



Exacta

ISSN: 1678-5428

exacta@uninove.br

Universidade Nove de Julho
Brasil

Souza Filho Bezerra de, Eurico
Estimação dos parâmetros do modelo do motor de indução usando o algoritmo Talus
Exacta, núm. 2, novembro, 2004, pp. 23-36
Universidade Nove de Julho
São Paulo, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81000203>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais artigos
- Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica
Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal
Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto

Parameter estimation of induction motor model using the Talus algorithm

Abstract

In this paper, the algorithm Talus is applied to problem of parameter estimation of induction motor. The solution of the estimation problem is achieved minimizing a quadratic cost function. The data source used in the algorithm is the measured value of current and power in standard laboratory. The estimated parameters are compared with classical test (no-load and locked rotor) either by simulation and experimentally.

Key words

Induction motor. Parameter estimation. Talus algorithm.

e dentro de um espaço de busca limitado, ou seja, em torno de 50% dos parâmetros obtidos com os ensaios clássicos. Uma vantagem desse algoritmo é que o processo de convergência segue para o máximo (ou mínimo) global de forma contínua e com probabilidade 1.

1. O algoritmo Talus

¹ Professor no Departamento de Eletrônica e Sistemas da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e PhD pela Universidade de Cornell nos Estados Unidos da América (EUA).

Esse algoritmo foi desenvolvido por Fernando Menezes Campello de Souza¹ na década de 80 e exaustivamente testado por seus colaboradores (LINS, 1999). O Talus é um algoritmo de otimização global e o princípio básico de seu funcionamento, no caso de procurar o ponto máximo, é considerar a função a ser maximizada como se fosse uma função de densidade de probabilidade. Inicialmente, escolhe-se aleatoriamente uma nuvem de pontos dentro do espaço de busca. A cada ponto é associada uma função $F^k(x_i)$ para o cálculo da probabilidade dos pontos da nuvem. A cada iteração k é gerada uma nova distribuição de probabilidade e, à medida que ocorre uma nova interação, há uma diminuição progressiva da variância e a média ($_{MED}$) dos pontos calculados no algoritmo vai convergindo para o ponto de máximo.

O algoritmo Talus para o caso bidimensional é apresentado como segue:

Função Objetiva: $f : R^2 \Rightarrow R$

Índice de iteração: k

Tamanho da nuvem: N

Constantes: $\gamma_1, \gamma_2, \beta$ e δ

Espaço de busca: l_{INF1} (inferior); l_{SUP1} (superior)
 $l_{INF2}; l_{SUP2}$

- Passo 1

Faça:

$$k = 1$$

- Passo 2

Faça:

$$x_{1,1}^1 = l_{INF1} \quad x_{1,2}^1 = l_{SUP1}$$

$$x^1_{2,1} = l_{\text{INF}2} \quad x^1_{2,2} = l_{\text{SUP}2}$$

$$x^1_{i,j} = l_{\text{INF}i} + \Delta(l_{\text{SUP}i} - l_{\text{INF}i})$$

$$i = 1, 2$$

$$j = 1, 2, \dots, N$$

Em que Δ é gerado por uma função de densidade de probabilidade p uniforme de $[0, 1]$

- Passo 3
Para $k \geq 1$, calcule $f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k)$, para $j = 1, 2, \dots, N$

- Passo 4
Faça:

$$f_{\text{MÁX}}^k = \text{MÁX} \{f(\mathbf{x}_{1,j}^k, \mathbf{x}_{2,j}^k)\}$$

- Passo 5
Calcule:

$$F^k(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) = \frac{1}{1 + K^{2\delta} \left[\frac{f_{MAX}^k - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k)}{f_{MAX}^k} + 10^{-10} \right]}$$

$$J = 1, 2, \dots, N$$

- Passo 6
Calcule:

$$p^k(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) = \frac{F^k(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k)}{\sum_{l=1}^N F^k(x_{1,l}^k, x_{2,l}^k)}$$

- Passo 7
Calcule:

$$x_{iMED}^k = \sum_{l=1}^N x_{i,l}^k p^k(x_{1,l}^k, x_{2,l}^k)$$

$$a_i^k = \sqrt[3]{\sum_{l=1}^N (x_{i,l}^k - x_{iMED}^k)^3 p^k(x_{1,l}^k, x_{2,l}^k)}$$

- Passo 8
Faça:

$$C_j^k = 0 \quad \text{se} \quad f(x_{i,j}^k, x_{2,j}^k) = f_{MAX}^k$$

ou

$$C_j^k = 1 \quad \text{se} \quad f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) < f_{MAX}^k$$

- Passo 9
Faça:

$$S_{1,j}^k = 1 \quad \text{se} \quad f(x_{1MED}^k - a_1^k, x_{2,j}^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) \geq 0$$

$$S_{1,j}^k = -1 \quad \text{se} \quad f(x_{1MED}^k - a_1^k, x_{2,j}^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) < 0$$

e

$$S_{2,j}^k = 1 \quad \text{se} \quad f(x_{1,j}^k - x_{2MED}^k - a_2^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) \geq 0$$

$$S_{1,j}^k = -1 \quad \text{se} \quad f(x_{1,j}^k - x_{2MED}^k - a_2^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) < 0$$

- Passo 10
Calcule:

$$\gamma^k = \frac{k \cdot \gamma_1}{k + \gamma_2}$$

Note-se que, a cada iteração, a estimativa do máximo da função é baseada na diferença entre a média aritmética e a assimetria. É por meio do passo, $\gamma^k \cdot C_j^k \cdot S_{i,j}^k \cdot (x_{iMÉD}^k - a_i^k - x_{i,j}^k)$ que cada coordenada é direcionada para o ponto de ótimo.

Para tornar o Talus um algoritmo de minimização, podem ser feitas as seguintes modificações:

Faça:

$$f_{MÍN}^k = MÍN \{f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k)\}$$

$$j = 1, 2, ..., N$$

Calcule:

$$F^k(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) = \frac{1}{1 + K^{2\delta} \left[\frac{f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) - f_{MÍN}^k}{f_{MÍN}^k + 10^{-10}} \right]}$$

Faça:

$$C_j^k = 0 \quad \text{se} \quad f(x_{i,j}^k, x_{2,j}^k) = f_{MÍN}^k$$

ou

$$C_j^k = 1 \quad \text{se} \quad f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) > f_{MÍN}^k$$

Faça:

$$S_{1,j}^k = 1 \quad \text{se} \quad f(x_{1MÉD}^k - a_1^k, x_{2,j}^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) \leq 0$$

$$S_{1,j}^k = -1 \quad \text{se} \quad f(x_{1MÉD}^k - a_1^k, x_{2,j}^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) > 0$$

e

$$S_{2,j}^k = 1 \quad \text{se} \quad f(x_{1,j}^k, x_{2MÉD}^k - a_2^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) \leq 0$$

$$S_{2,j}^k = -1 \quad \text{se} \quad f(x_{1,j}^k, x_{2MÉD}^k - a_2^k) - f(x_{1,j}^k, x_{2,j}^k) > 0$$

Nas equações de (1) a (6), V é a tensão de fase e s o escorregamento. Os parâmetros R_s , R_r , e R_{fe} são as resistências equivalentes por fase do estator, rotor e perdas no ferro da máquina, respectivamente, e os parâmetros X_s , X_r e X_m são a de dispersão do estator, a reatância de dispersão do rotor e a reatância de magnetização, respectivamente.

As equações (1) e (2) são utilizadas para traçar as curvas características de corrente e potência, variando-se o escorregamento de $s = 0$ (roto na velocidade síncrona) a $s = 1$ (rotor bloqueado).

O objetivo é encontrar um vetor paramétrico θ que minimize a função custo dada por:

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^N [I(s_i) - I(s_i, \theta)]^2 + \sum_{i=1}^N [P(s_i) - P(s_i, \theta)]^2$$

em que $I(s_i)$ e $P(s_i)$ são os valores medidos de corrente e potência. O parâmetro θ é um vetor dado por:

$$\theta = [R_s, X_s, X_r, R_r, X_m, R_{fe}]$$

As grandezas de corrente e potência foram escolhidas devido à simplicidade de medição.

No processo de minimização, com o algoritmo Talus, são usados 33 pontos por curva. O tamanho da nuvem é de 100 elementos escolhidos aleatoriamente dentro do espaço de busca. Esse espaço será a região definida, tomando-se 50% em torno de cada parâmetro que foi obtido, inicialmente, por meio dos ensaios clássicos.

3. Resultados de simulação

Antes de usar o algoritmo com dados experimentais, serão apresentados resultados de simulação que utilizam dados não contaminados com ruído e dados com ruídos. O algoritmo Talus foi implementado no ambiente do Matlab. Na simulação sem ruído, os dados de corrente e potência são gerados pelas equações (1) e (2) com um parâmetro conhecido $\theta_r = [0,5736; 0,2471; 0,3553; 4,3214; 42,132]$. A nuvem de pontos é obtida aleatoriamente, utilizando-se os parâmetros iniciais $\theta_0 =$

4. Resultados experimentais

O algoritmo Talus é agora avaliado com os dados experimentais, obtidos de um motor com as seguintes características: potência 1/3 hp, tensão 380 V, corrente 0,84 A, frequência 60 Hz, quatro pólos. Foram coletados 21 dados de corrente e potência em função do escorregamento, variando-se a carga do motor. É escolhida uma nuvem de 100 pontos, a partir dos parâmetros iniciais $\theta_0 = [0,4369; 0,282; 0,2821; 0,4449; 4,077; 42,132]$ que foram obtidos com os ensaios de rotor bloqueado e a máquina funcionando em vazio.

Na Tabela 3, são apresentados três resultados de estimação dos parâmetros usando o Talus. Na Figura 3, mostram-se as curvas geradas com os parâmetros obtidos nos ensaios clássicos (θ_0), as curvas com o valor θ_{EST3} e os dados medidos.

Tabela 3 – Parâmetros estimados com ruído.

θ_{EST}	R_s	X_s	X_r	R_r	X_m	R_{fe}
1	0.5663	0.2625	0.3165	0.3039	4.2697	47.429
2	0.5639	0.2641	0.3134	0.3051	3.8134	50.897
3	0.5650	0.2234	0.3616	0.3113	4.2866	42.132

Fonte: Elaboração própria.

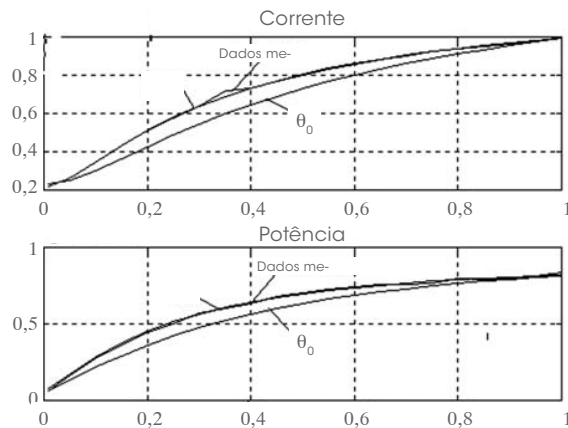


Figura 3 – Curvas de corrente e potência com dados medidos, com parâmetro estimado (θ_{EST3}) e parâmetros obtidos por meio dos ensaios clássicos.

Fonte: Elaboração própria.

Note-se que a curva, gerada com os parâmetros obtidos por meio dos ensaios clássicos, coincide em apenas dois pontos com os dados medidos. As curvas produzidas com os parâmetros estimados possuem um bom ajustamento visual dos dados medidos em todos os pontos, embora, na Figura 3, mostre-se apenas o resultado para o parâmetro estimado θ_{EST3} . Como pode ser observado na Tabela 3, os parâmetros estimados apresentam algumas diferenças principalmente com relação a X_s e X_r ; no entanto, percebe-se que a soma desses parâmetros se mantém praticamente a mesma; portanto, é necessário o conhecimento de uma relação entre eles que permita estimá-los com maior precisão (PRADO JÚNIOR et al., 2002).

Quanto ao Rfe, o melhor é mantê-lo constante durante o processo de estimação, no valor calculado, por meio dos ensaios clássicos.

Conclusão

A aplicação do Talus para resolver o problema de estimação dos parâmetros, minimizando o erro médio quadrado entre os dados medidos e as funções obtidas do modelo, foi satisfatória, uma vez que as curvas com os parâmetros estimados se aproximam dos dados medidos. O Talus minimiza a função custo dentro de um espaço de busca definido, não correndo o risco de encontrar parâmetros negativos; além disso, evita o cálculo de matrizes mal condicionadas. O método proposto deve ser usado em conjunto com o ensaio clássico, para definir o espaço de busca inicial e melhorar os resultados da estimação dos parâmetros.

Referências

- HICKIEWICZ, J.; MACEK-KAMINSKA, K.; WACH, P. Algorithmic methods of Induction Machines Parameter Estimation from measured slip-curves. *Arch. Elektrotech.* v. 1, n. 72, p. 239-249. 1989.
- LIMA, Antônio Marcus Nogueira; JACOBINA, Cursino Brandão; SOUZA FILHO, Eurico Bezerra de. Nonlinear parameter estimation of stead-state induction machines models. *IEEE Transaction Industrial Electronics.* v. 44, n. 3, p. 390-397. Seattle: IEEE, june 1997.
- LINS, Genaro Dueire. Estudo, melhorias e implementação computacional do Talus. Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrônica), Universidade Federal da Pernambuco (UFPE). 1999.



PRADO JÚNIOR, Alcindo do.; ZIPF, Adilson José; SOUZA, A. H. de; PRADO, R. C. do. *Identificação off-line de motores de indução com acionamento PWM*. Congresso Brasileiro de Automática, 14°. p. 1967-1972. Natal, set. 2002.

SOUZA FILHO, Eurico Bezerra de; LIMA, Antônio Marcos Nogueira; JACOBINA, Cursino Brandão. Characterization of induction machines with a genetic algorithm. *IEEE Electric Machines and Drives Conference*. n. 99, p. 446-448. Seattle: IEEE, 9-12 may 1999.