

**DINCON 2017**CONFERÊNCIA BRASILEIRA DE DINÂMICA, CONTROLE E APLICAÇÕES
30 de outubro a 01 de novembro de 2017 – São José do Rio Preto/SP

Estimativa de Torque baseado em Modelo Dinâmico de Motores de Indução Trifásicos aplicados a Bombas Centrífugas Submersas Submarinas

André Paulo Ferreira Machado¹Daniel Cruz Cavalieri²Marco Antonio de Sousa Leite Cuadro³Programa de Pós-Graduação Stricto Senso em Engenharia de Controle e Automação,
ProPECAut, IFES, Serra, ES

Resumo. O presente trabalho apresenta um modelo de espaço de estados que tem por objetivo contribuir para a estimativa do torque de carga em motores de indução acoplados a bombas centrífugas submersas. Para isso, foram coletados os valores RMS da corrente estatórica de 9 motores idênticos durante, aproximadamente, 3,5 anos. Além disso, valores de torque reais foram utilizados para transformar a variável de corrente RMS para torque estimado. Para a validação da estimativa do torque foi implementado no *Matlab/Simulink* um modelo matemático com os parâmetros reais da máquina. Os resultados demonstraram a viabilidade do método, que apresentou um erro percentual absoluto médio de 2,73% para uma faixa de 35 a 112% da carga nominal. Com estes resultados será possível, por exemplo, prever variações na carga de um poço de petróleo.

Palavras-chave. Identificação por Espaço de Estados, Motor de Indução, Torque, BCSS.

1 Introdução

A necessidade de utilização de métodos artificiais de elevação do petróleo nasce quando, sob determinadas circunstâncias, a energia disponível no reservatório não é suficiente para manter o poço surgente ou mesmo com valores de produção atrativos, ou seja, a energia do reservatório não é o bastante para elevar e manter a uma determinada vazão os fluidos da zona produtora até a superfície. Utilizando equipamentos específicos, como o Sistemas de Bombeio Centrífugo Submerso Submarino (BCSS), é possível reduzir a pressão de fluxo no fundo do poço e, consequentemente, aumentar o diferencial de pressão sobre o reservatório, resultando em um aumento de vazão [7][11].

Ao longo da vida produtiva do poço, é natural que ocorra o incremento da produção de água e

¹ andrepaulofm@gmail.com

² daniel.cavalieri@ifes.edu.br

³ marcoantonio@ifes.edu.br

alterações da composição da parcela de cada fase líquida e gasosa que compõe o fluido. Isso acarreta um comportamento peculiar da carga acionada por uma BCSS em que as características do reservatório, a composição dos fluidos e a condição operacional são fatores determinantes no comportamento do torque de carga. Neste contexto, alguns comportamentos inesperados, como o *gas lock*, podem acarretar danos ao equipamento, no risco da descontinuidade operacional e prejuízos financeiros.

Os métodos convencionais para determinação do conjugado de carga são baseados em técnicas diretas e indiretas. As técnicas diretas consistem no uso de medidores de torque girantes (torquímetros) acoplados entre o motor e a carga que quando submetidos a torção sua resistência interna sofre uma variação proporcional a força aplicada. Além do custo ao inseri-lo no sistema, tem-se a tendência de redução da confiabilidade, principalmente quando se trata de cenários da indústria de petróleo, em que os ambientes são desfavoráveis e agressivos aos equipamentos [15].

Com o objetivo de superar essas dificuldades, alguns métodos para estimativa de conjugado baseados em modelos dinâmicos linearizados foram desenvolvidos [14]. O cenário atual apresenta uma nova fronteira para a realização de metodologias e técnicas avançadas para controle e estimação do torque. Dentre essas técnicas pode-se destacar: a utilização de modelos de regressão linear e algoritmos recursivos [3], filtro de Kalman [16] e filtro de Kalman Estendido [8], estimação de torque e fluxo [9], modos-deslizantes adaptativos [10], Fuzzy [2][17] e Redes Neurais Artificiais [4][6].

Nesse sentido, o presente trabalho tem por objetivo, através de um modelo de espaço de estados, estimar o torque de carga em motores de indução trifásicos com potência de 1500HP@60Hz aplicados a bombas centrífugas submersas, através de uma série temporal da corrente RMS estatística obtida de 9 motores idênticos em operação, instalados em 8 diferentes poços produtores de petróleo com características distintas de produção, durante, aproximadamente, 3.5 anos com uma taxa de amostragem de 1 dado por minuto. Por questões de segurança da informação, os dados são apresentados com escala normalizada, contudo sem influenciar no resultado final da pesquisa.

2 Métodos

2.1 Identificação através de espaço de estados

A identificação de sistemas pode ser definida como uma caracterização de um sistema dinâmico através da observação de seu comportamento mensurável [20]. É uma área de modelagem matemática que estuda técnicas alternativas à modelagem conceitual. A motivação para o estudo dessas técnicas surge do fato que frequentemente não se conhecem as equações envolvidas no funcionamento de um determinado sistema, ou quando se conhecem, por limitações de tempo e recursos, tornam-se impraticáveis [1]. O que se pretende com tais modelos são as relações de causa e efeito entre as variáveis de entrada e saída. Uma das características dessas técnicas é que pouco ou nenhum conhecimento prévio é necessário, tais métodos são conhecidos como modelagem empírica ou caixa preta [1].

Nesse paradigma de modelagem nem sempre é possível uma associação física ao comportamento dinâmico de elementos internos, sendo comum que se encontrem representações com certas variáveis que, apesar de matematicamente consistentes, não possuem significado físico. Ao conjunto de variáveis que ajudam a explicar o comportamento dinâmico do sistema em denomina-se estados [5].

O objetivo de qualquer algoritmo de identificação de espaço de estados é, dado um histórico de entradas e saídas observadas de tamanho N , estimar as matrizes A , B , C e D até uma transformação de similaridade. A estimação de parâmetros consiste em determinar os parâmetros de uma determinada estrutura a fim de que o modelo reproduza o comportamento do sistema original [1].

Neste trabalho, foi identificado um modelo de espaço de estados linear e discreto de uma série temporal da corrente RMS estatística, tendo como entrada um sinal ruidoso. Para tanto, foram coletados, os sinais de corrente de 9 motores idênticos em operação, instalados em 8 diferentes poços produtores de petróleo com características distintas de produção, durante, aproximadamente, 3.5 anos com uma taxa de amostragem de 1 dado por minuto, representado por

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= Ax_n + Be_n \\ y_n &= Cx_n + 1e_n \end{aligned} \quad \text{Eq.(1)}$$

onde, x_n representa o vetor de estado, y_n é a medida da corrente do estator, e_n é o ruído e A , B , C são as matrizes a serem identificadas. Assim, utilizando o método de identificação por minimização do erro de predição, o modelo identificado minimiza o erro de 1 passo a frente. Como a essência do modelo será o aspecto da predição, o desempenho foi avaliado a esse respeito, de tal maneira que a validação é realizada usando um preditor de 10 passos a frente. Assim, dado $y_0 \dots y_{N-1}$, o modelo deve prever y_{n+10} . Segundo o trabalho apresentado em [13], um bom modelo de predição é tal que apresente pequenos erros de predição quando aplicado aos dados observados.

2.2 Estimativa do Torque

Uma vez identificado o modelo em espaço de estados, o próximo passo é identificar o torque associado, que deve ser um estado do modelo encontrado. Assim, como é possível transformar os estados atuais do modelo de tal forma que se tenha o torque correspondente?

A solução, neste caso, é confiar em medidas reais e diretas do torque tomadas de forma intermitente. Tal metodologia não é incomum na prática, onde o custo de tomar medições diretas é alto e somente é feito periodicamente, como no caso abordado neste trabalho, onde as bombas estão submersas. Especificamente, a ideia é transformar o estado x_n da Eq. (1) em um estado z_n , tal que $y_n = Kz_n$, onde y_n é a corrente RMS, z_n é o torque do motor e K é a constante a ser estimada. Para isso um algoritmo de regressão simples é utilizado. Assim, neste trabalho cinco medidas do torque de fábrica foram utilizadas para estimar o valor de K . Além disso, também foi elaborado um modelo matemático do motor de indução utilizando-se o *software* Matlab, no qual os valores de torque gerados por esse modelo foram comparados ao torque estimado pelo modelo de espaço de estados, utilizando-se a mesma metodologia. Para efeito de comparação, em ambos os casos, foram utilizados os mesmos valores de corrente RMS para a estimativa de K . Os resultados destes testes são apresentados na próxima seção.

3 Resultados

Inicialmente, foi elaborado um modelo matemático do motor de indução baseado na ferramenta computacional Matlab/Simulink [14]. Este modelo é aceito como representativo da realidade física do motor por diversos pesquisadores [12], os quais levam em consideração vários aspectos envolvidos com a dinâmica eletromecânica do motor, permitindo a análise do

comportamento do regime transitório ao regime permanente. O modelo matemático foi elaborado considerando as condições reais de operação, acionando uma carga quadrática. O modelo estimado de espaço de estados também foi inserido no ambiente *Simulink* para comparação com o modelo simulado. Para a validação do modelo, foram simulados mais de 20 segundos de operação, 428.000 observações com período de amostragem de 50e-6s. Esse processo iniciou-se com a partida direta da máquina até atingir a carga nominal e, no instante $t = 5s$, foi gerado um distúrbio de redução da carga e na sequência um aumento gradativo.

Os cinco pontos apresentados na Tabela 1, gerados pela simulação, foram utilizados para estabelecer o valor de K , ou seja, a relação entre a corrente e o torque da máquina, sendo que o método de estimação da amplitude de corrente presume que o torque desenvolvido é proporcional à corrente consumida [15]. Logo, uma vez identificado o modelo da corrente estatórica e obtida a relação através dos ensaios no Matlab, essa relação linear foi inserida no modelo identificado por meio da matriz K , que transforma a saída y_n na variável de interesse, como explicado na seção anterior. Desta forma, passou a representar o conjugado da máquina. Como pode-se perceber, o valor de torque estimado pelo modelo apresentou um comportamento similar ao do modelo matemático, como mostrado na Figura 1. O erro é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1: Torque simulado *versus* estimado.

Torque Simulado Normalizado	Torque Estimado Normalizado	Erro (%)	Corrente Normalizada
0,58	0,60	3,50	0,80
0,64	0,66	2,96	0,88
0,71	0,69	2,70	0,93
0,75	0,77	3,27	1,04
0,83	0,78	6,78	1,05

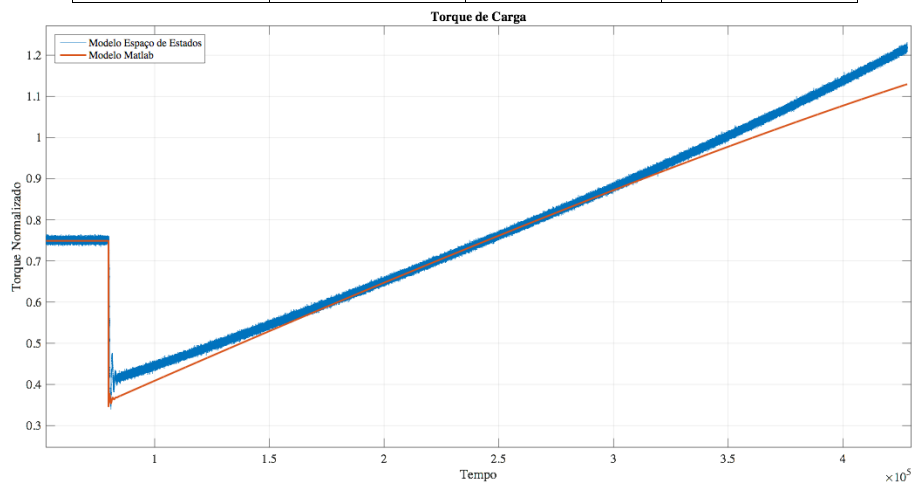


Figura 1: Resposta dos modelos simulados e estimados.

Em uma segunda etapa de validação do modelo, sua saída foi estimada através dos valores do torque de carga dos equipamentos submetidos a ensaios em fábrica. Durante a fase de testes em fábrica cada um dos equipamentos que compõe uma bomba centrífuga submersa são submetidos a uma série de ensaios não destrutivos, individualmente em bancada e em conjunto em poços de

teste antes de serem enviados ao campo para operação. Em uma determinada fase do ensaio o conjunto é montado em um poço de teste com água e o equipamento funciona ininterruptamente por varias horas, durante esse período são realizadas uma série de medidas de variáveis, tais como corrente, tensão, vibração, temperatura e inclusive o torque através de uma célula de carga. Desta forma, para o cálculo do erro do modelo em relação aos dados dos ensaios em fábrica foram utilizados os dados coletados durante os testes de um equipamento idêntico. A Tabela 2 apresenta o erro percentual absoluto e a Figura 2 a comparação das saídas medida e estimada.

Tabela 2: Torque medido em fábrica *versus* torque estimado.

Torque Medido Normalizado	Torque Estimado Normalizado	Erro (%)	Corrente Normalizada
0,53	0,57	7,54	0,80
0,61	0,63	2,51	0,88
0,66	0,66	0,49	0,93
0,77	0,74	3,92	1,04
0,77	0,74	3,74	1,05

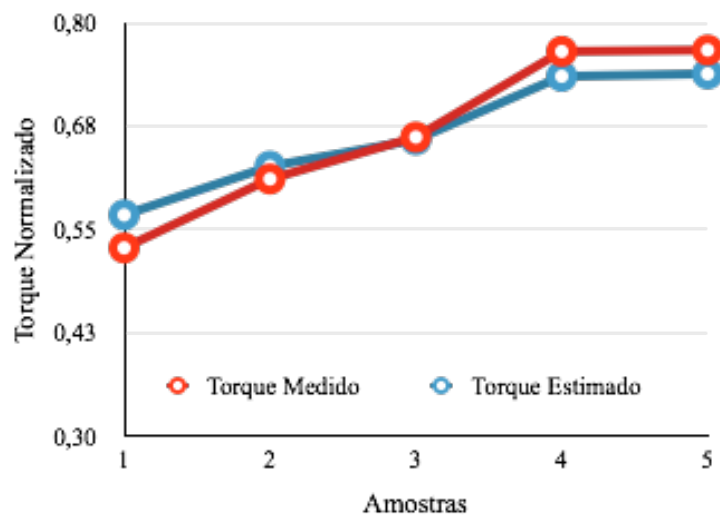


Figura 2: Torque medido em fábrica *versus* torque estimado.

Ao comparar os modelos observa-se uma divergência sistemática entre os dados de fábrica e o modelo matemático gerado no Matlab. Essa pode ser explicada pela diferença de temperatura do motor, em torno de 30%, entre os dois casos. A temperatura considerada nos enrolamentos do motor do modelo no Matlab é mais próxima de um equipamento em operação no poço produtor do que a efetiva temperatura nos testes em fábrica.

4 Discussões

Os resultados demonstram a eficiência da técnica aplicada, como visto nas Tabelas 1 e 2. Se compararmos com trabalhos similares, como em [6], no qual o autor apresenta uma proposta utilizando redes neurais para estimativa do torque de motores de indução para diferentes tipos de

carga, a média do erro obtida foi de 10,3% para uma carga quadrática com o motor de 1cv [6]. No presente trabalho a estimativa de torque do motor de indução por identificação de espaço de estados atingiu um erro percentual absoluto médio de 2,73% para uma faixa de 35 a 112% da carga nominal. Com estes bons resultados será possível, por exemplo, verificar se os valores estimados estão perto de valores críticos e ainda auxiliar na identificação do comportamento da carga. De outra forma, a previsão permitirá, a partir do estado atual estimado, prever o futuro comportamento do sistema, permitindo prever quando haverá uma variação da carga do motor no poço explorado.

5 Conclusão

Foi identificado um modelo de espaço de estados linear e discreto de uma serie temporal da corrente RMS estatórica para contribuir com a estimativa do torque de carga em motores de indução acoplados a bombas centrifugas submersas submarinas. A metodologia desenvolvida neste estudo mostrou excelente potencial para ser usada em aplicações industriais envolvendo processos de tempo real como uma ferramenta alternativa na previsão e identificação do comportamento da carga, em que a identificação do seu comportamento em tempo hábil possibilite operar fora das faixas de instabilidade ou regiões críticas a integridade do equipamento, de forma a reduzir os custos causados por paradas não programadas da produção e diminuir a frequência de intervenções para substituição desses equipamentos. Finalmente, a metodologia proposta tem excelente potencial para implementação em sistemas de monitoramento ou ainda integrados aos métodos de controle dos motores de indução nos regimes transitório e permanente.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao IFES – Instituto Federal do Espírito Santo, Campus Serra, pelo suporte científico que permitiu desenvolver este trabalho.

Referências

- [1] L. A. Aguirre, Introdução à Identificação de Sistemas, Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais, 3a edição, UFMG, (2007).
- [2] F. Barreto, E. Galvan, A. Torralba, and L. G. Franquelo, "Novel Fuzzy-Logic Based Torque Estimator," The 25th Annual Conference of the IEEE, vol. 3, pp. 1259-1264, 1999, DOI: 10.1109/IECON.1999.819392.
- [3] H. T. Câmara, et al. A RMRAC applied to speed control of an induction motor without shaft encoder. Conf. Rec. IEEE-CDC, v. 4, p. 4429-4434, (2004), DOI: 10.1109/CDC.2004.1429448.
- [4] M. A. Cirrincione, New TLS-Based MRAS Speed Estimation with Adaptive Integration for High-Performance Induction Machine Drive. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 40, n. 4, (2004), DOI: 10.1109/TIA.2004.830779.

- [5] W. B. Correia, Contribuições ao estudo de sistemas SISO e MIMO com atraso de transporte, Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, UFC, (2016).
- [6] A. Goedel, Estimativa de Conjugado de Carga Aplicado em Eixos de Motores de Indução Trifásico Através de Redes Neurais Artificiais, Dissertação de Mestrado em Engenharia Industrial, UNESP, (2003).
- [7] J. E. Thomas, Fundamentos de engenharia de petróleo, interciência, (2001).
- [8] Y. R. Kim, et al, Speed sensorless vector control of an induction motor using an extended Kalman filter. Conf. Rec. IEEE-IAS Annu. Meeting, pp. 594–599, (1992), DOI: 10.1109/IAS.1992.244341.
- [9] C. Lascu, et al, A modified direct torque control for induction motor sensorless drive. IEEE Transactions on Industrial Electronics, v. 36, p. 122-130, (2000), DOI: 10.1109/IAS.1998.732336.
- [10] J. Li, et al, An Adaptive Sliding-Mode Observer for Induction Motor Sensorless Speed Control. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 41, n.4, p. 1039-1046, (2005), DOI: 10.1109/TIA.2005.851585.
- [11] X. Liang, et al, Electrical Submersible Pump System Grounding: Current Practice and Future Trend , IEEE Transactions on industry applications, vol. 51, no. 6, (2015), DOI:10.1109/TIA.2015.2432096.
- [12] T. Lixin, M. F. Rahman, A new direct torque control strategy for flux and torque ripple reduction for induction motors drive – a Matlab/Simulink model. IEEE International Conference on Electric Machines and Drives, pp. 884-890, (2001), DOI: 10.1109/IEMDC.2001.939424.
- [13] L. Ljung, System Identification: Theory For the User, Second Edition, Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, (1999).
- [14] C. M. Ong, Dynamic Simulation of Electric Machinery Using Matlab/Simulink, Prentice Hall, (1997).
- [15] A. S. Rebouças, Uma metodologia para estimação de torque de motor de indução e auxílio à supervisão de poços de petróleo com bombeamento por cavidades progressivas, Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, UFBA, (2005).
- [16] L. Salvatore, et al, Improved rotor speed estimation using two Kalman filter based algorithms. Conf. Rec. IEEE-IAS Annual Meeting, p 125-132, (2001), DOI: 10.1109/IAS.2001.955402.
- [17] S. F. D. Silva, Identificação de Torque de Carga em Motores de Indução Usando Abordagem Baseada em Sistemas Fuzzy, Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, (2007).