

ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE UM MODELO DE CARGA DINÂMICO UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

FERNANDO MARCOS DE OLIVEIRA¹, ELMER PABLO TITO CARI².

**Departamento de Engenharia Elétrica
Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR
Cornélio Procópio, PR, Brasil
E-mails: fernandomarcos.eng@hotmail.com, elmer@utfpr.edu.br*

Abstract - A method for parameter estimation of load dynamic model from disturbance data using genetic algorithms is presented in this work. A review of load models proposed in the literature is presented at the beginning of the paper. After that, the stages of the identification process: obtaining measurements, choice of the model structure and application of parameters adjustment technique are show. Furthermore, the methodology of genetic algorithms for estimating parameters in dynamic systems is presented. Finally the parameters are estimated continuation of the induction motor that represents a dynamic load on the power system is performed. Various situations test are simulated starting with uncertainty in the model parameters to show the robustness of the proposed methodology.

Keywords - Parameter estimation, genetic algorithms, dynamic load, disturbances, power system electrical.

Resumo - Neste trabalho apresenta-se um método para estimar parâmetros de um modelo de carga dinâmica a partir de uma perturbação utilizando algoritmos genéticos. Inicialmente apresenta-se uma revisão bibliográfica de modelos de carga proposto na literatura. Posteriormente são apresentadas as fases do processo de identificação: obtenção de medidas, escolha da estrutura do modelo e técnica de ajuste de parâmetros. Na sequência apresenta-se a metodologia de algoritmos genéticos para estimar parâmetros em sistemas dinâmicos. Finalmente são estimados os parâmetros do motor de indução que representa uma carga dinâmica no sistema de potência. São simulados varias situações partindo com incerteza nos parâmetros para mostrar a robustez da metodologia proposta.

Palavras-chave - Estimação de parâmetros, algoritmos genéticos, carga dinâmica, perturbação, sistema elétrico de potência.

1 Introdução

Um sistema elétrico de potência (SEP) é composto por vários elementos como geradores, transformadores, linhas de transmissão, cargas, compensadores estáticos, entre outros. Todos estes elementos devem ser modelados para simular o comportamento do SEP em diferentes condições de operação. Dentre estes elementos, a modelagem das cargas, compostas de vários equipamentos como motores, lâmpadas, fornos elétricos, etc, não é uma tarefa trivial.

Em Souza (2010) várias propostas de modelos do sistema têm sido apresentadas, contudo a modelagem da carga do sistema continua sendo a maior dificuldade na modelagem como um todo. Apesar de se conhecer como cada elemento da carga se comporta individualmente, não há como saber qual seu comportamento final quando agrupadas, devido à quantidade de elementos conectados ao SEP.

O motor de indução é um tipo de carga dinâmica altamente utilizada em todo o mundo, o qual possui uma larga aplicação na indústria devido a sua confiabilidade, durabilidade e baixo custo. Segundo Navarro (2002), motores de indução são responsáveis por cerca de 60% a 70% do consumo de energia elétrica dos sistemas elétricos de potência de países industrialmente desenvolvidos. Sendo assim, representar um modelo de carga por um motor de indução já é uma boa aproximação. Desta forma, a estimação dos parâmetros do motor de indução deve ser realizada a partir de medidas de perturbações ocorrida no SEP, como faltas monofásicas, trifásicas, desligamento de uma linha, etc. Para a obtenção de um modelo adequado.

No âmbito de pesquisa científica, muitos trabalhos e técnicas de otimização e estimação de parâmetros tem sido apresentadas para esta finalidade (CHOI, 2009), (ERLICH, 2010), (VISCONTI, 2010).

Os métodos de otimização de parâmetros convencionais tais como: método de Gradiente e método de Hessiana dependem de escolhas de valores iniciais, ou seja, realizam uma busca local para a solução do problema e que nem sempre se pode garantir que esse valor de parâmetro é o melhor ou próximo do valor real. Devido essas dificuldades encontradas nesses tipos de métodos de estimação, os métodos heurísticos de otimização aliviam em parte esses tipos de problemas, por eles não dependerem de derivadas e permitem uma maior faixa de valores iniciais Além disso, esse tipo de método faz uma busca global para encontrar o melhor valor dentro de uma região delimitada, tornando-se uma ferramenta potente e hábil (SCHWAAB, 2005). E com isso pode ser combinada com métodos de busca local para uma solução mais precisa e rápida. Neste trabalho será adotado o método de algoritmos genéticos (AG) para ajuste de parâmetros do modelo de carga dinâmica composto pelo motor de indução. O objetivo deste estudo é estimar parâmetros de modelos de carga representados por um motor de indução a partir de uma perturbação, que neste caso será um curto circuito trifásico, usando algoritmos genéticos.

Na seção 2 é apresentado o processo de identificação de sistemas. Na seção 3 é apresentado o método de AG para a estimação de parâmetros de modelos dinâmicos. Na seção 4 é apresentado as equações do modelo de carga. Na seção 5 é apresentada a aplicação do método de AG no modelo de carga estuda-

do e, por fim, na seção 6, é apresentada as conclusões e considerações finais da pesquisa.

2 Processo de Identificação de sistemas

O processo de identificação de sistemas consiste em encontrar um modelo matemático que represente adequadamente saídas observadas do sistema. Este processo de identificação pode ser constituído de três etapas básicas (CARI, 2009; LIU, 1993):

- 1) Obtenção dos dados ou medidas.
- 2) Escolha da estrutura do modelo.
- 3) Estimação de parâmetros.

A primeira etapa do processo de identificação é a obtenção dos dados ou medidas. Estas informações são obtidas de grandezas disponíveis ou possíveis de serem medidas. As medidas devem ter informação suficiente da resposta dinâmica do sistema durante o intervalo medido para evitar problemas de condicionamento pela pouca informação.

Na segunda etapa do processo de identificação, definem-se as equações (algébricas e/ou diferenciais) do sistema estudado. Esta representação pode variar de expressões simples a expressões detalhadas segundo a aplicação e a finalidade.

E a terceira etapa, com os dados coletados e com a estrutura do modelo conhecida, efetua-se o processo de estimação de parâmetros, o qual consiste em encontrar um conjunto de parâmetros que melhor represente o sistema real. Para isto, utiliza-se um algoritmo de ajuste de parâmetros.

A maior parte deste trabalho tem como foco a terceira parte do processo de identificação.

Neste trabalho foi escolhido o método de algoritmos genéticos (AG) para realizar a estimação dos parâmetros devido a sua grande faixa de busca de valores de parâmetros iniciais.

3 Método de algoritmos genéticos para estimar parâmetros de modelos dinâmicos não lineares

Seja o sistema dinâmico não-linear modelado por

$$\dot{x} = f(x, p, u) \quad (1)$$

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

Onde $x \in R^m$ é vetor de estados, e $y \in R^r$ é o vetor de saída, $u \in R^l$ é o vetor de entrada e $p \in R^p$ é o vetor de parâmetros.

O processo de estimação é formulado como um problema de otimização não-linear. Define-se a função objetivo $J(P)$, que mede a proximidade entre as saídas do sistema real medido (y_{med}) e do modelo matemático (y) obtido de (1) para um valor inicial do vetor de parâmetros “p”.

$$J(P) = \frac{1}{2} \int_0^{T_0} (y_{med} - y)(y_{med} - y) dt \quad (3)$$

O ajuste do vetor de parâmetros p do sistema (1) a fim de minimizar $J(P)$ é feita via AG (HOLLAND, 1975) e pode ser resumida pelos passos a seguir:

- (a) Escolher a estrutura do modelo, parâmetros, entradas e saídas do modelo.
- (b) Para um dado de p determinar y a partir do sistema (1) para obter $J(p)$.
- (c) Se $J(p)$ é menor ou igual a uma tolerância para, caso contrário vai para (d).
- (d) Aplica o algoritmo genético a fim de encontrar um novo p .
- (e) Atualiza os parâmetros do modelo e vai para (b)

O diagrama de blocos pode ser visualizado na figura a seguir:

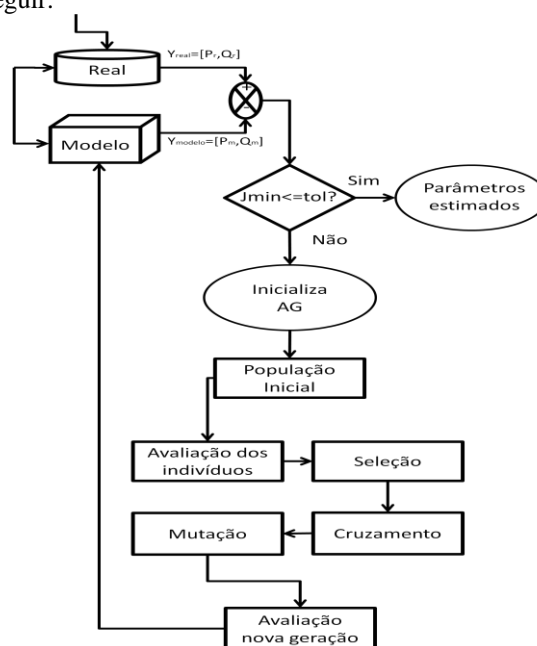


Figura 1: Fluxograma do processo de estimação de parâmetros via AG.

4 Modelo dinâmico de carga

Normalmente, os motores consomem grande parte da energia fornecida por um sistema de potência (KUNDUR, 1994; NAVARRO, 2002). Portanto, a dinâmica atribuída a motores de indução geralmente são os aspectos mais significativos das características dinâmicas de cargas do SEP. O motor de indução pode ser modelado pelo circuito equivalente da Figura 2.

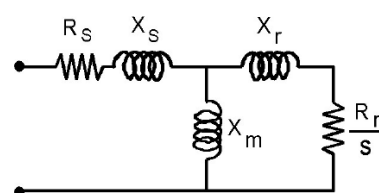


Figura 2: Modelo equivalente do motor de indução.

As equações que descrevem o comportamento dinâmico do motor de indução podem ser encontradas em Ahmed-Zaid (1991) e são apresentadas a seguir.

$$T'_o \frac{dE'}{dt} = -\frac{X}{X'} E' + \frac{X - X'}{X'} * V * \cos\delta \quad (4)$$

$$M \frac{d\omega}{dt} = \frac{-V * E' * \sin\delta}{X'} - T_m \quad (5)$$

$$\frac{d\delta}{dt} = \omega - \omega_s - \frac{X - X'}{X'} * \frac{V \sin\delta}{T'_o * E'} \quad (6)$$

$$P_e = -\left(\frac{VE'}{X'}\right) * \sin\delta \quad (7)$$

$$Q_e = V \left(\frac{V - E' * \cos\delta}{X'}\right) \quad (8)$$

Onde E' é a magnitude da tensão, δ é o ângulo da tensão, ω - velocidade angular do rotor em [rad/s], ω_s - velocidade do estator em [rad/s], X_m - reatância de magnetização, X_r - reatância do rotor, X_s - reatância do estator, $X' = X_s + X_m X_r / (X_m + X_r)$ - reatância transitória, $X = X_m + X_s$ e $T'_o = (X_r + X_m) / \omega_s R_r$ são transitórios de tempo constante em circuito aberto, R_r - resistência do rotor (e assume-se que a resistência do estator seja zero), T_m - torque do motor, M - momento de inércia do motor e T'_o - constante de tempo.

Com as equações do motor de indução podemos representar um modelo de carga dinâmico. Os dados deste modelo são $x = (E', \delta, \omega)^T$ a saída $y = (P_e, Q_e)^T$ e a entrada escolhida é $u = v(t)$. Os parâmetros a serem estimados do motor de indução neste trabalho são dados pelo vetor p onde:

$$p = [M, T'_o, X, X', T_m]^T \quad (9)$$

5 Estimação de parâmetros de um modelo de carga dinâmico

Segundo os passos do processo de identificação da seção 2 é necessária a realização de ensaios a fim de obter as medidas ou dados do comportamento dinâmico do sistema. Essas informações devem ser obtidas através de grandezas capazes de serem medidas em um intervalo de tempo.

A obtenção dos parâmetros de modelos de carga se dá a partir de dados registrados por equipamentos que monitoram o sistema de potência. Porém, neste trabalho, os dados foram obtidos através de simulação do sistema de potência, onde, propositalmente foi ocasionada uma falha em uma das linhas de transmissão do SEP simulado, essa falha corresponde a

um curto circuito trifásico em uma das linhas. As medições são obtidas simulando um pequeno SEP no programa MatLab 7.0.

O sistema de potência mostrado na figura 3 foi utilizado para obter as medidas do sistema real, onde é composto de um gerador que fornece potência a um barramento infinito através de duas linhas de transmissão e um transformador (KUNDUR, 1994). Os valores das unidades da potência, tensão, impedância das linhas de transmissão e impedância do transformador são dadas todas em valores por unidade (pu). Foi simulada uma falta trifásica no sistema da figura 3 para obter as medidas com a resposta dinâmica do sistema. Entretanto, outros tipos de faltas também podem ser utilizados, tais como: faltas monofásicas, bifásicas, desligamento de uma carga grande, etc. Nestes casos, é necessário obter a componente simétrica positiva das tensões e correntes e verificar se estas possuem informação suficiente da dinâmica do sistema. No tempo $t=0$ a falta trifásica é aplicado na linha de transmissão 2 (L2). Após um tempo de $t=0,07$ segundos os dispositivos de proteção atuaram e eliminaram a falta, desconectando a linha do sistema.

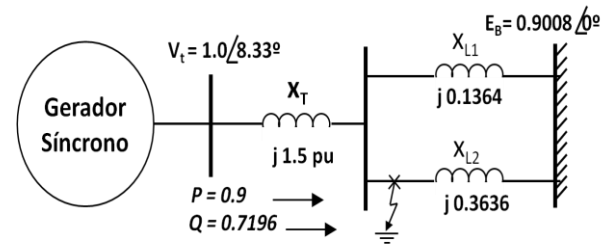


Figura 3: Sistema de potência simulado para obtenção de medidas.

O conjunto de medidas amostradas é: tensão terminal, potência ativa e reativa como são mostradas nas figuras 4, 5 e 6 respectivamente.

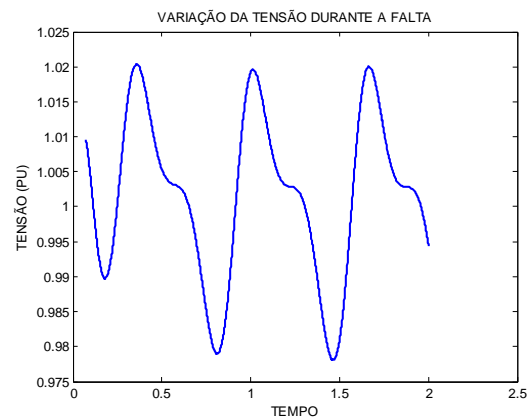


Figura 4: Tensão amostrada no período de pós-falta

No instante em que a falta na linha é eliminada, a tensão amostrada fica distorcida conforme a figura 4. Porém, as potências ativa e reativa também apresentam uma distorção no momento em que a falta é retirada.

As figuras 5 e 6 mostram o comportamento das potência ativa e reativa respectivamente durante o transitório de pós-falta.

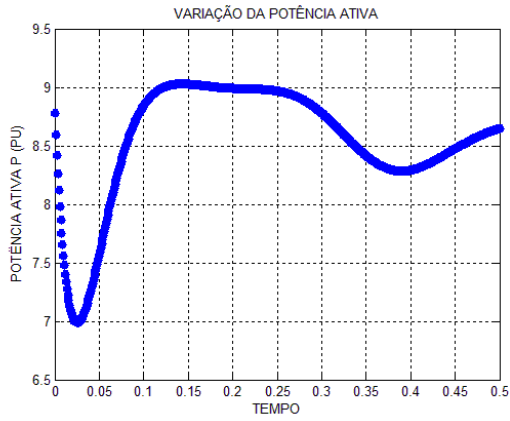


Figura 5: Potência Ativa amostrada no período de pós-falta

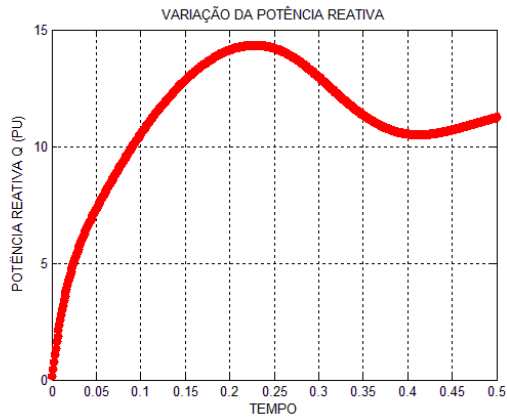


Figura 6: Potências Reativa amostrada no período de pós-falta

As equações que descrevem o comportamento dinâmico do motor de indução mostradas na seção 4 serão utilizadas como estrutura do modelo.

O vetor de parâmetros a serem estimados vem dado por (9). E o vetor de variáveis de estado está representado por:

$$x = [E', \delta, \omega]^T$$

As saídas do sistema são as potências ativa e reativa dadas pelas equações (7) e (8) respectivamente:

$$y = [P, Q]$$

O vetor de entrada medido é a variação da tensão durante o período de pós falta do SEP, amostrada pela Figura 20, e é dada pelo vetor:

$$u = [V_T]$$

Os valores de condições iniciais para as variáveis de estado do vetor x e valores reais dos parâmetros do vetor p para as simulações foram retirados de Choi (2006). Cujo valores são dados pelo vetor.

$$(10) \quad \begin{pmatrix} M \\ T'o \\ X \\ X' \\ Tm \\ E' \\ \delta \\ \omega \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,0139 \\ 0,0963 \\ 0,2089 \\ 0,0446 \\ 8,6157 \\ 1,075 \\ -0,3689 \\ 364,381 \end{pmatrix}$$

A fase seguinte é de aplicação do algoritmo genético para estimar os parâmetros. Para uma população

inicial de dez indivíduos, e considerando uma variação dos parâmetros dentro de uma faixa limite escolhida. Esses dados podem ser observados na tabela 1.

Tabela 1: Variação dos parâmetros para população inicial

Mínimo (%)	Parâmetro			Máximo (%)
100,0	<	M	<	87,0
53,3	<	T'o	<	86,9
95,2	<	X	<	115,4
55,2	<	X'	<	79,3
42,0	<	Tm	<	16,0

Os valores máximos e mínimos para os parâmetros mostrados na tabela 1 foram calculados por tentativa e erro aumentando e diminuindo gradativamente seus valores e observando a convergência dos parâmetros. Por exemplo, o parâmetro M pode começar com um valor inicial de +87% de seu valor inicial para garantir a convergência. Com incertezas maiores a +87% o programa apresenta problemas de convergência.

O método de seleção dos indivíduos para a obtenção dos parâmetros do AG foi o de seleção por sorteio de três, garantindo uma diversidade significativa dos indivíduos. Para a mutação foram escolhidos valores de 5% de mutação para genes sorteados aleatoriamente dentro de cada indivíduo, e também, apenas 20% da população sofreram mutação,

A convergência do método de estimação de parâmetros com AG depende de vários fatores, desde a quantidade de indivíduos na população inicial, a seleção e diversidade da população, até a mutação, todas essas etapas devem ser ajustadas de acordo com cada problema a ser resolvido. A cada nova iteração do AG, ou seja, cada nova geração de indivíduos obtém conjuntos de parâmetros mais aptos à solução do problema.

Foram realizados 10 testes com uma média de 120 iterações até a convergência dos parâmetros. Na tabela 2 é mostrado a estimação dos parâmetros para um dos testes. O erro máximo de estimação ocorreu no parâmetro X, com um valor erro aproximado de 4% em relação ao seu valor verdadeiro.

Tabela 2: Parâmetros após o processo de estimação

Parâmetros (pu)	Inicial	Verdadeiro	Estimados	Erro (%)
M	0,038	0,0139	0,0141	1,4388
T'	0,189	0,0963	0,0963	0,0000
X	0,51	0,2089	0,2013	3,6381
X'	0,72	0,0446	0,0446	0,0000
Tm	8,47	8,6157	8,6324	0,1938

Na Figura 7 pode observar-se que conforme aumenta o número de iterações, a curva do modelo

matemático se aproxima do sistema real. As potências ativa e reativa, se aproximam conforme o processo de estimação via algoritmos genéticos evolui.

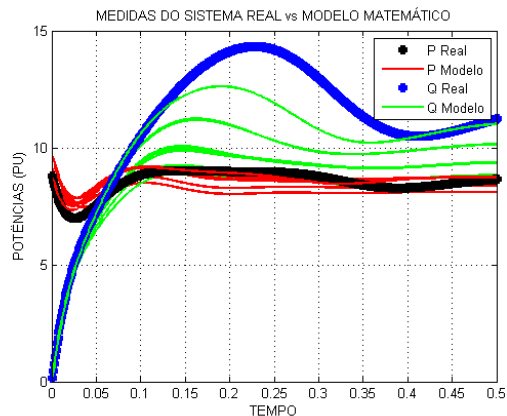


Figura 7: Saídas durante o processo de estimação

Após 140 iterações, os parâmetros do modelo matemático convergiram para o real como é mostrado na figura 8 e 9, para uma população inicial começando dentro do intervalo da tabela 1.

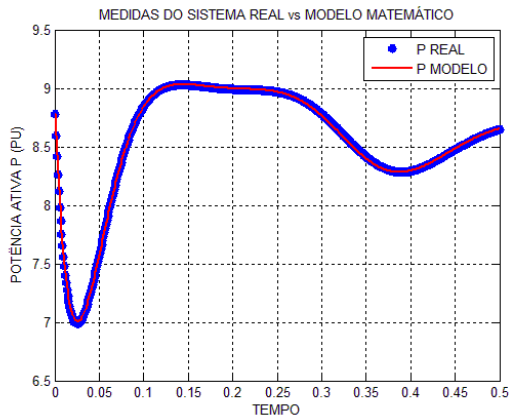


Figura 8: Saída da Potência Ativa do sistema após a estimação de parâmetros

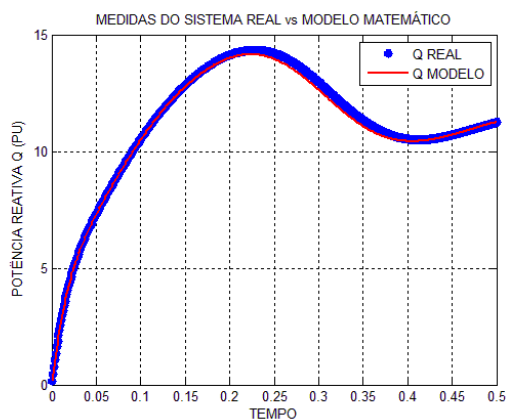


Figura 9: Saída da Potência Reativa do sistema após a estimação de parâmetros

Pode-se considerar que para a estimação dos parâmetros do modelo de carga do motor de indução o método de otimização utilizando algoritmos genéticos obteve um bom desempenho, dentro do limite estipulado para os valores iniciais da tabela 2. Entre-

tanto iniciados com alteração nos valores dos parâmetros mínimo e máximo de 100% teve situações que o processo demorou muito e às vezes até divergiu.

Portanto, um estudo mais criterioso deve ser realizado para obter os valores limites (mínimos e máximos) que podem aceitar a população inicial e garantir a convergência do processo, o qual será temas de futuras pesquisas.

6 Conclusão

Neste trabalho foi apresentado um método para estimação de parâmetros para um modelo de carga dinâmico utilizando algoritmos genéticos. A metodologia foi aplicada para estimação de parâmetros de um modelo de carga dinâmico representado por um motor de indução. Foram realizados vários testes de convergência, alterando os valores de busca das populações e ajustando o fator de mutação. Com isso pode-se provar a robustez do algoritmo para os valores de parâmetros testados. Os resultados têm mostrado a correta aplicação da metodologia com medidas amostradas em simulação para este objetivo. Após a estimação dos parâmetros as saídas do modelo matemático e do sistema real ficaram muito próximas. O tempo de convergência foi em média de 3 minutos e foram necessárias 140 iterações em média até a convergência no caso apresentado.

O erro máximo de estimação foi de aproximadamente 3% no parâmetro X que é um valor aceitável. Entretanto ainda é necessário mais pesquisa para ter uma faixa de alteração de parâmetros maior (valores máximos e mínimos). Que torne a metodologia robusta em relação a valor inicial dos parâmetros.

Referências Bibliográficas

- AHMED-ZAID, S.; TALEB, M. Structural Modeling of Small and Large Induction Machines Using Integral Manifolds, IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 6, no. 3, pp. 529 – 535, Setembro de 1991.
- CARI, E. P. T. Metodologia de Estimação de parâmetros de Sistemas Dinâmicos Não-Lineares com Aplicação em Geradores Síncronos. 2009. 139 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009.
- CHOI, B. et al. Development of Composite Load Models of Power Systems using On-line Measurement Data. IEEE Power Engineering Society General Meeting. Outubro de 2006

- ERLICH, et al. A Mean-Variance Optimization Algorithm. IEEE World Congress on Computational intelligence. 18-23, Outubro de 2010.
- HOLLAND, J. H. Adaptation in natural and artificial systems. The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.
- KUNDUR, P. Power system stability and control. New York: McGraw-Hill, 1994.
- LIU, C. S., et al. Identification of exciter constants using a coherence function based weighted least squares approach. IEEE Transaction on Power System 8: 460-467. 1993.
- NAVARRO, I. R. Dynamic Load Models for Power systems, Estimation of Time-Varying Parameters During Normal Operation. Licentiate Thesis, Department of Industrial Electrical Engineering and Automation, Lund University, 2002.
- SCHWAAB, M. Avaliação de algoritmos heurísticos de otimização em problemas de estimação de parâmetros. 2005. 149f. Tese (Engenharia Química) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005.
- SOUZA, M. M. P. Modelagem de Cargas para Estudos Dinâmicos. 2010. 144 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2010.
- VISCONTI, I. F. et al. Modelagem de Carga para Estudos Dinâmicos com uma Abordagem de Identificação de Sistemas. Congresso Brasileiro de Automática XVIII CBA, 12-16 de Setembro de 2010.