

ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE MODELOS DE CARGA USANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA HEURÍSTICA E NÃO-LINEAR

ELMER P. T. CARI*, LUÍS F. C. ALBERTO*, ISTVAN ERLICH†, FEKADU SHEWAREGA†

* *Universidade de São Paulo - EESC/USP, São Carlos, SP, Brasil*

† *Duisburg-Essen University, Duisburg, Alemanha*

Emails: elmerpab@sc.usp.br, lfcalberto@usp.br, istvan.erlich@uni-due.de,
fekadu.shewarega@uni-due.de

Abstract— The accuracy knowledge of the load model parameters is very important in commercial software used to foresee the dynamic response of the electric systems. Although there exist many methods about load parameter estimation, convergence problems may arise during this process, which can become the identification very difficult. Those problems are associated with the unavailability of solution region search (convergence region). In order to mitigate those problems, in this paper is proposed a hybrid method based on mean-variance mapping optimization and trajectory sensitivity. The combining of those approaches yields a robust algorithm which avoid convergence problems and obtain the parameter rapidly. The chosen load model have an static and dynamic parts to better represent the real load. In addition, the measurements for the application of the method was obtained by simulation in a power system. One hundred cases were tested to verify the robustness of the combined method regarding the initial parameter guess and to verify the speed of convergence. The results show the correct and efficient estimation of the parameter of the model with the proposed method.

Keywords— Load model, parameter estimation, MVMO, trajectory sensitivity

Resumo— O conhecimento preciso dos parâmetros de modelos de carga é fundamental em softwares comerciais utilizados para prever o comportamento dinâmico do sistema de potência. Embora tenham sido propostas muitos métodos para este objetivo, em algumas situações estes métodos podem apresentar problemas de convergência que pode inviabilizar a estimação destes parâmetros. Estes problemas estão associados à indisponibilidade da faixa de busca da solução (região de convergência). A fim de minimizar estes problemas, neste trabalho é proposto um método híbrido baseado em otimização de mapeamento média-variância e em sensibilidade de trajetória. A combinação destas duas abordagens fornece um algoritmo robusto que contorna os problemas de convergência e obtém os parâmetros do modelo em forma rápida. O modelo de carga escolhido possui uma parte estática e uma parte dinâmica a fim de melhor representar uma carga real. Além disso, as medidas para a aplicação do método foi obtida por simulação em um sistema de potência. Foram avaliados 100 testes a fim de verificar a robustez da metodologia em relação ao valor inicial dos parâmetros e velocidade de convergência. Os resultados mostram a correta e eficiente estimação dos parâmetros do modelo com o método proposto.

Palavras-chave — Modelo de Carga, estimação de parâmetros, MVMO, sensibilidade de trajetória

1 Introdução

Prever o comportamento dinâmico do sistema de energia elétrica através de simulações é muito importante para uma correta e eficiente operação do sistema de energia elétrica (SEE). Para este objetivo todos os elementos do sistema devem ser bem representados nos softwares comerciais utilizados pelas empresas do setor elétrico (Anarede, Digsilent, etap, etc). Dentre estes modelos, a representação de modelos de cargas dinâmicas é fundamental para estudos de estabilidade de tensão. Caso, os modelos não sejam bem representados nestes softwares, incompatibilidades entre os resultados simulados e que se observa realmente no sistema podem surgir. Como referência pode mencionar-se o estudo feito em (Henriques et al., 2002), onde é indicado que as simulações computacionais utilizando modelos de carga simplificados (modelo de carga estáticas) foram incapazes de reproduzir eventos reais (blecautes parciais no estado do Rio de Janeiro).

Na comunidade científica muitos métodos tem sido propostos a fim de validar um modelo de carga (Choi et al., 2006), (Maitra et al., 2006),

(IEEE, 1993), entre outros. Entretanto, um problema que não tem sido muito estudado no momento de estimar parâmetros de modelos de carga é a robustez que o método deve ter em relação ao valor inicial dos parâmetros. Considerando que um modelo de carga é difícil de ser representado por ser composto de diferentes elementos (carga comercial, carga industrial, carga não linear, etc), então a necessidade de ter um método que permita identificar um modelo de carga satisfatoriamente para as diferentes tipos de carga em cada subestação faz-se necessário. Na prática problemas de convergência podem ocorrer quando não se dispõe de uma boa estimativa inicial dos valores dos parâmetros.

Neste trabalho propõe-se um algoritmo composto baseado em um método heurístico denominado otimização de mapeamento média-variância (MVMO, do inglês Mapping Mean-Variance optimization) (Erlich et al., 2010) juntamente com um método não linear chamado método de sensibilidade de trajetória (Cruz, 1972). Este método combinado explora as vantagens das duas abordagens, isto é a rapidez de convergência do algoritmo de sensibilidade de trajetória e robustez

em rela  o a incerteza nos valores iniciais dos par metros que o m todo MVMO proporciona, garantindo converg ncia aos valores verdadeiros. A utiliza  o deste m todo composto   uma aplica  o in dita em modelos de carga e poder-se-ia aplicar em outros sistemas din micos sem perda de generalidade.

A sequ ncia dos cap tulos   descrita a seguir. Na se  o 2 s o apresentados os m todo de estima  o baseado em MVMO e Sensibilidade de Trajet ria aplicada em sistemas din micos. Na se  o 3   apresentada a modelagem matem tica do modelo de carga. Na se  o 4   mostrado o sistema de pot ncia teste utilizado para a obten  o das medidas. Os resultados s o apresentados na se  o 5, e na se  o 6 apresentam-se as conclus es deste trabalho.

2 M todo combinado de estima  o de par metros de sistemas din micos n o-lineares

Considere o sistema

$$\frac{d}{dt}x(t) = f(x(t), p, u(t)) \quad (1)$$

$$y(t) = g(x(t), p, u(t)) \quad (2)$$

onde $x \in R^n$   o vetor de estado, $y \in R^m$   o vetor de sa da, $u \in R^l$   o vetor de entrada e $p \in R^k$   o vetor de par metros a ser estimado. As fun  es f e g s o n o lineares, de classe C^2 em rela  o a x , p e u .

O processo de estima  o de par metros   formulado como um problema de otimiza  o n o-linear para o qual   definida a fun  o objetivo $J(p)$, que mede a proximidade entre as sa das do sistema real medido (y_{med}) (obtidos das medidas amostradas) e do modelo matem tico (y) obtido de (2) para um valor inicial do vetor de par metros p .

$$\text{Min } J(p) = \frac{1}{2} \int_0^\tau (y_{med} - y)^{T_o} (y_{med} - y) dt, \quad (3)$$

sendo T_o o per odo de amostragem da medida.

A fim de ter um algoritmo robusto para estimar os par metros pela minimiza  o do funcional (3) foi escolhido um algoritmo heur stico combinado com um m todo n o-linear. O m todo heur stico   utilizado para obter uma estimativa inicial e o algoritmo n o-linear para realizar o ajuste fino dos par metros. Dentre os algoritmos heur sticos existentes, o algoritmo MVMO foi escolhido pelo excelente desempenho comparado com os outros m todos algoritmo gen ticos e otimiza  o de enxame de part culas (Rueda and Erlich, 2013). Dentre os m todos n o-lineares foi escolhido o m todo de sensibilidade de trajet ria devido a r pida converg ncia que ele possui. Portanto, o m todo combinado aproveita as melhores

caracter sticas dos dois m todos independentes, isto   robustez em rela  o a valor inicial dos par metros do m todo MVMO e a r pida converg ncia do m todo de Sensibilidade de trajet ria.

2.1 Otimiza  o de Mapeamento M dia Vari ncia

O m todo de Otimiza  o M dia-Vari ncia pode ser utilizado para ajustar os par metros do modelo (2) a fim de minimizar (3), denominada fun  o de aptid o (Erlich et al., 2010). Os passos do algoritmo MVMO s o:

- a Inicializa  o: Define-se a regi o de busca pela imposi  o de limites nos par metros (elementos) p_{max} e p_{min} . Define-se o n mero de indiv duos (vetor de par metros determinados aleatoriamente) que define o tamanho da popula  o;
- b Avalia  o da fun  o objetivo (fun  o aptid o): Para cada indiv duo da popula  o avalia-se a fun  o objetivo e classifica-se a popula  o de acordo com este valor;
- c Teste de Finaliza  o: Se a fun  o objetivo do melhor indiv duo (aquele que tiver menor fun  o objetivo) for inferior a uma toler ncia predefinida, pare. Caso contr rio v  para o pr ximo passo;
- d Nova Gera  o de indiv duos: Determine a m dia e a vari ncia da cada coluna da popula  o e determina-se um novo indiv duo a partir do melhor indiv duo. As altera  es do novo indiv duo s o fun  o da m dia e vari ncia da popula  o;
- e Reclassifica  o: Incluindo o novo indiv duo,   feito uma nova classifica  o onde o pior indiv duo   descartado. Voltar ao item b.

Maiores detalhes do m todo pode ser encontrado em (Erlich et al., 2010).

2.2 Algoritmo de sensibilidade de trajet ria

O problema de otimiza  o (3) pode ser resolvido calculando-se a derivada parcial de $J(p)$ em rela  o a seus par metros e igualando-se esta express o a zero

$$\frac{\partial J(p)}{\partial p} \cong \int_0^\tau \frac{\partial y}{\partial p}^T (y_{med} - y) dt = 0 \quad (4)$$

O problema de otimiza  o foi transformado em encontrar as ra zes do sistema (4) no qual pode-se usar o m todo de Newton-Raphson. Na i - sima itera  o os par metros s o ajustados por:

$$p^{k+1} = p^k + \Gamma(p^k)^{-1} \frac{\partial J(p^k)}{\partial p} \quad (5)$$

A matriz Γ em (5) é denominada Jacobina associada à (4), e pode ser calculada derivando-se (4) em função do vetor de parâmetros

Quando as medidas são amostradas em intervalos de tempo discreto, as integrais acima são substituídas por somatórios. Para maiores detalhes veja (Cruz, 1972) and (Cari, 2009).

3 Modelagem de Cargas Dinâmicas

O modelo de carga escolhido é composto de uma parte dinâmica e uma parte estática. A parte dinâmica é representada por um motor de indução e a parte estática por uma admitância em paralelo. As equações diferenciais que descrevem o comportamento dinâmico da carga são (Choi et al., 2006):

$$\frac{dE'}{dt} = \frac{1}{T_o'} \left[-\frac{X}{X'} E' + \frac{X - X'}{X'} V_T \cdot \cos(\delta) \right] \quad (6)$$

$$\frac{d\delta}{dt} = \omega - \omega_s - \frac{1}{T_o'} \frac{X - X'}{X'} \cdot \frac{V_T \cdot \sin(\delta)}{T_o' \cdot E'} \quad (7)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{M} \left[\frac{V_T \cdot E' \cdot \sin(\delta)}{X} - T_m \right] \quad (8)$$

$$P_e = G_s \cdot V_T^2 - V_T \cdot \frac{V_T \cdot E'}{X'} \cdot \sin(\delta) \quad (9)$$

$$Q_e = B_s \cdot V_T^2 + V_T \cdot \frac{V_T - E' \cdot \cos(\delta)}{X'} \quad (10)$$

onde E' é a magnitude de tensão transitória, δ é o ângulo da tensão, ω é a velocidade do rotor [rad/seg], X' é a reatância transitória, T_o' é a constante de tempo em circuito aberto, M é o momento de inércia, T_m é o torque do motor equivalente, G_s e B_s é a condutância e susceptância da admitância equivalente, V_T é a tensão nos terminais da máquina e P_e e Q_e são a potência ativa e reativa, respectivamente.

O vetor de estado deste modelo é $x = [E', \delta, \omega]^T$, o vetor de parâmetro é $p = [M, T_o', X, X', T_m, G_s, B_s]^T$, a entrada do modelo é $u = [V_T]$ e a saída do modelo é $y = [P_e, Q_e]^T$.

4 Sistema Elétrico de Potência

Os dados para aplicação do método de estimação foram gerados a partir de um sistema teste implementado no Matlab 7.0 (Kundur, 1994). O sistema de potência teste é constituído por um gerador equivalente de uma planta (4x555 MVA), 24 kV e 60 Hz que fornece potência a um barramento infinito (equivalente de um sistema de potência) através de duas linhas de transmissão como mostra a figura 1.

Os valores das impedâncias de linha, do transformador, das potência e tensões estão dados em valores por unidade (pu). A potência base é 2200 MVA, as tensões base no lado de baixa e alta tensão são 24 kV e 220 kV respectivamente.

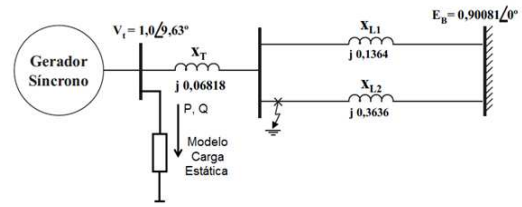


Figura 1: Sistema elétrico de potência para obtenção das medidas.

Foi aplicado uma perturbação no sistema teste para obter a resposta dinâmica do SEP. A perturbação consiste em um curto-circuito trifásico em um dos terminais da linha de transmissão L2. A falta é eliminada pela atuação dos dispositivos de proteção que isola a linha em falta em $t = 0,07$ s. Foram amostradas as tensões e as correntes nas três fases e a partir daí foi calculado a potência ativa e reativa. A tensão terminal V_T foi utilizada como entrada e as potência ativa e reativa (P_e e Q_e , respectivamente) como saída do sistema real.

Para outros tipos de perturbações tais como faltas monofásicas, bifásicas, desligamento de linhas, etc, o procedimento para obter as medidas é similar só que, nesse caso, é necessário, primeiro obter as componentes de sequência positiva das tensões e correntes.

5 Resultados da Estimação

O método composto baseado em MVMO e sensibilidade de trajetória foi testado para determinar os parâmetros do modelo de carga dinâmico apresentado na seção 3

As condições iniciais para as variáveis de estado foram $[E_o', \delta_o, \omega_o] = [1.0750, -0.3689, 364.381]$ e os valores reais dos parâmetros do vetor p para o sistema real foram $[M, T_o', X, X', T_m, G_s, B_s] = [0.0139, 0.0963, 0.2089, 0.0446, 8.6157, 4.1358, 2.8004]$. Estes valores foram obtidos de (Choi et al., 2006).

5.1 Fase I: Estimativa inicial inteligente

Seguindo o algoritmo apresentado na seção 2, uma estimativa inteligente inicial é obtida utilizando o método heurístico MVMO e um resultado mais refinado é obtido aplicando o método de sensibilidade de trajetória. Para aplicar o método MVMO é necessário limitar a busca impondo limites máximos e mínimos nos parâmetros desconhecidos. Considera-se uma incerteza $\pm 30\%$ em todos os parâmetros em relação aos valores verdadeiros para o começo do processo. Entende-se que um pré-conhecimento da faixa onde se encontra os parâmetros é necessária para uma correta identificação. Esta informação pode ser obtida a partir dos parâmetros de modelos de carga con-

hecidas de outras subestações, ou através da experiência do engenheiro. Maiores incertezas também podem ser adotadas, entretanto isso aumentará o tempo de estimação. Os seguintes valores foram utilizados para as constantes do método MVMO: $tol_1 = 0,5$ (critério de parada); tamanho da população = 50; número de elementos = 7 (igual ao número de parâmetros). Uma população inicial foi aleatoriamente escolhida dentro dos limites dos parâmetros e o algoritmo MVMO foi utilizada até que a função objetivo satisfaça a condição de ser inferior a tol_1 .

Os resultados mostram que para 100 casos testados o método MVMO atingiu a função objetivo em média 6s em um computador com processador de 2,9 GHz.

5.2 Fase II: Estimativa Refinada

A partir da estimativa inicial MVMO o método de sensibilidade de trajetória foi aplicado para encontrar os parâmetros do modelo de carga com valores mais precisos. O critério de parada para o uso do método de sensibilidade de trajetória foi que a função objetivo seja inferior a uma tolerância $tol_2 = 0,001s$.

O método conseguiu estimar os valores verdadeiros em média em 1,1 segundos em um computador com processador de 2,9GHz. O tempo total de todo o processo de estimação ficou em 7,1 s.

O método combinado de MVMO e Sensibilidade de Trajetória garantiu convergência em 92% dos casos testados.

Nas figuras 2-3 são comparadas a potência ativa e reativa, respectivamente, do sistema Real (Medida Real), do modelo matemático com valores iniciais aleatórios (modelo inicial), após a fase I - após a aplicação do método MVMO (modelo MVMO) - e após a fase II - após a aplicação do método de sensibilidade de trajetória (modelo Final). Como pode observar-se as curvas ficaram próximas o que indica a convergência dos parâmetros aos valores verdadeiros.

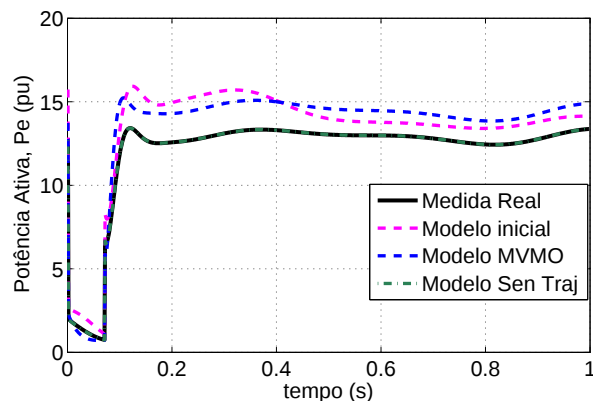


Figura 2: Comparando a potência ativa antes de depois da aplicação do método).

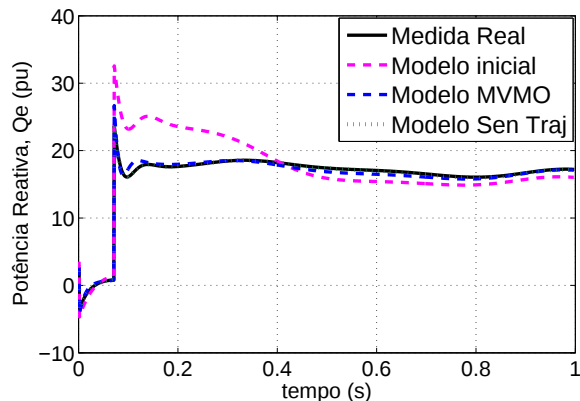


Figura 3: Comparando a potência reativa antes de depois da aplicação do método).

6 Conclusões

Neste trabalho apresentado um método híbrido baseado em otimização mapeamento media-variância (MVMO) e método de sensibilidade de trajetória para estimação de parâmetros de modelos de carga. O método MVMO é utilizado para obter uma estimativa inicial inteligente dos parâmetros e o método de sensibilidade de trajetória é utilizado para refinar os valores obtidos. Foi avaliado o desempenho do algoritmo proposto para 100 casos variando a estimativa inicial dos parâmetros $\pm 30\%$ de seus valores nominais. Os resultados mostram que o método conseguiu convergência aos valores verdadeiros em 92% dos casos testados com um tempo médio de 7,1 s.

A validação do modelo de carga usando medidas reais será tema de trabalhos futuros.

Agradecimento

Os autores agradecem à FAPESP processo 2014/04037-9 e às agências CAPES/DAAD (programa de intercambio Brasil-Alemanha) pelo apoio econômico dado a esta pesquisa.

Referências

- Cari, E. P. T. (2009). *Metodologia de estimação de parâmetros de sistemas dinâmicos não-lineares com aplicação em geradores síncronos*, Tese de doutorado, Universidade de São Paulo, Escola de engenharia de São Carlos, <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-06052009-101122/pt-br.php>.
- Choi, B.-K., Chiang, H.-D., Li, Y., Chen, Y.-T., Huang, D.-H., and Lauby, M. G. (2006). Development of composite load models of power systems using on-line measurement data, *Power Engineering Society General Meeting. IEEE* pp. 1-8.

- Cruz, J. B. (1972). *Feedback Systems*, McGraw-Hill.
- Erlich, I., Venayagamoorthy, G. K. and Worawat, N. (2010). A mean-variance optimization algorithm, pp. 1–6.
- Henriques, R. M., Martins, A. C. B., N. Martins, H. J. C. P. P., Ferraz, J. C. R. and Junior, S. C. (2002). Impact of induction motor loads into voltage stability margins of large systems - rio area analysis, *VIII SEPOPE*.
- IEEE, T. F. R. (1993). Load representation for dynamic performance analysis of power systems, *IEEE Transactions on Power Systems* **8**(2): 472–482.
- Kundur, P. (1994). *Power System Stability and Control*, McGraw-Hill.
- Maitra, A., Gaikwad, A., Zhang, P., Ingram, M., Mercado, D. L. and Woitt, W. D. (2006). Using system disturbance measurement data to develop improved load models, *IEEE PES Power Systems Conference & Exhibition* pp. 1978–1985.
- Rueda, J. L. and Erlich, I. (2013). Hybrid mean-variance mapping optimization for solving the ieee-cec 2013 competition problems, pp. 1664–1671.