &= \frac{0,021942s + 0,021942}{0,995736s + 0,097985}; \\ W_3 &= \frac{0,0070518s + 3,1565}{0,095736s + 0,99574}. \end{aligned} \quad (10)$$

O tempo de acomodação medido neste caso para a energização do sistema no período de 0 a 4s foi de 0,97509s. No caso heurístico o tempo de acomodação foi de 1,1713s.

Para todas as funções objetivo estudadas, os W obtidos por meio de otimização mono-objetivo levaram os controladores a um melhor desempenho comparados com o controlador no qual os W foram obtidos heurísticamente.

Deve também ser destacado aqui a sistematização no cálculo dos parâmetros do controlador introduzida com a otimização e a importante economia de tempo e esforço proporcionada ao projetista de controle.

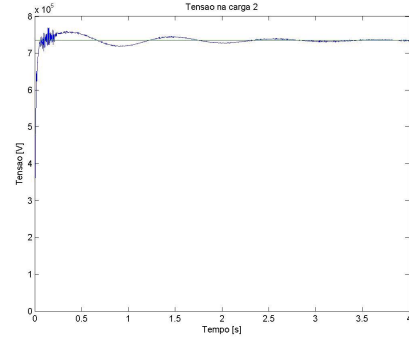


Figura 5: Desempenho do sistema com o controlador otimizado (otimização mono-objetivo/tempo de acomodação)

4.2 Otimização Multiobjetivo

Nesta otimização também foi mantido o controle PID no TCSC e o controlador robusto do SVC foi projetado através da otimização multiobjetivo que tratou como funções objetivo a combinação duas a duas das funções objetivo usadas na otimização mono-objetivo.

A figura 6 mostra o conjunto Pareto-ótimo (formado por 8 pontos) obtido quando as funções objetivo usadas na otimização dos pesos W do controlador robusto do SVC são o sobre sinal e o tempo de subida da tensão. Para esco-

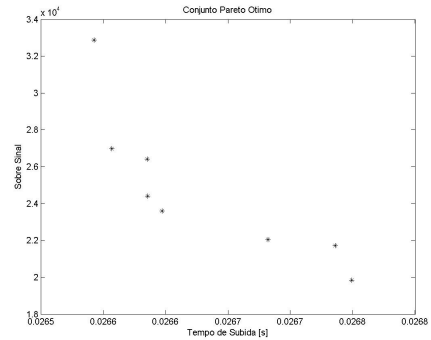


Figura 6: Conjunto Pareto-Ótimo (sobre sinal e tempo de subida)

lher uma solução ótima entre as soluções eficientes mostradas no conjunto de Pareto da figura 6, adotou-se a técnica de decisão simples que busca a solução que está mais próxima da solução utópica [7] e o controlador ótimo escolhido tem os seguintes W :

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{0,0036638s^2 + 0,0139301s + 0,0076377}{0,0019882s^2 + 0,0675948s + 1,0021305}; \\ W_2 &= \frac{-0,0167812s - 0,0008265}{1,0048716s + 0,1089325}; \\ W_3 &= \frac{0,0124959s + 3,1571299}{0,0957685s + 0,99793735}. \end{aligned} \quad (11)$$

A figura 7 mostra a tensão no SVC quando o controlador robusto usa os W escolhidos na otimização multiobjetivo que foi descrita acima. Para o caso da figura 7, o sobre sinal medido foi de 2,7% e

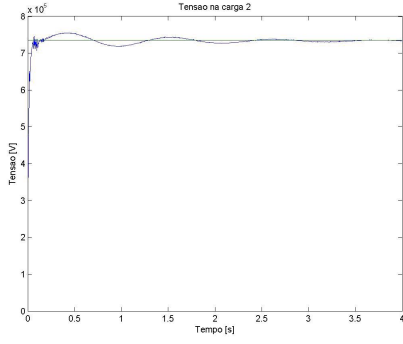


Figura 7: Desempenho do sistema com o controlador otimizado (otimização multiobjetivo/ sobre sinal e tempo de subida)

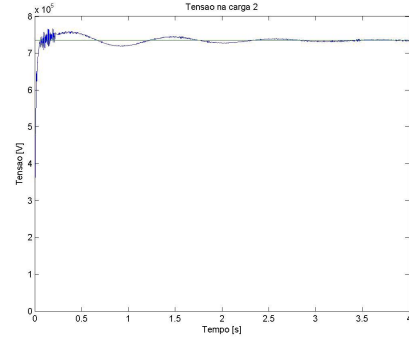


Figura 9: Desempenho do sistema com o controlador otimizado (otimização multiobjetivo/ sobre sinal e tempo de acomodação)

o tempo de subida de 0,026799s para o período de 0 a 4s considerados durante a energização do sistema. Ambos valores continuam sendo melhores que os valores alcançados com a escolha heurística dos pesos.

A figura 8 mostra o conjunto Pareto-ótimo (formado por 6 pontos) obtido quando as funções objetivo usadas na otimização multiobjetivo são o sobre sinal e o tempo de acomodação da tensão no SVC. Os W selecionados a partir do conjunto de

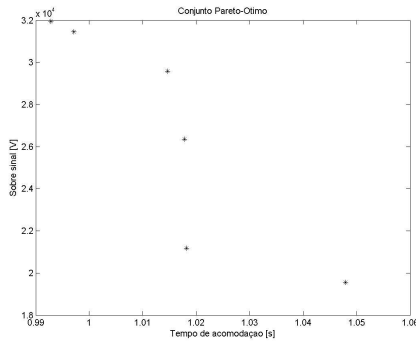


Figura 8: Conjunto Pareto-Ótimo (sobre sinal e tempo de acomodação)

Pareto da figura 8 com o uso da decisão que busca a solução ótima que mais se aproxima da solução utópica são:

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{0,0032s^2 + 0,0099s + 0,0032}{0,0002s^2 + 0,0657s + 0,9990}; \\ W_2 &= \frac{0,0221s + 0,0221}{0,9974s + 0,0974}; \\ W_3 &= \frac{0,0072s + 3,1566}{0,0956s + 0,9956}. \end{aligned} \quad (12)$$

A figura 9 mostra a tensão no SVC quando o controlador robusto usa os W que são mostrados acima. Para este caso foram medidos um sobre sinal de 4,3482% e um tempo de acomodação de 0,99282s para um período de 0 a 4s da energização do sistema. Aqui observamos uma melhoria no tempo de acomodação e uma pequena deterioração no sobre sinal com relação aos pesos escolhidos de forma heurística.

E finalmente, para a otimização multiobjetivo, consideraram-se como funções objetivo o tempo de subida e o tempo de acomodação da tensão no SVC. A figura 10 mostra o conjunto Pareto-ótimo (formado por 10 pontos) para este caso. Os W escolhidos pela decisão que busca a solução ótima que mais se aproxima da solução utópica são:

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{0,0032447s^2 + 0,0099114s + 0,0032447}{0,0002110s^2 + 0,0657666s + 0,9990999}; \\ W_2 &= \frac{0,0220853s + 0,0220853}{0,9974859s + 0,0974859}; \\ W_3 &= \frac{0,0071758s + 3,1566425}{0,0956818s + 0,9956818}. \end{aligned} \quad (13)$$

A figura 11 mostra a tensão no SVC com o con-

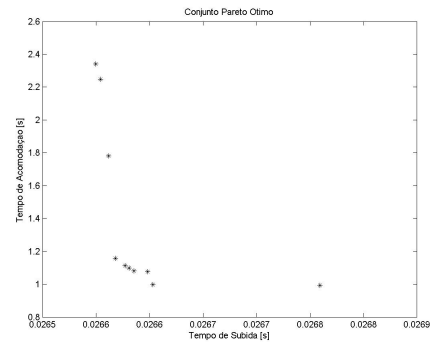


Figura 10: Conjunto Pareto-Ótimo (tempo de subida e tempo de acomodação)

trolador robusto que usa os W que são mostrados acima. Neste caso foram medidos um tempo de subida de 0,0268s e um tempo de acomodação de 0,992816s para um período de 0 a 4s da energização do sistema.

Há aqui uma melhoria no tempo de acomodação com relação à escolha heurística e o tempo de subida permanece praticamente inalterado.

Para o caso da otimização multiobjetivo deve-se ressaltar, além da sistematização introduzida que leva a um menor esforço do projetista, a opor-

tunidade que se dá ao projetista de escolher qualquer solução ótima dentro do conjunto de Pareto.

Nas otimizações mono-objetivo e multiobjetivo apresentadas neste trabalho, um total de 50 valores diferentes dos W foram gerados por meio de perturbações aleatórias feitas na solução heurística. Esses valores formaram a população inicial do algoritmo genético usado nas otimizações. Em cada otimização foram executadas 100 gerações a partir da população inicial.

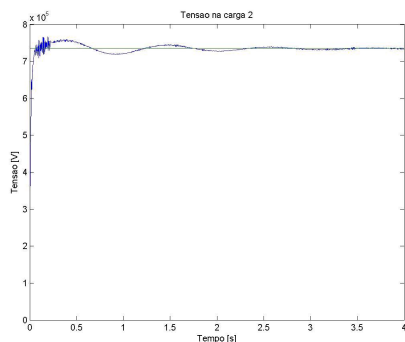


Figura 11: Desempenho do sistema com o controlador otimizado (otimização multiobjetivo/ tempo de subida e tempo de acomodação)

5 Conclusão

A otimização do procedimento da escolha dos parâmetros dos controladores robustos promove a sistematização deste procedimento com a importante vantagem de diminuir o esforço do projetista de controle, que é às vezes exaustivo, quando tal procedimento é realizado de forma heurística. Para o caso particular da otimização multiobjetivo a diminuição do trabalho do projetista pode ser enorme, uma vez que o conjunto Pareto ótimo é montado de uma só vez com o uso do Algoritmo Genético e teria que ser construído heurísticamente, ponto a ponto, pelo projetista.

Deve-se ressaltar que em ambos procedimentos de otimização, mono-objetivo e multiobjetivo, não houve perda de qualidade nos resultados obtidos, comparados com o procedimento heurístico.

Para o caso das otimizações multiobjetivo deve ser ressaltada ainda a introdução da possibilidade de escolha dada ao projetista de qualquer solução ótima pertencente ao conjunto Pareto ótimo.

Referências

[1] Hingorani, N. G., "FACTS Technology and Opportunities," *Proceedings of the Colloquium on 'Flexible AC Transmission System (FACTS) - the Key to Increased Utilisation of Power Systems'*, IEE, 1994.

[2] Gama, C. A., "Utilização de Equipamentos com Tecnologia FACTS (Flexible AC Transmission Systems) em Sistemas de Potência - Compensação Série Controlada," *Dissertação de Mestrado - Universidade Federal de Santa Catarina*, 1995.

[3] Nepomuceno, E. G.; Neto, O. M.; Takahashi, R. H. C and Tavares, C.E., "A heuristic approach to robust control design for power systems with several FACTS devices," *International Journal of Electric Power and Energy Systems*, n. 25, pp. 13-20, 2003.

[4] Wang, H. F., "Interactions and co-ordination of multiple-function FACTS controllers," *Eur Trans Electr Power*, 11(1), pp. 7-15, 2001.

[5] Ogata, K., "Modern Control Engineering," *Prentice Hall International Editions*, 3rd edition, 1997.

[6] Morari, M. and Zafriou, E., "Robust Process Control," *Prentice-Hall*, New Jersey, 1989.

[7] Chankong, V. and Haimes, Y. Y., "Multiobjective decision making: theory and methodology," *North-Holland (Elsevier)*, 1983.

[8] Fonseca, C. M. and Fleming, P., "An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization," *Evolutionary Computation*, vol. 3, n. 1, pp. 1-16, 1995.

[9] Takahashi, R. H.; Vasconcelos, J. A.; Ramirez, J. A. and Krahenbuhl, L., "A multiobjective methodology for evaluating genetic operators," *IEEE Trans on Magn.*, vol. 39, pp. 1321-1324, 2003.

[10] Robust Control Toolbox, Version 2.0.10 (R14), The MathWorks Inc..

[11] MATLAB - The Language of Technical Computing, Version 7.0.0.19920 (R14), The MathWorks Inc..