

Predição do comportamento térmico de um motor assíncrono após falha mecânica

Marcos Cícero Faria da Silva

Resumo: O trabalho presente usa técnicas de identificação de sistemas lineares para prever o comportamento térmico de uma máquina elétrica rotativa após uma falha mecânica. Esta falha mecânica foi simulada com a introdução de um elemento magnético no enrolamento estatórico da máquina que teve sua temperatura monitorada por um sistema de aquisição de dados. A formulação matemática proposta é um modelo linear do tipo ARMA (AutoRegressive-Moving Average) cujo o valor presente do processo é a combinação linear dos valores passados das observações e dos valores passados do ruído. O modelo foi validado de acordo com os procedimentos de predição k passos a frente, análise de resíduos e os índices estatísticos root mean square error (RMSE) e mean absolute percent error (MAPE).

Palavras chave: Modelagem estocástica, Identificação de sistemas, Máquinas elétricas.

Prediction of thermal behavior of an asynchronous motor after mechanical failure

Abstract: The present work uses linear systems identification techniques to predict the thermal behavior of a rotating electric machine after a mechanical failure. This mechanical failure was simulated with the introduction of a magnetic element in the stator of the machine that had your temperature monitored by a system of acquisition of data. The proposed mathematical formulation is a linear ARMA (AutoRegressive-Moving Average) type model whose present process value is the linear combination of the past values of the observations and the past values of the noise. The model was validated according to the prediction procedures k forward steps, residue analysis and the root mean square error (RMSE) and mean absolute percent error (MAPE) statistical indices.

Key-words: Stochastic modeling, Systems identification, Electrical machines.

1. Introdução

Um dos grandes desafios para a engenharia é a tentativa de equacionar comportamentos de sistemas e processos quando submetidos a determinadas falhas de difícil quantificação e que apresentam elevado grau de aleatoriedade.

As perdas suplementares verificadas nas máquinas elétricas relacionam-se com as distorções do fluxo magnético na região de entreferro. As causas dessas perdas podem ser tanto de origem mecânica (trinca no núcleo; desgaste dos rolamentos, etc.) como de natureza elétrica, isto é, componentes harmônicos que geram perdas adicionais nas imediações do entreferro. São perdas difíceis de serem medidas com precisão.

Trabalhos atuais mostram que a cada 10 °C de variação na temperatura dos dielétricos a vida útil da máquina elétrica é reduzida pela metade (STRUGAR & WEISS, 1994).

Essas constatações reforçam a necessidade de avaliar e estudar o comportamento térmico das máquinas elétricas em condições de operação que não sejam as admitidas como normais.

Historicamente, os sistemas e processos observados na natureza eram descritos quase que exclusivamente pelas suas equações básicas. Este método é conhecido como modelagem fenomenológica, conceitual ou física do processo. Muitos desses sistemas, com o avanço da ciência, atingiram tamanha complexidade que em muitas situações já inviabilizavam a sua representação matemática.

Concomitantemente, os computadores tornavam-se cada vez mais baratos e potentes, as placas de aquisição de dados facilitavam a coleta de dados nos processos, conseqüentemente esses fatores somados contribuíam decisivamente para fortalecer uma nova maneira de modelar e avaliar sistemas. Mais tarde, essa técnica alternativa de modelar um sistema foi denominada modelagem empírica ou identificação de sistemas.

Assim, a identificação de sistemas é uma área de conhecimento que permite criar e analisar modelos matemáticos de sistemas dinâmicos baseados em dados medidos, ou seja, observações (LJUNG, 1987).

A opção de aplicar técnicas polinomiais de identificação de sistemas para investigar o comportamento térmico das máquinas elétricas, admitindo uma distorção no fluxo magnético na região do entreferro decorrente de uma falha mecânica, foi uma motivação fundamental para o desenvolvimento desse trabalho.

Figwer (2015) em seu artigo propõe um modelo ARMA a fim de minimizar as possíveis não-linearidades envolvidas em um processo.

Assim, uma falha mecânica foi simulada, em uma máquina elétrica, com a finalidade de provocar um distúrbio qualquer em seu comportamento térmico. Com esse procedimento, acreditou-se que o sistema incorporaria características desconhecidas ou até mesmo imprevisíveis.

Com a indisponibilidade de informações prévias da dinâmica do sistema após a ocorrência da falha, ficou estabelecida inicialmente uma provável ambientação do tipo modelagem caixa preta.

Nesse ponto, deve estar claro que nenhuma restrição foi imposta ao tipo ou classificação da falha simulada, decisão tomada propositalmente a fim de, justamente, analisar de forma generalizada através do modelo proposto as diversas possibilidades de falhas mecânicas.

Finalmente, o objetivo do trabalho é a identificação de um modelo ARMA capaz de prever e capturar satisfatoriamente a dinâmica térmica de um motor assíncrono após a ocorrência de uma falha mecânica.

2. Fundamentação teórica

2.1 Perdas e comportamento dinâmico térmico

O conceito de potência nominal, ou seja, a potência que o motor pode fornecer a uma carga dentro de suas características nominais em regime contínuo, está intimamente ligado à elevação de temperatura dos seus enrolamentos e núcleos magnéticos.

Este aumento de temperatura é, por sua vez, consequência direta das perdas que ocorrem no processo de transformação de energia elétrica em energia mecânica.

Segundo Fitzgerald et al. (1975) as perdas podem ser classificadas de acordo com sua origem e natureza:

Perdas por efeito joule são perdas que são dadas por $R I^2$ e, portanto, originam na intensidade de corrente elétrica, conseqüentemente, ocorrem em todos os enrolamentos estatóricos da máquina, assim como nos enrolamentos rotóricos (ou gaiolas).

Perdas magnéticas consistem na soma das perdas verificadas por histerese magnética e correntes parasitas (Foucault) que se originam devido à variação da densidade de fluxo magnético no ferro da máquina.

Perdas por atrito e ventilação são conhecidas também por perdas mecânicas, estão relacionadas com os atritos nas escovas e mancais da máquina, juntamente com a potência necessária para ventilação. Quando a intenção é apenas de determinar o rendimento da máquina, a soma das perdas mecânicas com as perdas magnéticas recebe o nome de perdas rotacionais.

Perdas suplementares estão relacionadas com a distribuição não uniforme da corrente elétrica (efeito pelicular) e com as distorções do fluxo magnético que podem ocorrer por uma falha mecânica ou física (trinca no núcleo; desgaste dos rolamentos.), como também, por uma causa elétrica: harmônicas que geram perdas adicionais nas imediações do entreferro. É importante ressaltar que essas perdas são difíceis de serem determinadas com precisão.

Neste ponto, deve estar claro que as perdas são totalmente responsáveis pelo o aumento de temperatura na máquina e a energia térmica (calor) gerada por estas perdas deve ser dissipada, através da superfície externa da carcaça, para fora do motor a fim de evitar que a elevação de temperatura atinja níveis que comprometam o bom funcionamento do motor, e principalmente sua vida útil.

A *vida útil* de um motor de indução depende quase exclusivamente da temperatura de trabalho dos materiais dielétricos usados para isolar as partes do motor que conduzem corrente (enrolamentos) das partes que não conduzem (núcleo e carcaça), e também do isolamento existente entre bobinas, espiras e enrolamentos.

Este efeito térmico que é verificado na isolação dos enrolamentos do motor determina sua vida útil, que é quantificada pela seguinte fórmula (LOBOSCO & DIAS, 1988):

$$v_{\text{útil}} = c e^{-\alpha T} , \quad (1)$$

onde:

- $v_{\text{útil}}$ é a vida esperada, em anos, para o dielétrico ou sistema isolante;
- c é uma constante que depende da classe de temperatura do material;
- α é uma constante que depende da classe de temperatura do dielétrico;
- T é temperatura em graus centígrados na qual o dielétrico ou sistema opera continuamente.

O motor elétrico é um equipamento constituído de várias fontes de calor. Isto se deve aos materiais utilizados com propriedades físicas diferentes (cobre; ferro; alumínio.) para sua fabricação. Porém, individualmente pode-se pensar nas partes do motor como corpos homogêneos distintos, com suas respectivas condutâncias e capacidades térmicas, que trocam calor entre si e o meio ambiente.

Sendo assim, o motor pode ser modelado como um sistema termodinâmico constituído por um conjunto de quatro equações diferenciais, representando as quatro principais fontes de calor do motor que são as seguintes (AVOLIO, 1992):

- perdas joule nos enrolamentos do estator e do rotor;
- perdas no ferro dos núcleos do estator e do rotor.

Como o sistema isolante se encontra nos enrolamentos estáticos do motor, normalmente, este é o corpo homogêneo de maior interesse para o comportamento da temperatura do motor. Portanto, admitindo o motor como um corpo homogêneo com uma única fonte de calor, pode-se utilizar a teoria do aquecimento de um corpo sólido ideal, na qual o corpo possui a propriedade em que sua dissipação de calor se processa de forma uniforme sobre toda a sua superfície.

A quantidade de calor gerado por unidade de tempo menos a quantidade de calor dissipado por unidade de tempo em cada grau centígrado, resulta na quantidade de calor que aumentará a temperatura (LOBOSCO & DIAS, 1988). Esta sobrelevação da temperatura é expressa por:

$$\Delta\Theta = \Delta\Theta_{m\acute{a}x} \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau_t}}\right) \quad (2)$$

onde:

- τ_t constante de tempo térmica do motor;
- $\Delta\Theta_{m\acute{a}x}$ sobrelevação de temperatura máxima.

Tipicamente, a faixa de valores para a constante de tempo térmica do motor (τ_t) varia entre trinta minutos a duas horas.

Assim, a sobrelevação de temperatura no motor tem um comportamento dinâmico térmico exponencial, onde a constante de tempo térmica (τ_t) definirá a rapidez com que o motor atingirá a temperatura de regime.

2.2 Modelagem de sistemas dinâmicos e identificação de sistemas

Um modelo matemático dinâmico de um sistema pode ser entendido como um conjunto de equações que descrevem seu comportamento dinâmico e estático. É fundamental que o modelo seja tão simples quanto possível, desde que não comprometa a precisão da análise do sistema (OGATA, 1993).

Deve-se enfatizar que não existe apenas um único modelo matemático para um dado sistema (OGATA, 1993). Na verdade o que se tem são famílias de modelos. A escolha de uma destas famílias e posteriormente uma específica estrutura dependerá da capacidade deste modelo de explicar os dados medidos e se o mesmo é capaz de detectar as principais características desejáveis da dinâmica do sistema.

Um sistema é considerado dinâmico quando o valor atual da saída depende dos valores passados das entradas e saídas. Verifica-se uma evolução temporal, isto é, o sistema depende da sua história passada. Por esse motivo, os sistemas dinâmicos também são conhecidos como sistemas com memória. Normalmente, são representados matematicamente por um conjunto de equações diferenciais (modelo contínuo) ou equações diferenças (modelo discreto) (AGUIRRE, 2000).

É importante enfatizar que a proposta de modelagem deste estudo admite um modelo autônomo e estocástico, ou seja, o processo não possui entrada externa e os ruídos estão presentes e representam as incertezas do processo.

É possível obter um modelo matemático de sistemas físicos por duas maneiras:

- modelagem a partir da física do processo (DOEBELIN, 1980);
- modelagem a partir de técnicas de identificação (BOX & JENKINS, 1976).

A primeira é conhecida como fenomenológica, exige um conhecimento detalhado do processo o que torna sua aplicação bastante restrita. Este modelo é, normalmente, representado por uma equação diferencial.

A segunda envolve uma área do conhecimento que utiliza técnicas alternativas de modelagem matemática. Uma das características principais dessas técnicas é que pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema é necessário.

Para modelar um processo de acordo com as premissas que caracterizam uma identificação de sistemas, três pontos devem ser considerados (LJUNG, 1987):

- dados de entrada e saída;
- uma representação matemática e um conjunto de estruturas candidatas ao modelo;
- um critério para selecionar uma determinada estrutura para representar o processo.

Os modelos matemáticos concebidos pela a identificação de sistemas podem ser classificados em dois tipos:

- modelos entrada-saída;
- modelos em espaço de estados.

Os modelos de entrada-saída descrevem a saída futura do sistema em função dos valores passados da saída e da entrada (modelos não autônomos) ou simplesmente em função de valores passados da saída (modelos autônomos). Por sua vez, os modelos em espaço de estados descrevem a saída futura do sistema em função de seu estado atual.

Em função da disponibilidade das informações existentes do sistema, os modelos matemáticos se dividem em (LJUNG, 1987):

- modelos caixa-branca;
- modelos caixa-cinza;
- modelos caixa-preta.

As etapas que compõem uma seção completa de identificação de sistemas podem ser listadas como a seguir:

- a) coleta de dados;
- b) escolha da representação matemática;
- c) seleção da estrutura do modelo;
- d) estimação de parâmetros;
- e) validação do modelo.

Quando se chega à etapa (e), o modelo é examinado para constatar se houve a captura das principais características e propriedades do sistema. Se sim, o modelo já está em sua forma

final e pode ser utilizado. Caso contrário, deve-se voltar à etapa (c) e repetir o procedimento até que a verificação seja satisfatória.

A primeira etapa é, basicamente, o levantamento dos dados e o tratamento dos mesmos. Este tratamento consiste em adequar tecnicamente os dados para que haja um melhor aproveitamento nas demais etapas. Para tanto, pode-se interpolar e / ou decimar ou reamostrar os dados. Nesse trabalho, foi necessária a decimação e a reamostragem dos dados.

A etapa (b) limita-se a escolha da representação matemática para o modelo. É aconselhável construir, inicialmente, o gráfico dos dados em uma escala temporal para ajudar a definir se a representação do modelo será linear ou não linear. A representação escolhida nesse trabalho é um modelo ARMA.

A etapa (c) é de fundamental importância para o sucesso da identificação de sistema, já que a seleção da estrutura está diretamente relacionada com a capacidade do modelo de reproduzir a dinâmica do processo e, conseqüentemente, conseguir representar com alto grau de aceitação o sistema. Selecionar uma estrutura para um modelo ARMA significa determinar a ordem dinâmica e o número de termos do modelo.

A próxima etapa é a estimação de parâmetros, que se inicia com a escolha do algoritmo que irá determinar os parâmetros da estrutura que já foi previamente escolhida.

Finalmente, a última etapa validará ou não o modelo. Caso este consiga reproduzir de forma satisfatória a dinâmica do sistema e atinja o propósito para o qual foi desenvolvido, tem-se um modelo útil e, portanto, pode ser validado. Na prática, um conjunto de modelos é identificado e os seus desempenhos são comparados, decidindo-se pelo candidato que reunir o maior número de indicadores de qualidade. Esta etapa apresenta certa subjetividade, tendo em vista que a validação pauta sua escolha em função do propósito e nível de informação disponível do sistema, características estas que não são mensuráveis.

O comportamento estocástico de um sistema ou processo pode ser descrito por modelos auto-regressivos (ZHANG, 2015). Tais modelos admitem que a predição de determinada observação possa ser representada por uma combinação linear de observações passadas.

O modelo auto-regressivo e de médias móveis (ARMA) proposto neste trabalho é resultante da fusão de um modelo auto-regressivo com um modelo média móvel. Conseqüentemente, apresenta uma maior facilidade em ajustar valores provenientes de uma série de um sistema real. Neste modelo o valor presente do processo é uma combinação linear dos valores passados das observações e dos valores passados do ruído $v(k)$.

Uma representação para o modelo ARMA pode ser dada por:

$$A(q)y(k) = C(q)v(k) \quad (3)$$

onde, $A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_y}q^{-n_y}$ e n_y representa o número de parâmetros auto-regressivos ou a ordem do modelo, e $C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_e}q^{-n_e}$ e n_e representa o número de parâmetros médias móveis ou a ordem do modelo.

3. Metodologia

O sistema representado pela a figura 1 foi montado para obter os dados experimentais desse trabalho.

Um freio eletromagnético Siemens, classe de isolamento (E) e ajuste de corrente de 4 ampères, é utilizado para levar um motor de indução trifásico Weg, rotor em gaiola, 0.76 CV, classe isolamento B e corrente nominal 2,6 ampères em triângulo, à sua condição de potência nominal.

Um sensor de temperatura (LM35) está instalado na cabeça da bobina do enrolamento estatórico do motor com a finalidade de monitorar a temperatura do mesmo.

Uma fonte de tensão contínua estabilizada em 5 volts alimenta um pequeno sistema de aquisição de dados - constituído por um amplificador operacional (CA3140) que condiciona o sinal e um conversor analógico-digital (ADC0832) que comunica com o micro via porta paralela (DB25).

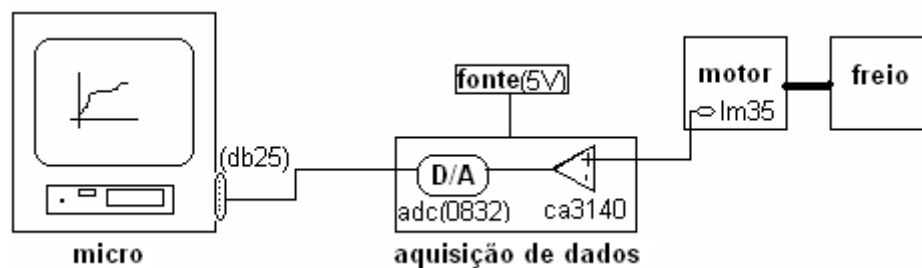


Figura 1 - Sistema de monitoramento de temperatura no conjunto motor-freio

O controle do tráfego das informações é feito por um programa escrito em Delphi que faz o acompanhamento contínuo da variação da temperatura no enrolamento estatórico do motor versus tempo. Um arquivo é gerado, automaticamente, no bloco de notas do Windows contendo todos os pontos amostrados pelo o conversor analógico-digital.

A coleta final dos dados foi obtida a partir da seguinte seqüência de passos:

a) Inicialmente, o motor foi ligado e levado através do freio à condição de potência nominal em regime normal de operação. Logo em seguida, o software passou a monitorar sua temperatura até que atingisse o seu equilíbrio térmico, que ocorreu após (96 min.).

O software foi programado para desprezar os 100 (cem) primeiros valores medidos. A partir do centésimo valor, os dados medidos foram sendo armazenados em um arquivo gerado automaticamente no diretório onde estava o executável do programa.

No final dessa etapa, um arquivo contendo 11500 (onze mil e quinhentos) dados de temperatura do enrolamento estatórico do motor versus tempo estava disponível e salvo no HD do microcomputador.

b) O motor foi desligado e permaneceu nessa condição até que sua temperatura atingisse novamente a temperatura ambiente.

c) Para reproduzir uma falha mecânica, uma peça de imã de terras-raras com dimensões (2 x 1 x 0,5) cm foi colocada no estator, simulando assim um desgaste dos rolamentos, empenamento do eixo, trinca no estator ou qualquer falha capaz de produzir uma distorção magnética no entreferro. O motor foi novamente ligado e levado à sua condição de potência nominal até atingir seu equilíbrio térmico.

Transcorrido mais (96 min.), um segundo arquivo contendo 11500 (onze mil e quinhentos) dados de temperatura do enrolamento estático do motor versus tempo também estava disponível e salvo no mesmo diretório onde foi gerado e armazenado o arquivo da primeira etapa.

A ferramenta computacional especificamente utilizada para analisar, selecionar a estrutura, estimar parâmetros e simular a predição k passos a frente do modelo foi a Toolbox de identificação de sistemas (MATHWORKS, 2004). Já, a análise de resíduos e os cálculos dos índices RMSE e MAPE foram realizados em ambiente usual Matlab.

Após eleger a representação matemática ARMA para modelar o sistema, o critério adotado para selecionar a estrutura do modelo foi simular, exaustivamente, as combinações possíveis entre as ordens do modelo e a do polinômio representante do ruído. Foram testadas estruturas de 2ª até 11ª ordem.

Dois procedimentos contribuíram decisivamente na seleção da estrutura do modelo, a saber:

- monitorar os pólos e zeros (singularidades) com a finalidade de acompanhar a evolução das ordens do modelo e a do polinômio que representa o ruído;
- avaliar o índice de acerto do modelo fornecido pela Toolbox. Normalmente, esse número (quanto maior melhor) é definido por (MathWorks, 2004):

$$Fit = \frac{1 - norm(y - \hat{y})}{[norm(y - mean(y))]} \quad (4)$$

onde y é a saída medida, \hat{y} é a saída simulada ou predita.

A estrutura selecionada foi a de 10ª ordem para o modelo e de 3ª ordem para o polinômio do ruído.

Assim, o próximo passo foi calcular a função de autocovariância (FAC) dos resíduos para avaliar a qualidade do modelo definida por:

$$r_{yy} = \mathbf{E}\{[y(k) - \bar{y}] \cdot [y(k - \tau) - \bar{y}]\}, \quad (5)$$

sendo $y(k)$ dados medidos, \bar{y} é o valor médio do sinal medido, τ são os atrasos ou defasamentos e \mathbf{E} é o operador esperança definido por (Bosch e Klauw, 1994).

Finalmente, dois índices estatísticos - RMSE e MAPE - foram calculados para complementar e finalizar o procedimento de validação do modelo ARMA, de acordo com as equações a seguir:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum \frac{|y(k) - \hat{y}(k)|}{y(k)} \cdot 100\%, \quad (7)$$

onde N é a quantidade de observações preditas, $y(k)$ são os dados medidos, $\hat{y}(k)$ é a simulação livre e \bar{y} é o valor médio do sinal medido.

4. Resultados

Com a finalidade de obter um esboço preliminar do processo, e procurar identificar as primeiras informações dinâmicas do sistema, inicialmente, os dados experimentais coletados em regime normal de operação do motor e após a simulação da falha mecânica foram reamostrados, decimados e representados por curvas como as indicadas no gráfico da figura 2.

Não obstante, as curvas da figura 2 se assemelharem, o resultado é coerente com o esperado por dois motivos, a saber:

a) a peça de imã que foi utilizada para simular uma falha mecânica é relativamente muito pequena se comparada com as dimensões físicas do motor usado. Esse fato, pode ser interpretado como uma ocorrência de uma falha mecânica leve.

b) embora a elevação de temperatura tenha sido pequena após a simulação da falha mecânica, essa é perceptível facilmente na figura 2, assim como fica claro que nessa situação a constante de tempo térmica do motor (τ_t) apresenta valor menor do que na condição de regime normal do motor, fato evidenciado pelo o crescimento mais rápido da temperatura no enrolamento estático do motor.

De certa forma, esse era um resultado aguardado, já que normalmente verifica-se perda de massa em ocorrências de falhas mecânicas

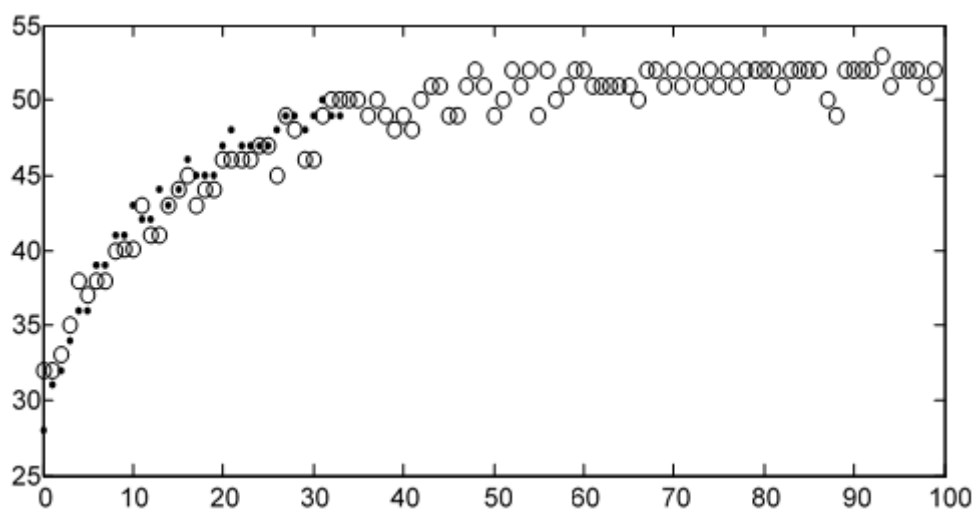


Figura 2 - Temperatura medida no enrolamento estático do motor

(o) dados medidos em condições normais de operação do motor, e

(.) dados medidos após a falha mecânica.

O modelo ARMA do sistema que foi identificado de acordo com a equação (3), é:

$$A(q)y(k) = C(q)v(k), \quad (8)$$

sendo

$$A(q) = [1 - 0,3504 \cdot q^{-1} + 0,2301 \cdot q^{-2} - 0,8933 \cdot q^{-3} - 0,4641 \cdot q^{-4} + 0,3022 \cdot q^{-5} + \dots \dots + 0,1301 \cdot q^{-6} - 0,0786 \cdot q^{-7} + 0,0829 \cdot q^{-8} - 0,3191 \cdot q^{-9} + 0,3642 \cdot q^{-10}] \quad (9)$$

e

$$C(q) = [1 - 0,2452 \cdot q^{-1} + 0,7739 \cdot q^{-2} - 0,6461 \cdot q^{-3}] \quad (10)$$

lembrando que q^{-1} é o operador de atraso ou deslocamento, e $v(k)$ é o ruído branco.

A figura 3 apresenta as predições realizadas de um (1) e três (3) passos à frente com a finalidade de validar o modelo ARMA obtido.

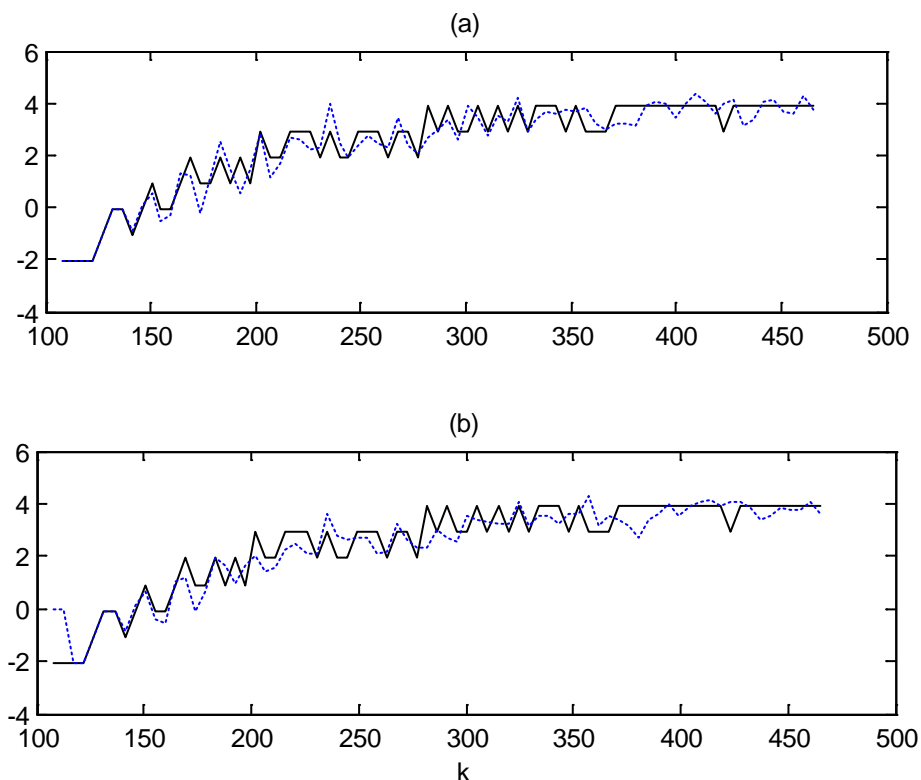


Figura 3 - Predições de um e três passos à frente com intervalo de confiança de 95%

(a) um passo, e (b) três passos à frente

(-) Saída real, e (--) saída predita

Analisando a figura 3, constata-se que o modelo não consegue acompanhar fielmente a saída real do sistema, entretanto, o modelo foi capaz de capturar 78,32% da dinâmica do sistema para predição de um passo à frente e 70,43% para a predição de três passos à frente (MathWorks, 2004).

A figura 4 representa a função de autocovariância (FAC) dos resíduos calculada para avaliar a qualidade do modelo ARMA pela técnica da análise de resíduos.

Observando a figura 4, verifica-se que não há nenhum pico expressivo saindo para fora da faixa estabelecida pelo os intervalos de confiança, isto significa que as propriedades dinâmicas do sistema foram satisfatoriamente capturadas pelo o modelo. Também, observa-se que os valores calculados para a função de autocovariância estão próximos de zero. Essa constatação denota que os ruídos são brancos. Portanto, tem-se a garantia que o estimador de parâmetros não está polarizado, como era de se esperar já que o algoritmo utilizado para estimação foi o EMQ.

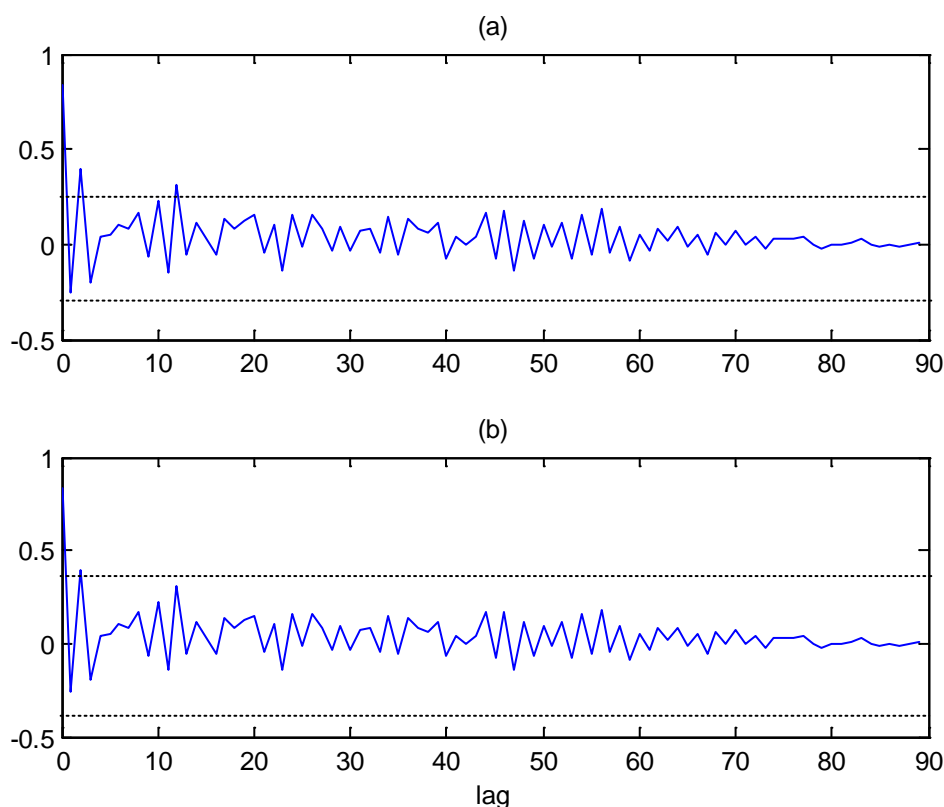


Figura 4 - Análise de resíduos do modelo ARMA
Função de autocovariância dos resíduos com os intervalos de confiança de: (a) 95%, e (b) 99%

Os índices RMSE e MAPE foram calculados e a tabela 1 a seguir apresenta os valores desses índices.

Índices estatísticos	valor
RMSE	0.3024
MAPE	1.51

Tabela 1 – Índices estatísticos

Avaliando esses valores, comprova-se que esses estão realmente muito bons. O índice RMSE simplesmente mostra que as previsões do modelo estão superiores ao preditor trivial, ou seja, a média. Por sua vez, o nível percentual de acerto das previsões do modelo indicado pelo o MAPE é de 98,49%.

5. Considerações finais

Observa-se que o modelo tem alguma dificuldade em representar fielmente o processo, mas se a aplicação não exigir extremo rigor, verifica-se que esse modelo em sua evolução temporal é capaz de reproduzir as principais características dinâmicas do sistema.

Uma vez que a análise desenvolvida permite, sobretudo, que se estime a progressão da temperatura no tempo a partir do instante inicial da falha resultando em distúrbio no campo eletromagnético, o presente estudo possibilita avaliar o período em que a máquina atingirá a temperatura máxima. Este resultado deve ser avaliado em conjunto com outras condições de comportamento para verificar que condição pode ser atingida pela máquina. Este valor deve

ainda ser avaliado à luz da severidade do problema original que iniciou a mudança no comportamento da máquina.

6. Referências

AGUIRRE, L. A. **Introdução** à identificação de sistemas: técnicas lineares e não- lineares aplicadas a sistemas reais. Editora UFMG, 1ª edition, 2000.

AVOLIO, E. **Uma contribuição ao estudo do comportamento térmico e do desempenho elétrico de motores de indução com rotor em gaiola**, 1992. Tese de Doutorado apresentada à Universidade Estadual de Campinas, São Paulo.

BOSCH, V. D., e KIAUW, A. C. **Modeling**, identification and simulation of dynamical systems. London: CRC Press, 1994.

BOX, G. E. P. e JENKINS, G. M. **Times series** analysis forecasting and control. Holden-Day, San Francisco, CA, second edition, 1976.

DOEBELIN, E. O. **System** modeling and response – Theoretical and experimental approaches. John Wiley e Sons, Inc, 1980.

FIGWER, J. AR time-series identification using quantized observations. Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR), 19th International Conference On, 2014.

FITZGERALD, A. E., KINGSLEY JR, C. e KUSKO, A. **Máquinas** elétricas. Editora McGraw-Hill do Brasil, São Paulo, 3ª edição, 1975

LJUNG, L. **System** identification – Theory for the user. Prentice-Hall International, New Jersey, 1987.

LOBOSCO, O. S. e DIAS, J. L. P. C. **Seleção** e aplicação de motores elétricos, vol. 1 e 2. Editora McGraw-Hill do Brasil, São Paulo, 1988.

MATHWORKS, Inc. **System** Identification Toolbox - for use with MATLAB™. Software Users'Guide, 2004.

OGATA, K. **Engenharia** de controle moderno. Prentice-Hall do Brasil, São Paulo, 2ª edition, 1993.

STRUGAR, D. e WEISS, R. **Why** electric motors fail. Plant Engineering, pp 65-66, 1994.

ZHANG, Y., et al. Noise variance estimate for blast furnace temperature of hot metal based on Autoregressive model in presence of noise. The 27th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), 2015.