

INSTITUTO FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E
AUTOMAÇÃO

ANDRÉ PAULO FERREIRA MACHADO

**ESTIMATIVA E PREVISÃO DO TORQUE DE CARGA BASEADAS NA
CORRENTE TEMPORAL DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS APLICADOS
A BOMBAS CENTRÍFUGAS SUBMERSAS**

Serra
2017

ANDRÉ PAULO FERREIRA MACHADO

**ESTIMATIVA E PREVISÃO DO TORQUE DE CARGA BASEADAS NA
CORRENTE TEMPORAL DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS APLICADOS
A BOMBAS CENTRÍFUGAS SUBMERSAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Controle e Automação do Instituto Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Controle de Automação.

Orientador: Prof. Dr. Daniel Cruz Cavaliere

Serra

2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

M149e Machado, André Paulo Ferreira
2017 Estimativa e previsão do torque de carga baseadas na corrente temporal de motores de indução trifásicos aplicados a bombas centrífugas submersas / André Paulo Ferreira Machado. - 2017. 98 f.; il.; 30 cm

Orientador: Prof. Dr. Daniel Cruz Cavalieri
Dissertação (mestrado) - Instituto Federal do Espírito Santo, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Controle de Automação, 2017.

1. Motores elétricos. 2. Bombas centrífugas. 3. MATLAB (Programa de computador). 4. Petróleo - Poços. I. Cavalieri, Daniel Cruz. II. Instituto Federal do Espírito Santo. III. Título.

CDD 621.46



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
INSTITUTO FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

ANDRÊ PAULO FERREIRA MACHADO

**ESTIMATIVA E PREVISÃO DO TORQUE DE CARGA BASEADAS NA
CORRENTE TEMPORAL DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS APLICADOS
A BOMBAS CENTRÍFUGAS SUBMERSAS**

Dissertação apresentada ao à Coordenadoria do Curso de Pós-Graduação Stricto Sensu em Engenharia de Controle e Automação do Instituto Federal do Espírito Santo como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Controle e Automação.

Apresentado em 27 de dezembro de 2017

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Dr. Daniel Cruz Cavalieri

Instituto Federal do Espírito Santo

Orientador

Prof. Dr. Cassius Zanetti Resende

Instituto Federal do Espírito Santo

Membro Interno

Prof.^a Dr.^a Jussara Farias Fardin

Universidade Federal do Espírito Santo

Membro externo

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus pela força, saúde, sabedoria, graça e, principalmente, pela sobrenatural paz interior, que somente o autor da vida pode conceder.

À minha esposa Rafaela pelo amor, respeito, dedicação, cumplicidade e paciência, mesmo nos momentos que pareciam insuperáveis.

Aos meus filhos Maria Carolina e Joao Vicente, que a cada dia me surpreendem e me causam tanta fascinação.

Aos meus familiares e amigos que sempre me impulsionaram.

Ao Professor e orientador Daniel Cruz Cavalieri, pelos conselhos, apoio, críticas construtivas, entusiasmo e, especialmente, por acreditar desde início nesse projeto.

“Provem, e vejam como o Senhor é bom. Como é feliz o homem que nele se refugia!”

(Salmos 34:8)

RESUMO

O presente trabalho apresenta uma metodologia através de um modelo de espaço de estados que tem por objetivo estimar e prever o torque de carga em motores de indução acoplados a Bombas Centrífugas Submersas e, além disso, realizar a identificação preditiva do comportamento da carga. Para tanto, foram coletados os valores RMS da corrente estatórica de 9 motores idênticos durante, aproximadamente, 3,5 anos, a fim de que, através da estimação de parâmetros da estrutura, a partir dos dados experimentais, o modelo reproduza o comportamento do sistema original. Para validação da estimativa do torque foi implementado no Matlab/Simulink um modelo matemático com os parâmetros reais da máquina. Para verificação da previsão foram avaliados vários cenários com diferentes configurações com análise dos índices de desempenho RMSE, U de Theil e MAPE. 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 foi possível, por exemplo, prever variações na carga de um poço de petróleo com até 5 minutos de antecedência.

Palavras-chave: Espaço de estados. Previsão da carga. Motor de indução. Torque. BCSS.

ABSTRACT

The present work presents a methodology through a state space model that aims to estimate and forecast the load torque in induction motors coupled to Submersible Pumps (ESP) and, in addition, perform the predictive identification of the dynamic of the load. For that, the RMS values of the stator current of 9 identical engines were collected during approximately 3,5 years, so that, through the parameters estimation from the experimental data, the model reproduces the original behavior. To validate the torque estimation, a mathematical model with real machine parameters was implemented in Matlab/ Simulink. To verify the prediction, several scenarios with different configurations were evaluated with the analysis of the performance indexes RMSE, U de Theil and MAPE. The results demonstrated the viability of the method, which presented a mean absolute percentage error of 2.73% for a range of 35 to 112% of the nominal load. With these results it was possible, for example, to predict variations in the load of an oil well up to 5 minutes in advance.

Keywords: State space. Load forecast. Induction motor. Torque. ESP.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Sistema BCSS.	15
Figura 2 - Detalhes construtivos do motor.....	16
Figura 3 - Sistema proposto - Visão Geral.	20
Figura 4 - Sistema BCSS - MOBO.	25
Figura 5 - Um estágio de uma bomba centrífuga.	26
Figura 6 - Detalhe construtivo do motor.	27
Figura 7 - Curva de torque <i>versus</i> velocidade com acionamento variável.	29
Figura 8 - Torque <i>versus</i> velocidade.	32
Figura 9 - Circuito equivalente.....	33
Figura 10 - Corrente <i>versus</i> torque estimado e real.	37
Figura 11 - Corrente <i>versus</i> torque estimado e real com corrente a vazio.	38
Figura 12 - Sistema proposto - Visão geral.	49
Figura 13 - Sistema estimativa do torque.....	51
Figura 14 - Sistema previsão do torque.	53
Figura 15 - Identificação do comportamento de carga.	54
Figura 16 - Resposta do modelo aos dados do motor 7.....	57
Figura 17 - Resposta ao impulso.....	58
Figura 18 - Modelo Matlab - Simulink.....	59
Figura 19 - Torque medido em fábrica <i>versus</i> torque estimado.	60
Figura 20 - Resposta dos modelos simulado e estimado.	61
Figura 21 - Torque medido e simulado <i>versus</i> estimado.....	62
Figura 22 - Configuração 01: próprio modelo identificado (MT) para realizar a previsão.....	63
Figura 23 - Configuração 02: modelo com três regiões de operação e sem peso. ...	64
Figura 24 - Configuração 03: modelo com três regiões de operação e com peso. ...	64
Figura 25 - Cálculo da ordem - RMSE.	66
Figura 26 - Cálculo da ordem - MAPE.....	66
Figura 27 - Cálculo da ordem - U de Theil.	67
Figura 28 - Sinal simulado com período de 60 minutos.	68
Figura 29 - Sinal simulado com período de 120 minutos.	68
Figura 30 - Saída prevista para o sinal com período de 60 minutos.	69
Figura 31 - RMSE para o sinal com tempo total de - Período 60 minutos.....	70

Figura 32 - U de Theil - Período 60 minutos.....	70
Figura 33 - Saída prevista - 5 passos - Período 120 minutos.....	72
Figura 34 - Sinal simulado versus saídas previstas - 15 Passos.....	72
Figura 35 - RMSE para o sinal com período 120 minutos.	73
Figura 36 - U de Theil - Período 120 minutos.....	73
Figura 37 - Aumento de carga.....	75
Figura 38 - Aumento de carga após filtro.	75
Figura 39 - Saída prevista - 4 passos a frente.....	76
Figura 40 - RMSE - Aumento de carga.	77
Figura 41 - U de Theil - Aumento de carga.	77
Figura 42 - Redução da carga.....	78
Figura 43 - Redução da carga após filtro.	79
Figura 44 - Saída prevista 15 passos a frente.....	80
Figura 45 - Saída prevista 5 passos a frente.....	81
Figura 46 - Trecho da saída prevista 5 passos a frente.	81
Figura 47 - RMSE com redução de carga.	82
Figura 48 - U de Theil com redução de carga.	82
Figura 49 - Sinal de instabilidade da carga.	83
Figura 50 - Sinal de instabilidade da carga após filtro.....	84
Figura 51 - Saída prevista - 15 passos a frente.....	85
Figura 52 - RMSE com instabilidade da carga.	85
Figura 53 - U de Theil com instabilidade da carga.	86
Figura 54 - Classificação da carga.	87
Figura 55 - Classificação da carga - Aumento da carga.....	88
Figura 56 - Classificação da carga - Redução da carga.....	89
Figura 57 - Classificação da carga com instabilidade.	90

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Parâmetros do modelo.....	56
Tabela 2 - Validação do modelo.....	57
Tabela 3 - Torque medido em fábrica <i>versus</i> torque estimado.	59
Tabela 4 - Torque medido e simulado <i>versus</i> estimado.....	62
Tabela 5 - Análise de sensibilidade - Ordem do modelo.....	65
Tabela 6 - Resultado - Sinal simulado T60.....	69
Tabela 7 - Resultado - Sinal simulado T120.....	71
Tabela 8 - Resultado - Aumento de carga.....	76
Tabela 9 - Resultado - Redução da carga.....	79
Tabela 10 - Resultado - Instabilidade da carga.....	84

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARIMA - AutoRegressive Integrated Moving Average

ANM - Árvore de Natal Molhada

BCSS - Bombeio Centrífugo Submerso

BCP - *Bombeio de Cavidades Progressivas*

BM - *Bombeio Mecânico*

E_1 - *Tensão gerada pelo fluxo resultante no entreferro;*

EMQ - Estimador Estendido de Mínimos Quadrados

GLC - *Gas-Lift Contínuo*

GLI - *Gas-Lift Intermitente*

GMQ - Estimador Generalizado de Mínimos Quadrados

I_{as} - *Corrente elétrica de enrolamento do estator*

I_r - *Corrente elétrica de enrolamento do rotor referida ao lado do estator*

MAPE - *Mean Absolute Percentage Error*

MOBO - Módulo de Bombeio

MQP - Mínimos Quadrados Ponderado

R_c - *Resistência elétrica de perda*

R_r - *Resistência elétrica do enrolamento do rotor referida ao estator*

R_s - *Resistência elétrica do enrolamento do estator*

RGL - Razão Gás Óleo

RMSE - *Root Mean Square Error*

S - *Escorregamento*

T_n - *Torque Nominal*

V_{as} - *Tensão de fase no estator*

VSD - *Variable Speed Drive*

X_{ls} - *Reatância de dispersão do estator*

X_m - *Reatância de magnetização*

X_{lr} - *Reatância de dispersão do enrolamento do rotor referida ao estator*

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	MOTIVAÇÃO	14
1.2	OBJETIVO GERAL	18
1.3	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
1.4	METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO	19
1.5	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	21
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	22
2.1	MÉTODOS DE ELEVAÇÃO ARTIFICIAL	22
2.2	BOMBEIO CENTRIFUGO SUBMERSO	23
2.2.1	Descrição do bombeio centrífugo submerso	24
2.3	MOTOR DE INDUÇÃO	29
2.3.1	Princípio de funcionamento	30
2.3.2	Circuito equivalente	33
2.4	MÉTODOS DE ESTIMATIVA DO TORQUE	34
2.4.1	Métodos diretos	34
2.4.2	Métodos indiretos	35
2.4.2.1	Método da amplitude da corrente	35
2.4.2.2	Método do escorregamento	38
2.4.2.3	Espaço de estados	43
2.5	IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	39
2.5.1	Caracterização do sistema	41
2.5.2	Representação de modelos lineares	42
2.5.2.1	Funções de transferência	42
2.5.2.2	Resposta no tempo contínuo	42
2.5.2.3	Espaço de estados	43
2.6	MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS	45
2.7	MODELO DE PREDIÇÃO	48
3	SISTEMA PROPOSTO	49
3.1	IDENTIFICAÇÃO DO MODELO	49
3.2	ESTIMATIVA DO TORQUE	50
3.3	PREVISÃO DO TORQUE DE CARGA	51
3.4	IDENTIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA CARGA	54
4	RESULTADOS	56

4.1	CRIAÇÃO DO MODELO.....	56
4.2	ESTIMATIVA DO TORQUE	58
4.3	PREVISÃO DO TORQUE	63
4.3.1	Injeção de sinal simulado.....	67
4.3.2	Sinal real - Elevação da carga.....	74
4.3.3	Sinal real - Redução da carga	78
4.3.4	Sinal real - Instabilidade da carga	83
4.4	IDENTIFICAÇÃO PRÉVIA DA CARGA.....	86
4.5	DISCUSSÕES	90
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS	94
	REFERÊNCIAS.....	96

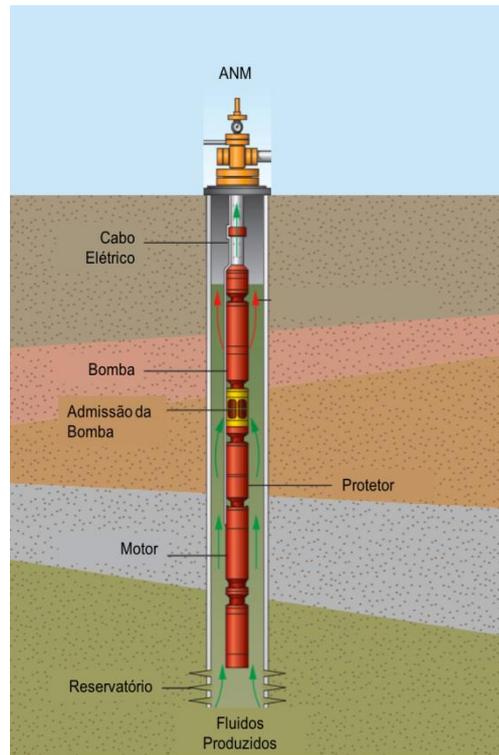
1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

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 em uma determinada vazão os fluidos da zona produtora até a superfície. Utilizando equipamentos específicos, é possível reduzir a pressão de fluxo no fundo do poço e, conseqüentemente, aumentar o diferencial de pressão sobre o reservatório, resultando em um aumento de vazão (THOMAS, 2001).

Sistemas de Bombeio Centrífugo Submerso Submarino (BCSS) constituem o segundo método de elevação artificial mais utilizado desde seu surgimento em 1927. O processo, basicamente, consiste no fornecimento de energia adicional aos fluidos dos poços de petróleo, por meio de uma bomba centrífuga de múltiplos estágios, acionada por um motor a ela acoplado, alimentado por um cabo elétrico da superfície (LIANG, 2015). A figura 1 apresenta um típico sistema BCSS simplificado.

Figura 1 - Sistema BCSS.

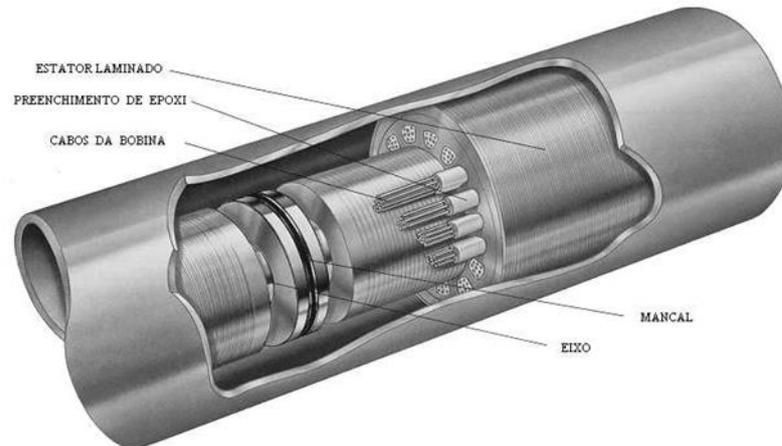


Fonte: Adaptada pelo autor.

O motor elétrico, do conjunto BCSS analisado, é um motor de indução trifásico de dois polos com rotor em gaiola de esquilo, imerso em óleo dielétrico. Construtivamente, o estator é composto de chapas delgadas de aço elétrico isoladas entre si, como em um motor de indução convencional, para evitar perdas por correntes parasitas que podem comprometer o desempenho. As chapas do estator possuem ranhuras onde são dispostos os enrolamentos das três fases, igualmente distribuídos a cada 120 graus. Os espaços vazios do estator são preenchidos com material epóxi, que reforça o isolamento elétrico das bobinas. O rotor é construído em seções menores que seu comprimento, geralmente com 30 cm, separadas por mancais radiais para aumentar a estabilidade radial quando operando em altas rotações. Tipicamente são utilizados dois motores em série, cada um com 15 rotores, potência de 750 HP, diâmetro em torno de 25 cm e comprimento próximo a 10 metros e, somados fornecem uma potência total de 1500 HP em 60 Hz. O seu eixo possui uma seção longitudinal com furos radiais que permitem a lubrificação dos mancais através da circulação do óleo dielétrico. Em sua extremidade ranhuras permitem o encaixe do acoplamento entre eixos dos motores e conseqüentemente

transmissão do torque (TAKACS, 2009). A figura 2 mostra os detalhes construtivos do motor.

Figura 2 - Detalhes construtivos do motor.



Fonte: Production Technology. Disponível em: <<https://production-technology.org/tag/stator>>. Acesso em: 20 nov. 2017

A carga da bomba imposta ao motor depende de uma série de fatores como: composição, característica e estado físico do fluido; do regime de escoamento; pressão; temperatura e vazão. Tipicamente, a composição dos fluidos que passa pelos impelidores da bomba consiste em hidrocarboneto na fase líquida e gasosa, água e sedimentos. Ao longo da vida produtiva de poço de petróleo, é natural que ocorra o incremento da produção de água e 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. O escoamento multifásico, aliado ao comportamento dinâmico do poço, propicia um regime de carga peculiar marcado por mudanças regulares, com potencial de fortes oscilações, ou ainda, crítico quando, durante o deslocamento simultâneo dos fluidos, em determinadas condições de pressão e temperatura, possa ocorrer o desprendimento de “bolsas” de gás, que em sendo admitidas pela sucção da bomba, ocorra o evento conhecido como *gas lock*. Tais comportamentos inesperados podem acarretar danos ao

equipamento, no risco da descontinuidade operacional e prejuízos financeiros. Estima-se que apenas 1% de melhoria no desempenho das BCSS ao redor do mundo é capaz de proporcionar mais de meio milhão de barris adicionais de petróleo por dia (PATRI, 2014).

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. O uso destes dispositivos de medida exige deslocamento longitudinal entre o motor e a carga. Além disso, os torquímetros devem ser alinhados de forma cuidadosa com o objetivo de evitar flexões no eixo e conseqüente redução de sua vida útil, agregando desta forma, alto custo ao procedimento de instalação (BRITO, 1994). 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 (REBOUÇAS, 2005).

Existe também a possibilidade da medição indireta do torque através da medição de outra grandeza física, por exemplo, a velocidade da máquina. Porém, aplica-se a mesma restrição quanto a instalação de um tacômetro no sistema. Por vezes será mais interessante a utilização de outro método, mesmo com menor exatidão, deixando o torquímetro para uso em testes de fábrica, em laboratórios, ou em casos especiais (REBOUÇAS, 2005).

Com o objetivo de superar estas dificuldades, alguns métodos para estimativa do conjugado baseados em modelos dinâmicos linearizados foram desenvolvidos (ONG, 1997). Entretanto, estes modelos estimam o conjugado de carga apenas no regime permanente. A dificuldade de implementação destes modelos, a falta de precisão devido a linearização do modelo e a falta de parâmetros elétricos e mecânicos do motor pode fazer com que a implementação em aplicações de tempo real seja uma tarefa difícil (GOEDTEL, 2003). 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 (REYES, 1989) (CÂMARA, 2004), filtro de Kalman (SALVATORE, 2001) Filtro de Kalman Estendido (KIM, 1992), estimação de torque e fluxo (LASCU, 2000), modos-deslizantes adaptativos (LI, 2005) (TURSINI, 2000), Fuzzy (BARRETO, 1999) (SILVA, 2007) e redes neurais artificiais (CIRRINCIONE, 2004) (GOEDEL, 2003).

1.2 OBJETIVO GERAL

O trabalho proposto tem como objetivo geral realizar a modelagem matemática do conjugado de carga de uma máquina de indução trifásica, por meio da estimação dos parâmetros de um modelo de espaço de estados, obtido a partir da corrente temporal do motor de indução, e assim, prever o comportamento dinâmico do sistema.

Através do comportamento da carga pode-se extrair informações importantes, quanto à integridade dos equipamentos, condições operacionais e do fluido produzido, em que a identificação do seu comportamento, em tempo hábil, possibilite operar fora das faixas de instabilidade ou em regiões críticas à integridade do equipamento, de forma a reduzir os custos causados por paradas não programadas da produção, e ainda, diminuir a frequência de intervenções para substituição dos equipamentos.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Já dentro do contexto dos objetivos específicos podemos destacar:

- Comparar e validar os resultados da dinâmica do modelo de espaço de estados identificado, com um modelo matemático do motor de indução, baseado na ferramenta computacional Matlab/*Simulink*;
- Validar a dinâmica do modelo através de dados reais de motores, em diferentes cenários de operação;
- Determinar uma relação entre corrente e torque de carga dos motores;
- Determinar um horizonte ótimo de previsão do comportamento da carga, que viabilize sua aplicação;
- Antecipar uma variação da carga do motor e realizar a classificação previa de sua tendência.

1.4 METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO

O sistema desenvolvido é, basicamente, composto por quatro partes: identificação do modelo, estimativa do torque de carga, previsão do torque de carga dos motores e, finalmente, identificação do comportamento da carga. A Figura 3 apresenta uma visão geral do trabalho proposto.

Em que, $i(n)$ e $i(n+1)$ representam, respectivamente, a serie temporal da corrente elétrica do motor e a saída do modelo identificado que constitui a própria corrente um passo à frente. Sendo, $T(n)$ o torque correspondente e $T(n+h)$ o torque previsto em um horizonte de h passos à frente. No capítulo 3 é descrita cada etapa do processo.

Figura 3 - Sistema proposto - Visão geral.



Fonte: Autoria própria.

Inicialmente, foi utilizado um modelo de espaço de estados linear e discreto para identificação de uma série temporal da corrente RMS estatórica, 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:

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= Ax_n + Bu_n + Ke_n \\ y_n &= Cx_n + Du_n + e_n \end{aligned} \quad (1)$$

onde, x_n representa o vetor de estado, u_n e y_n a medida da corrente do estator, e_n é o ruído e A , B , C , K são as matrizes a serem identificadas. Por simplicidade, considera-se que não existem conexões diretas entre a entrada e a saída, portanto D é igual a zero. Assim, utilizando o método de identificação por minimização do erro de predição, o modelo identificado minimiza o erro 1 passo à frente. Como a essência do modelo foi 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 à frente. Segundo o trabalho apresentado em (LJUNG, 1999), um bom modelo de predição é tal que apresente pequenos erros de predição quando aplicado aos dados observados.

Uma vez obtido um modelo matemático que descreva a dinâmica do processo, por meio dos dados coletados da corrente estatórica do motor, na etapa seguinte, foi realizada a estimativa do torque de carga, através da transformação do estado x_n da equação de saída em um estado g_n , como uma combinação linear tal que $g_n = Cx_n$, onde x_n é a corrente RMS, g_n é o conjugado de carga do motor e C é a constante a ser estimada. Para efeito de comparação e validação, foi elaborado um modelo matemático do motor de indução, baseado na ferramenta computacional

Matlab/*Simulink* e comparada sua dinâmica com o modelo de espaço de estados identificado.

Para a previsão da dinâmica do processo foi utilizada a função de previsão *forecast* do MATLAB, em que a saída do modelo identificado é dada por h passos a frente usando os dados passados. Logo, foi aplicado o sinal de corrente obtendo-se a própria corrente em um determinado horizonte h a frente no tempo. Ao final desse processo, essa corrente prevista é então transformada em torque de carga, através da constante C estimada anteriormente.

Por fim, para a determinação prévia do comportamento da carga, a partir dos valores de torque de carga previstos, foi aplicada a média do gradiente em relação ao eixo temporal x da componente prevista. Foram distinguidas três regiões de comportamento: a primeira com o sistema operando em regime permanente, a segunda em rampa de subida e, finalmente, em operação de redução da carga. Em sequência, para distinção das classes da carga, foi estabelecida uma faixa de valores para determinação de cada componente: descendente, ascendente ou nula do torque e, conseqüentemente, a classificação previa da tendência da dinâmica da carga dos motores elétricos.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O Capítulo 1 introduz o trabalho dentro de um contexto científico e tecnológico apresentando seu objetivo geral e objetivos específicos. O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica necessária para o desenvolvimento do trabalho. O Capítulo 3 apresenta o sistema proposto. Já o Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos durante o desenvolvimento do sistema. Finalmente, no Capítulo 5 são apresentadas as considerações finais juntamente com algumas propostas de trabalho de futuro.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 MÉTODOS DE ELEVAÇÃO ARTIFICIAL

O petróleo possui origem orgânica depositada junto com sedimentos. A união dos fatores: matéria orgânica, condições termoquímicas e sedimento, são primordiais para o início da cadeia de processos que geram o petróleo. A composição química básica do petróleo é composta por hidrocarboneto na fase líquida e gasosa, água e sedimentos, porém pode conter impurezas como o CO₂, H₂S e até gases nobres (MATSUI, 1993).

Até entrar em produção, um campo de petróleo passa por diversas etapas como: avaliação do reservatório; definição da geometria, localização, quantidade de poços e dutos de produção; definição dos equipamentos necessários para o desenvolvimento do campo; cálculo da viabilidade econômica; bem como a definição dos métodos de elevação para escoamento do petróleo do reservatório até a superfície. Assim, a escolha do método dependerá das características de cada poço e da composição dos fluidos a serem produzidos, de forma que o projeto de escoamento apresente maior produtividade e menor custo.

Quando a pressão do reservatório é suficientemente elevada e os fluidos alcançam livremente a superfície, é dito como método de elevação natural, e os poços são, portanto, denominados surgentes. Já quando a pressão no reservatório é relativamente baixa ou quando a vazão do poço está abaixo do que poderia produzir, os fluidos não alcançam a superfície sem que seja utilizada uma suplementação de energia através de uma elevação artificial. Dessa maneira, utilizando equipamentos específicos é possível reduzir a pressão de fluxo no fundo do poço e, conseqüentemente, aumentar o diferencial de pressão sobre o reservatório, resultando em um aumento de vazão (THOMAS, 2001).

Os processos de elevação artificial têm como objetivo garantir a manutenção do escoamento de óleo do reservatório até a superfície, visando a eficiência e lucratividade da produção. Dentro deste contexto, cinco métodos comuns são considerados na elevação artificial: *Gas-Lift Contínuo* (GLC); *Gas-Lift Intermitente* (GLI); Bombeio Mecânico (BM); Bombeio de Cavidades Progressivas; (BCP) e Bombeio Centrífugo Submerso (BCS) (THOMAS, 2001), que será relatado a seguir.

2.2 BOMBEIO CENTRIFUGO SUBMERSO

O bombeio centrífugo submerso foi inventado e desenvolvido pelo russo Armais Arutunoff no final da década de 1910. Em 1911, Arutunoff iniciou a empresa *Russian Electrical Dynamo of Arutunoff* (REDA) e desenvolveu o primeiro motor elétrico que poderia ser operado submerso em um poço de petróleo. Para adquirir financiamento para o desenvolvimento de suas idéias, Arutunoff emigrou pela primeira vez para a Alemanha em 1919 e, finalmente, instalou-se nos EUA em 1923. A patente dos EUA foi emitida em 1926 e abrangeu as principais características deste novo método de elevação artificial. Logo em seguida, no ano de 1926, Arutunoff mudou-se para Bartlesville, Oklahoma, em 1928, onde começou a *Bart Manufacturing Co.*, depois reorganizado como REDA Pump Co. em 1930 (TAKACS, 2009). A primeira aplicação de motor elétrico, em conjunto com uma bomba centrífuga para operações submersas, foi feita em 1927, desde então é o segundo método de elevação artificial de petróleo mais utilizado (LIANG, 2015).

As primeiras unidades BCS foram conduzidas por um motor de indução trifásico de dois pólos. O maior motor tinha cerca de 6 metros de comprimento e potência de 105 HP. Durante a sua longa história, o equipamento sofreu ciclos de evolução. O primeiro avanço ocorreu no início da década de 1950, quando os protetores receberam selos mecânicos em seus eixos o que fez aumentar consideravelmente a vida útil do equipamento. O próximo momento revolucionário ocorreu quando a primeira unidade de um variador de frequência foi instalada em 1977 (TAKACS, 2009).

Como configuração básica de instalação, diretamente acima do motor, foi anexado o protetor, cuja tarefa principal era evitar a contaminação de fluidos de poço no motor. Em cima da unidade de proteção, uma bomba centrífuga de vários estágios, sendo fornecida eletricidade da superfície ao motor por um cabo especial de três condutores. Ainda hoje, estes são os principais componentes das instalações de bombeamento submersíveis, após mais de 80 anos de operação (TAKACS, 2009).

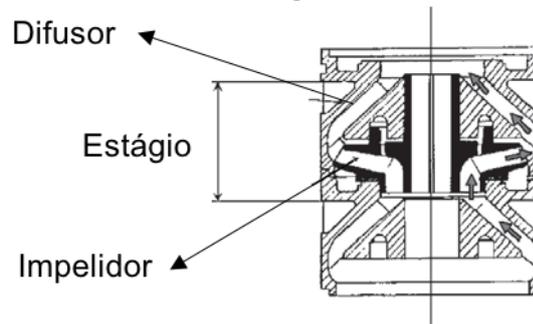
2.2.1 Descrição do bombeio centrífugo submerso

No método BCS a energia elétrica é transmitida a um motor através de um cabo elétrico, cuja energia é transformada em mecânica pelo motor que transmite o torque à bomba centrífuga que, por sua vez, transfere essa energia ao fluido. Esse inicialmente tem sua velocidade aumentada ao adentrar pelas pás dos impelidores da bomba e finalmente a energia cinética é transformada em potencial e conduzida nos múltiplos estágios sob a forma de pressão (TAKACS, 2009).

A alta temperatura dos poços é um fator limitante, equipamentos típicos estão limitados em torno de 120°C, esse limite pode ser incrementado para valores em torno de 200°C ao utilizar materiais especiais. Indicado nos casos de poços com altas vazões e baixa razão de gás livre (RGL), a BCS fornece ao fluido uma energia hidráulica adicional, através de múltiplos estágios rotativos, de forma a viabilizar a produção que pode variar de 100 a 30.000 barris por dia (TAKACS, 2009).

A depender da configuração das instalações dos equipamentos a nomenclatura do método pode ter algumas variações. Quando o conjunto de válvulas para controle do poço, chamado de árvore de natal (ANM), é considerada molhada, ou seja, instalada no leito marinho, o método BCS passa ter a nomenclatura BCSS, Bombeio Centrifugo Submerso Submarino. Esse por sua vez pode ser alojado dentro do poço produtor de petróleo ou instalado no leito marinho, no segundo caso denominado modulo de bombeio (MOBO), conforme apresentado na Figura 4.

Figura 5 - Um estágio de uma bomba centrífuga.

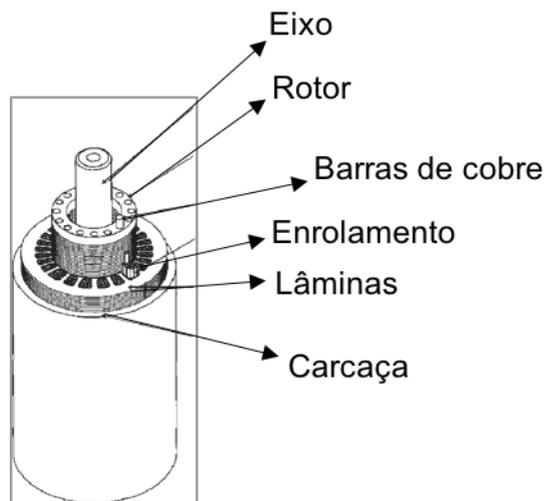


Fonte: Takacs (2009).

- **Protetor:** localizado entre o motor e a admissão da bomba, o protetor é responsável por suportar os esforços axiais da carga imposta pela bomba. Atua como uma barreira entre o fluido contaminante do poço e o motor. Diferentemente dos motores comuns utilizados na indústria, nos motores utilizados em BCSS, o óleo dielétrico que o preenche, trabalha sob alta pressão e temperatura, assim, o protetor é responsável por absorver esta expansão do óleo. Ainda, provê ao motor um volume adicional, necessário para suprir a expansão do óleo dielétrico no seu interior, gerada pelo calor. Para isso, permite uma comunicação entre o meio interno e externo ao conjunto BCSS em apenas um único sentido de fluxo, garantindo mínima contaminação do óleo dielétrico.
- **Motor elétrico:** o motor elétrico, utilizado, é do tipo de indução trifásico de dois polos com rotor em gaiola de esquilo, imerso em óleo dielétrico. Esse é projetado para trabalhar sob alta pressão, temperatura e submerso no petróleo. Sua faixa de potência varia de 200 a 2000 HP. Construtivamente, o estator é composto de chapas delgadas de aço elétrico isoladas entre si, como em um motor de indução convencional. O rotor é construído em seções menores que seu comprimento, separadas por mancais radiais para aumentar a estabilidade radial quando operando em altas rotações. O seu eixo possui uma seção longitudinal com furos radiais que permitem a lubrificação dos mancais através da circulação do óleo dielétrico. Em sua extremidade, ranhuras permitem o encaixe do acoplamento entre eixos dos motores e, conseqüentemente, a transmissão do torque. Geometricamente, esses motores diferem dos tradicionais na relação de diâmetro e comprimento, em algumas séries podem ultrapassar 10m de

comprimento, com diâmetro inferior a 20cm. A Figura 6 apresenta o detalhe construtivo do motor.

Figura 6 - Detalhe construtivo do motor.



Fonte: Takacs (2009).

- **Cabo Elétrico:** a potência elétrica da superfície é transmitida até os terminais do motor através de um cabo elétrico trifásico, desenvolvido especialmente para esse tipo de aplicação. Esses cabos trabalham em condições adversas e precisam atender importantes condições para operar:

1. Precisam ter diâmetro reduzido devido as restrições espaciais do poço;
2. Devem manter as propriedades dielétricas, mesmo em condições severas como em altas temperaturas, presença de petróleo e gás;
3. Devem possuir resistência mecânica para suportar os esforços, principalmente, durante a instalação do conjunto.

- **Sensor de Fundo:** o sensor de fundo é instalado abaixo do motor e não possui um cabo dedicado para o envio das informações de monitoramento para a superfície. Para tal, é utilizado o próprio cabo de acionamento do motor, onde as informações são moduladas em tensão contínua e mais tarde condicionadas,

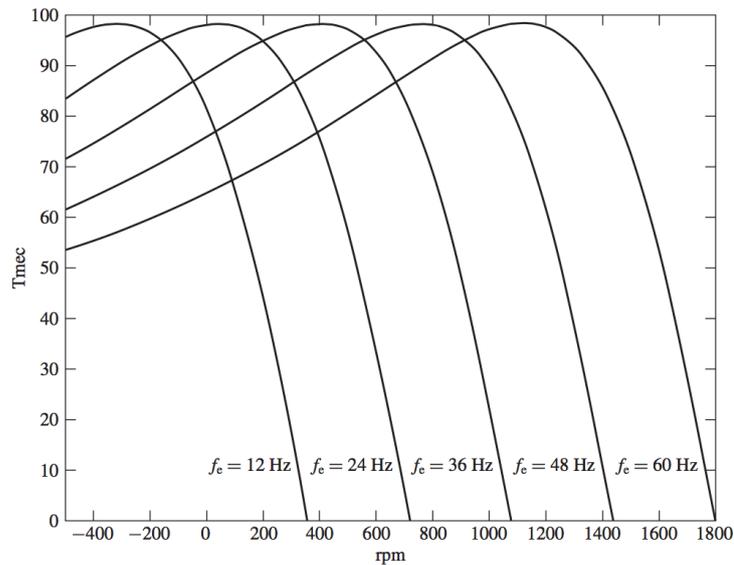
interpretadas, e disponibilizadas na rede pelos equipamentos de superfície. O sensor fornece informações como diferencial de pressão da bomba, temperatura e vibração do motor.

- **VSD:** O VSD (*Variable Speed Drive*) ou Conversor de frequência tem a tarefa de converter a frequência de entrada, geralmente 60 Hz, em qualquer frequência em sua faixa de operação. A possibilidade de variar a velocidade do acionamento é uma propriedade que permite uma maior flexibilidade entre a capacidade de elevação do sistema de bombeio instalado e a produtividade do poço, além de permitir uma partida suave ao motor. Diferentemente do sistema acionado a uma frequência fixa, o sistema acionado por conversores de frequência, permite operar o conjunto BCSS com índices altos de eficiência, em diferentes períodos da vida produtiva de um poço. Alterações naturais das variáveis do sistema tais como a pressão estática do reservatório ou a composição dos fluidos produzidos, podem levar a uma rápida deterioração das condições do equipamento com alta possibilidade de falha.

Com o intuito de manter o torque constante, a relação entre a tensão e a frequência deve ser mantida constante. Nesse paradigma de controle, usualmente utilizado nos sistemas BCSS, a relação constante de voltagem/frequência assegura a saturação constante do fluxo magnético no motor elétrico, que assim, torna-se um dispositivo de torque constante e de velocidade variável.

A Figura 7 apresenta a curva típica de torque *versus* velocidade para uma máquina de indução, deslocadas na horizontal. Este é o efeito produzido sobre a curva de torque do motor, quando se tem disponível um acionamento com velocidade variável.

Figura 7 - Curva de torque *versus* velocidade com acionamento variável.



Fonte: Fitzgerald; Kingsley; Umans (2008).

As falhas, nesses sistemas de elevação por BCSS, ocasionam altos custos de intervenção com sondas marítimas para recuperação e substituição dos equipamentos em poços satélites de águas profundas, e elevadas perdas de produção de petróleo. Portanto, a confiabilidade do método de elevação é um fator de grande relevância para viabilidade dos projetos. Particularmente, os conjuntos BCSS por estarem inseridos em poços produtores de petróleo, em profundidades em torno de 1400m, não suportam algumas técnicas tradicionais de monitoramento, além de apresentarem custos proibitivos para intervenções preventivas.

2.3 MOTOR DE INDUÇÃO

O motor de indução foi inventado por Nikola Tesla entre 1882 e 1892. É chamado de motor de indução porque a energia é transferida ao rotor por indução magnética, através do espaço que separa o rotor e o estator, o entreferro. Várias evoluções foram incorporadas à máquina, um bom exemplo é a relação peso/potência que em 1891 era da ordem de 88 kg/kW e passou para 5,7 kg/kW em 2004 (Rebouças,

2005). Também conhecido como motor assíncrono, largamente utilizado na indústria moderna, destaca-se por apresentar um princípio de funcionamento simples, construção robusta, pouca necessidade de manutenção e baixo custo (PINHEIRO, 2011).

Tipicamente, um motor de indução transforma cerca de 75% da energia elétrica que recebe em energia mecânica e o restante é perdido por efeito Joule, dispersão magnética, ventilação e correntes de Foucault (REBOUÇAS, 2005). No entanto, atualmente, existem motores que podem atingir uma eficiência acima de 94%. Quando em operação, sofre pequenas variações da velocidade de rotação, a partir da carga mecânica acoplada ao eixo. As características de desempenho e comportamento operacional do motor de indução, sob determinadas condições, são definidas por um conjunto de grandezas eletromecânicas e térmicas, apresentando valores definidos de eficiência, fator de potência, corrente absorvida, conjugado desenvolvido, perdas e elevações de temperatura em função da potência exigida pela carga em um dado instante (ADISSI, 2012).

Essas máquinas, em muitos casos, utilizadas em atividades críticas, tais como aplicações navais, nucleares, aeroespaciais e petrolíferas, em ambientes agressivos que comprometem sua vida útil e por essas razões necessitam de alto padrão de confiabilidade (AYHAN, 2008).

2.3.1 Princípio de funcionamento

No motor de indução, a corrente alternada é fornecida diretamente ao estator. O fluxo magnético atravessa o entreferro e, induz tensão alternada no rotor. Como as barras do rotor estão curto-circuitadas, essa tensão induzida faz circular uma corrente pelo rotor, e, conseqüentemente, produz um fluxo magnético rotórico que tenta se alinhar com o campo girante do estator (ADISSI, 2012).

As correntes polifásicas equilibradas, do estator e do rotor, criam ondas de força magnetomotriz componentes do estator e rotor de amplitude constante, girando no entreferro à velocidade síncrona, essa, determinada pelo número de polos e a

frequência aplicada ao estator. A resultante dessas forças cria a onda resultante de indução magnética no entreferro. A interação entre a onda de fluxo, e a onda de força magnetomotriz do rotor da origem ao conjugado (FITZGERALD; KINGSLEY; UMANS, 2008).

A velocidade de rotação é, necessariamente, menor que a velocidade síncrona do campo girante, e a diferença relativa entre essas velocidades é chamada de escorregamento (SALOMON, 2014), que é dado por:

$$s = \frac{n_s - n}{n_s} \quad (2)$$

Onde:

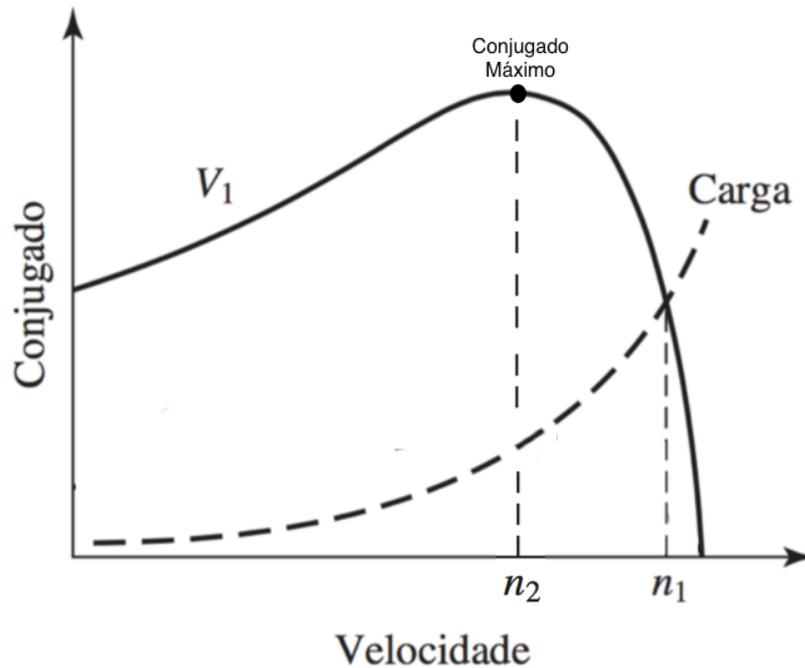
s é o escorregamento;

n_s é a velocidade síncrona;

n é a velocidade de rotação.

Alguns elementos influenciam a curva de conjugado em relação a velocidade, por exemplo, a tensão aplicada no motor (DEVITTE, 2012). Horrell (1957) estudou e traçou a curva torque *versus* velocidade em condições de funcionamento com tensão e frequência constantes. Esta curva trata de uma das características mais importantes do motor de indução. A Figura 8 mostra uma curva típica da velocidade *versus* torque (ADISSI, 2012).

Figura 8 - Torque *versus* velocidade.



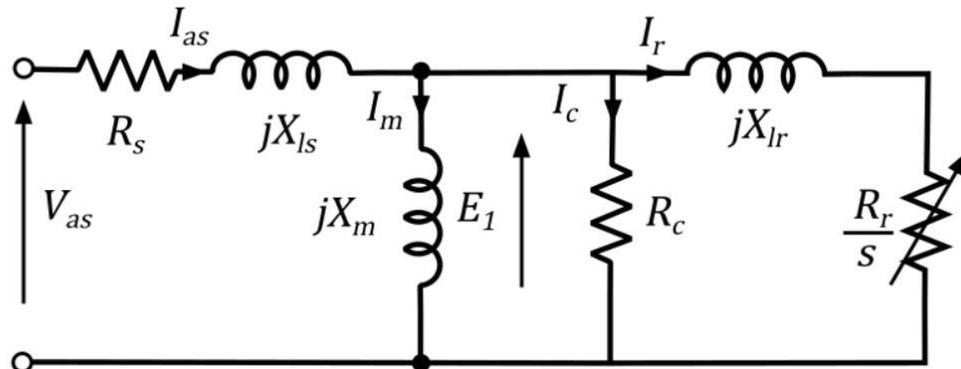
Fonte: Fitzgerald; Kingsley; Umans (2008).

Quando acionando uma carga mecânica, em regime permanente a uma determinada velocidade, o conjugado no eixo do motor é exatamente igual ao conjugado que a carga acionada exige. Se o conjugado motor for maior que o da carga ocorre aceleração até que uma velocidade superior seja atingida e o equilíbrio de conjugados ocorra. Se o conjugado da carga se tornar maior que o do motor ocorre uma redução na velocidade, com o respectivo aumento do conjugado do motor para que o conjugado da carga seja contrabalançado. A operação estável ocorre para velocidades compreendidas entre a velocidade síncrona e a velocidade correspondente ao conjugado máximo que o motor pode fornecer. Para velocidades abaixo dessa, a operação se torna instável, e se o ponto de operação ocorrer nessa região, o motor é levado a velocidade zero ou situação de bloqueio do rotor. (ADISSI, 2012). Já, para saber se o motor consegue acionar a carga dentro de suas limitações, e para análise do tempo de aceleração, é necessário conhecer o momento de inércia total (DEVITTE, 2012).

2.3.2 Circuito equivalente

O circuito equivalente do motor de indução é semelhante ao de um transformador. Devido à indução magnética mútua entre o estator e o rotor, o motor de indução é considerado um sistema magneticamente acoplado, como no caso dos enrolamentos do transformador primário e secundário (PINHEIRO, 2011). Figura 9, que mostra o circuito equivalente do motor.

Figura 9 - Circuito equivalente.



Fonte: Borges (2016).

Os parâmetros do circuito são:

- V_{as} - Tensão de fase no estator;
- I_{as} - Corrente elétrica de enrolamento do estator;
- R_s - Resistência elétrica do enrolamento do estator;
- X_{ls} - Reatância de dispersão do estator;
- R_c - Resistência elétrica de perda;
- X_m - Reatância de magnetização;

- E_1 - Tensão gerada pelo fluxo resultante no entreferro;
- I_r - Corrente elétrica de enrolamento do rotor referida ao lado do estator;
- X_{lr} - Reatância de dispersão do enrolamento do rotor referida ao estator;
- R_r - Resistência elétrica do enrolamento do rotor referida ao estator;
- s - Escorregamento do motor.

A carga mecânica sobre o eixo estará representada pela resistência de rotor R_r/s . A análise com o circuito equivalente do motor de indução, para uma das fases, em regime permanente é indicada não só para o torque instantâneo, como também, para a variação de corrente, velocidade, perdas, torque de partida e torque máximo. (REBOUÇAS, 2005). Desta forma, é possível conhecer os fenômenos eletromagnéticos e mecânicos envolvidos.

2.4 MÉTODOS DE ESTIMATIVA DO TORQUE

Em qualquer sistema, onde haja conversão ou transferência de energia através de dispositivos mecânicos, o torque é uma importante grandeza para avaliar o processo como um todo (ADISSI, 2012). Especialmente, em sistemas girantes, há grande interesse em uma medida precisa do torque (BRITO, 1994).

2.4.1 Métodos diretos

Após o advento da máquina a vapor em 1700, o primeiro sistema de medida do torque foi desenvolvido pelo físico francês Gaspar de Prony. Esse consiste de um

sistema de frenagem que age sobre uma polia acoplada ao eixo. Esse sistema ficou conhecido como Freio de Prony (BRITO, 1994).

No ano de 1833 introduziu-se a utilização de um sistema chamado dinamômetro eletromagnético. Este utiliza um gerador de corrente contínua, aplicado como carga ao eixo motor, fazendo uma medição indireta do torque através da tensão e corrente na saída do gerador (BRITO, 1994). Já o físico francês J.B. Foucault, entre os anos 1819 e 1868, propôs a confecção de um sistema que funcionasse com correntes parasitas.

A partir de 1930, surgiu um novo conceito de medição baseado em células de carga construídas com extensômetros de resistência elétrica, que utiliza o efeito de reação da carcaça de uma máquina rotativa, quando um torque é aplicado no eixo.

Atualmente, para medida direta do torque são utilizados transdutores específicos denominados torquímetros, esses, têm como princípio de funcionamento a medida da deformação angular do eixo. O método consiste em acoplar ao eixo da máquina um equipamento rotativo, que por sua vez, possui um sensor de torção que, quando submetido ao giro, sua resistência interna sofre uma variação proporcional a força aplicada.

Os métodos convencionais de medição direta para determinação do conjugado de carga, geralmente, utilizam dispositivos eletromecânicos e têm alta exatidão. Entretanto, o uso desses dispositivos apresenta limitações em sua aplicação, como a redução da robustez mecânica, a baixa imunidade ao ruído e alteração da inércia da máquina (ADISSI, 2012) e ainda, o uso destes dispositivos de medida exige um deslocamento longitudinal entre o motor e a carga (GOEDEL, 2003). Além disso, devem ser alinhados de forma cuidadosa com o objetivo de evitar flexões no eixo e consequente redução de sua vida útil, agregando desta forma alto custo ao procedimento de instalação (GOEDEL, 2003). 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 (REBOUÇAS, 2005).

O torque em eixos rotativos pode ser medido diretamente no eixo ou de forma indireta através de estimações. Por vezes será mais interessante a utilização de outro método mesmo com menor exatidão, deixando a medição direta para uso em testes de fábrica, em laboratórios, ou em casos especiais (REBOUÇAS, 2005). O desafio consiste em encontrar um método capaz de estimar a grandeza, em qualquer regime de operação da máquina, com baixo erro, esforço computacional reduzido, simplicidade e robustez (ADISSI, 2012).

2.4.2 Métodos indiretos

Com o objetivo de superar estes desafios, alguns métodos para estimativa de conjugado foram desenvolvidos, como os baseados em modelos dinâmicos linearizados (ONG, 1997). A dificuldade de implementação destes modelos, a falta de precisão devido a linearização do modelo e a falta de parâmetros elétricos e mecânicos do motor, pode fazer com que a implementação em aplicações de tempo real seja uma tarefa difícil (GOEDEL, 2003). O cenário atual apresenta uma nova fronteira para a realização de metodologias e técnicas avançadas para controle e estimação do torque. A seguir foram destacados dois métodos simples para medição indireta do conjugado, o da amplitude da corrente e o método do escorregamento.

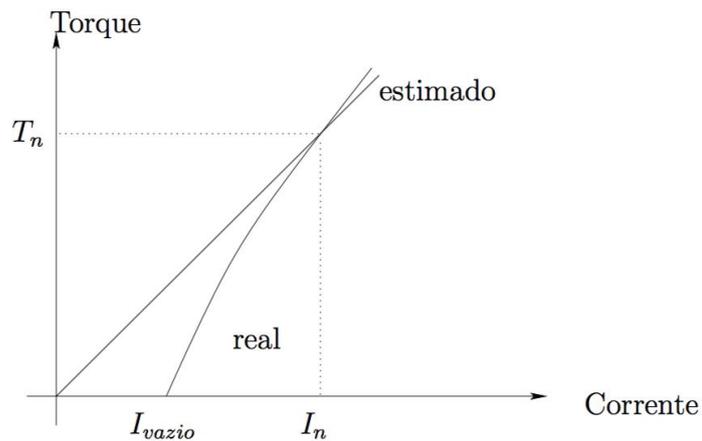
2.4.2.1 Método da amplitude da corrente

Este método presume que o torque desenvolvido pelo motor de indução é proporcional a corrente consumida. A forma mais simples é usar a aproximação pela equação 3

$$\frac{T}{T_n} = \frac{I}{I_n}, \quad (3)$$

onde, T_n e I_n representam o torque nominal e a corrente nominal, respectivamente. Como pode ser observado na Figura o método superestima o torque até a corrente nominal e subestima para valores superiores à corrente nominal (REBOUÇAS, 2005).

Figura 10 - Corrente versus torque estimado e real.



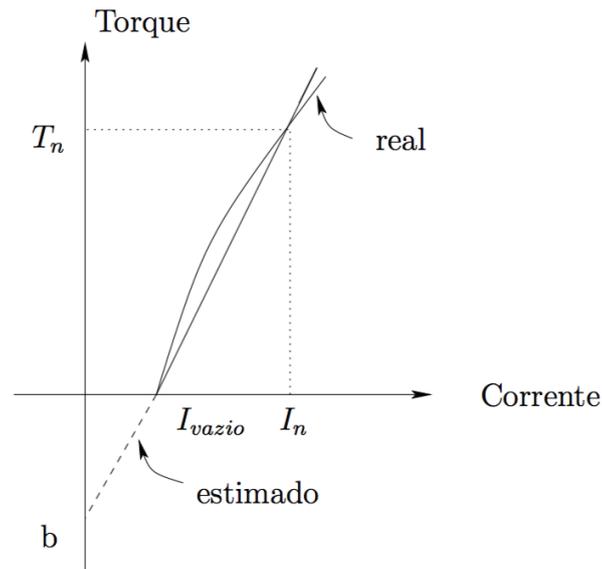
Fonte: Rebouças (2005).

O desempenho desse método pode ser melhorado ao inserir a corrente a vácuo, I_{vazio} , ou seja, a corrente de operação do motor sem carga, conforme a equação 4.

$$\frac{T}{T_n} = \frac{I - I_{vazio}}{I_n - I_{vazio}}, \quad (4)$$

Neste caso, o torque é subestimado entre zero e o valor nominal e superestimado a partir desse ponto, como mostra a Figura .

Figura 11 - Corrente versus torque estimado e real com corrente a vazio.



Fonte: Rebouças (2005).

Como desvantagem do método, no caso de indisponibilidade da informação da corrente a vazio, será necessário um ensaio a vazio.

2.4.2.2 Método do escorregamento

De forma similar ao método da amplitude da corrente, este método pressupõe uma relação linear entre o torque desenvolvido e o escorregamento do motor.

$$\frac{T}{T_n} = \frac{s}{s_n}, \quad (5)$$

O método pode ser melhorado ao incluir uma componente de indicação de variação real de tensão (ADISSI,12), ou seja,

$$T = \frac{s}{1-s} * \frac{1-s_n}{s_n} * T_n \left(\frac{V}{V_n} \right)^2, \quad (6)$$

onde, V_n representa o valor da tensão nominal e V a tensão medida nos terminais do motor. Os valores de torque e escorregamento nominais podem ser obtidos dos dados de placa do motor.

O método tem como vantagem sua simplicidade, quando se tem disponível a informação da velocidade (SALOMON, 2014). Como desvantagem, é preciso observar que a norma NEMA estabelece que, para estes dados de placa, são aceitáveis desvios de até 20% por parte do fabricante. Isto significa que este método está sujeito a um erro de até 20% nas constantes da equação (REBOUÇAS, 2005).

2.5 IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

A identificação de sistemas pode ser definida como uma caracterização de um sistema dinâmico, através da observação de seu comportamento mensurável. A identificação de sistemas tem sido estudada a décadas por uma variedade de comunidades de pesquisa, cada uma com seu ponto de vista e interesse, como: regressão estatística (estimação), processamento de sinais (filtragem) e engenharia de controle (controle adaptativo) (SILVA, 2008).

Identificação de sistemas 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 são conhecidas, por limitações de tempo e recursos, tornam-se impraticáveis (AGUIRRE, 2007). O que se pretende com tais modelos são as relações de causa e efeito entre as variáveis de entrada e saída.

Portanto, o objetivo da identificação de sistemas é obter um modelo matemático que explique, em parte ou de forma aproximada, a relação de causa e efeito presente nos dados. As principais etapas de um problema de identificação são:

1. **Testes dinâmicos e coleta de dados.** Uma vez que a identificação se propõe a obter modelos a partir de dados, é necessário obter tais dados. Entretanto, na maioria das vezes, só estão disponíveis dados que representam a operação normal do sistema, para qualquer outra situação, é necessário gerar tais dados através de testes, com o intuito de explorar a dinâmica do sistema. Os desafios dessa etapa são a escolha do tempo de amostragem, a escolha dos sinais de excitação e a execução do teste.
2. **Escolha da representação matemática.** Existem diversas representações para sistemas dinâmicos, tanto os lineares quanto não lineares. Nessa etapa é especificada a classe de equações escolhida para representar um sistema dinâmico, por exemplo funções de transferência ou modelos em espaço de estados.
3. **Determinação da estrutura do modelo.** Juntamente com os parâmetros, a estrutura forma um modelo. Nessa etapa ocorre a seleção dos regressores. Na identificação de sistemas lineares, a determinação de estrutura consiste basicamente da determinação da ordem do modelo.
4. **Estimação de parâmetros.** Nessa etapa define-se o método de identificação a ser utilizado.
5. **Validação do modelo.** É necessário verificar se o modelo incorporou as características de interesse do sistema original.

Uma das características dessas técnicas é que, pouco ou nenhum conhecimento prévio é necessário, tais métodos são conhecidos como modelagem empírica ou caixa preta (AGUIRRE, 2007). A modelagem, conhecida como caixa cinza, pode ser colocada entre a caixa preta e a modelagem conceitual. Esse grupo utiliza-se de informação auxiliar, que não se encontra no conjunto de dados utilizados durante a identificação, é um dos grandes desafios atuais em identificação de sistemas (AGUIRRE, 2007).

A identificação de sistemas se diferencia da modelagem matemática, pois a modelagem matemática, se baseia em um profundo conhecimento das relações

matemáticas que descrevem os fenômenos envolvidos no processo, do qual se deseja obter o modelo, enquanto que, a identificação de sistemas não utiliza este conhecimento prévio. A identificação de sistemas é baseada em três elementos: um sistema do qual pode-se coletar dados de entrada e saída, um conjunto de modelos e um critério para a escolha do modelo dentro do conjunto que melhor representa o sistema (ECKHARD, 2012).

2.5.1 Caracterização do sistema

O principal elemento da identificação de sistemas consiste no sistema do qual se deseja obter um modelo matemático. Neste trabalho, assume-se processo é linear e invariante no tempo, que possui apenas uma entrada e uma saída e que pode ser descrito pela seguinte relação:

$$y(t) = G_0(q)u(t) + H_0(q)e_0(t) \quad (7)$$

O sinal $u(t)$ é a entrada, $y(t)$ a saída e o sinal $e_0(t)$ é o ruído branco. Além disso $G_0(q)$ e $H_0(q)$ são funções de transferência racionais e estáveis que descrevem a dinâmica do processo. Nesse ponto observa-se o operador de avanço q

$$qu(t) = u(t + 1) \quad (8)$$

Os dados de entrada e saída de um experimento realizado no processo são coletados, armazenados e formam o seguinte conjunto Z ,

$$Z^N = \{u(1), y(1), u(2), y(2), u(3), y(3), \dots, u(N), y(N)\}, \quad (9)$$

em que N é a quantidade de dados coletados do processo. Deseja-se com a identificação de sistemas obter um modelo matemático que descreva a dinâmica do processo. Para tanto, são utilizados os dados coletados, visto que eles contêm informações sobre esta dinâmica.

2.5.2 Representação de modelos lineares

Existem diversas representações matemáticas de modelos lineares para descrever um comportamento dinâmico de um sistema, as principais são: funções de transferência; resposta temporal; e espaço de estados, descritas a seguir:

2.5.2.1 Funções de transferência

Funções de transferência são funções que modelam o comportamento dinâmico de um par entrada-saída de um sistema, ou seja, descrevem como uma entrada é dinamicamente transferida para a saída do sistema. (AGUIRRE, 2007).

A função de transferência (FT) de um sistema é, por definição, a Transformada de Laplace da sua resposta ao impulso. Elas são normalmente representadas como a razão de dois polinômios em s .

Um problema típico em modelagem de sistemas lineares é o de se obter a função de transferência do sistema em estudo. Isso é conseguido aplicando-se a Transformada de Laplace à equação diferencial que descreve o sistema. A equação diferencial, por sua vez, é obtida através das leis que descrevem os fenômenos envolvidos no mesmo.

Funções de transferência podem também ser obtidas diretamente a partir de dados produzidos pelo sistema usando-se métodos de identificação (AGUIRRE, 2007).

2.5.2.2 Resposta no tempo contínuo

Por definição, a função de transferência é a Transformada de Laplace da resposta ao impulso. Conseqüentemente, a resposta temporal ao impulso pode ser obtida usando-se a transformada inversa de Laplace da respectiva função de transferência (AGUIRRE, 2007).

A resposta no tempo contínuo $y(t)$ de um sistema, cuja resposta ao impulso é $h(t)$, quando excitado por uma entrada $u(t)$, pode ser obtida da seguinte forma:

$$y(t) = \mathcal{L}^{-1}\{Y(s)\} = \mathcal{L}^{-1}\{H(s)U(s)\} \quad (10)$$

Sendo que $Y(s)$, $H(s)$ e $U(s)$ são, respectivamente, as Transformadas de Laplace de $y(t)$, $h(t)$ e $u(t)$. A equação 10 presume que é necessário conhecer a função de transferência do sistema e a transformada de Laplace do sinal de entrada. Desta forma, uma maneira de obter a resposta no tempo contínuo a uma entrada $u(t)$ é tomar a Transformada de Laplace desse sinal e multiplica-lo por $H(s)$. A seguir, deve-se decompor o produto $H(s)U(s)$ em frações parciais e tomar as transformadas de Laplace inversas de cada um dos modos. A saída do sistema será a soma das respostas individuais (AGUIRRE, 2007).

2.5.2.3 Espaço de estados

Uma das características básicas das funções de transferência é a descrição da dinâmica do sistema relacionando a entrada e a saída. Porém, nem sempre a relação entrada-saída de um sistema é suficiente, sendo necessário que se conheça o comportamento dinâmico de elementos internos. Todavia, nem sempre é possível uma associação física a tais elementos, sendo comum que se encontrem representações com certas variáveis que, apesar de matematicamente consistentes, não possuem significado físico. O conjunto de variáveis que ajudam a explicar o comportamento dinâmico do sistema em estudo são chamados de estados (CORREIA, 2016). A representação por espaço de estados pode ser usada para modelar relações entre variáveis internas do sistema. Essa representação descreve o sistema no domínio do tempo e permite a representação de sistemas

multivariáveis e não-lineares, diferente da função de transferência. Um típico modelo linear representado em espaço de estados tem a seguinte forma:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Du\end{aligned}\tag{11}$$

Sendo que $x \in \mathbb{R}_n$ é o vetor de estado n -dimensional, o ponto indica a derivada temporal, ou seja, $\dot{x} = dx/dt$, $u(t) \in \mathbb{R}_r$ é o vetor de entradas formado por r funções temporais, $y(t) \in \mathbb{R}_m$ é o vetor m -dimensional de saídas medidas e A , B , C e D são matrizes constantes. O modelo descrito no conjunto de equações 10 será multidimensional se $r > 1$ e/ou $m > 1$, de maneira que, se houver apenas uma entrada $r = 1$ e uma saída $m = 1$, o modelo é dito monovariável (AGUIRRE, 2007).

Já um sistema discreto será representado pelas seguintes equações de estado e de saída

$$\begin{aligned}x(k+1) &= \theta x(k) + \Gamma(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k)\end{aligned}\tag{12}$$

sendo que $x \in \mathbb{R}_n$ é o vetor de estado n -dimensional no instante k , $u(k) \in \mathbb{R}_r$ é o vetor de entradas no instante k formado por r funções temporais; $y(k) \in \mathbb{R}_m$ é o vetor de saídas m -dimensional no instante k e θ, Γ, C , são matrizes constantes de dimensões adequadas. Por simplicidade, considera-se que não existem conexões diretas entre a entrada e a saída, portanto D é igual a zero.

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 (AGUIRRE, 2007).

A representação em espaço de estados é, fundamentalmente, uma representação temporal, em que o conhecimento do vetor de estado, em qualquer instante t_0 , especifica o estado ou condição do sistema nesse instante, e conseqüentemente, torna possível a percepção da evolução do sistema até sua solução.

Assim, um modelo de espaço de estados prove um espectro de possíveis modelagens, usando um modelo físico em tempo contínuo com ou sem ruído, ou um modelo caixa-preta.

2.6 MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

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, a partir de dados experimentais. Um critério comumente utilizado para a estimação de parâmetros é o método dos Mínimos Quadrados Clássico ou Ordinário, que se resume na minimização da soma do quadrado das diferenças entre os dados e a saída estimada pelo modelo (AGUIRRE, 2007); (CORRÊA, 2001).

A teoria dos mínimos quadrados foi, inicialmente, proposta por Karl Gauss para conduzir o seu trabalho de predição das órbitas dos planetas. A teoria de mínimos quadrados foi, desde então, tornando-se a principal ferramenta para a obtenção de parâmetros a partir de dados experimentais.

O método dos mínimos quadrados determina o melhor ajuste do modelo aos dados experimentais, a partir da minimização do erro. Dada a variável y , que está relacionada linearmente com um conjunto de n variáveis x , sendo $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, tem-se:

$$y(i) = \theta_1 x_1(i) + \theta_2 x_2(i) + \dots + \theta_n x_n(i) \quad (13)$$

A equação acima é chamada de função de regressão e θ_i chamado de coeficiente de regressão. O sistema de equações (13) pode ser escrito em forma de matriz:

$$y = \theta_N X \quad (14)$$

Para estimar os n parâmetros, θ_N pode ser estimado por:

$$\hat{\theta}_N = X^{-1}y \quad (15)$$

Com X^{-1} sendo a inversa da matriz quadrada de X e $\hat{\theta}_N$ sendo a estimativa de θ . Este problema pode ser colocado como um problema de otimização, minimizando o erro entre o modelo e os dados experimentais a partir do ajuste de θ (BORGES, 2016).

Assim, o método dos mínimos quadrados é baseado na solução de um problema de otimização, que utiliza uma função custo que é quadrática, cujo mínimo pode ser encontrado com eficiência, e um estimador para os parâmetros do modelo fácil de ser calculado, mas em contrapartida, tal estimador não é consistente, considerando um caso geral (ECKHARD, 2012).

Existem versões mais sofisticadas desse estimador, tais como o Estimador de Mínimos Quadrados Ponderados (MQP), o Estimador Generalizado de Mínimos Quadrados (GMQ) e o Estimador Estendido de Mínimos Quadrados (EMQ) (AGUIRRE, 2007).

A estimação pode ser classificada em: estimação em batelada e estimação recursiva. A estimação é dita em batelada quando os dados, de entrada e saída de um determinado sistema, são previamente coletados, e em seguida, processados de uma só vez para obtenção do vetor de parâmetros do modelo. A estimação é dita recursiva quando, a cada período de amostragem, a estimativa dos parâmetros é atualizada, tendo como base, apenas os dados coletados naquele instante (BORGES, 2016). Os algoritmos desenvolvidos para esse fim são denominados de algoritmos recursivos, como o método da minimização do erro de predição, que procura pelos parâmetros do modelo que minimizam o erro entre a saída do processo e o modelo de predição. Para isso, utilizam informações coletadas do problema, com o objetivo de a cada iteração obter uma melhor estimativa (ECKHARD, 2012).

A diferença entre cada método de identificação está na maneira em que $\hat{\theta}_N$ é estimado. O método da minimização do erro de predição procura pelos parâmetros do modelo que minimizam o erro entre a saída do processo e o modelo de predição. O *erro de predição* é definido como

$$\varepsilon(t, \theta) \triangleq y(t) - \hat{y}(t, \theta) \quad (16)$$

$$= H^{-1}(q, \theta)[y(t) - G(q, \theta)u(t)], \quad (17)$$

e a estimativa dos parâmetros do modelo é obtida como a solução do seguinte problema de otimização:

$$\hat{\theta}_N = \operatorname{argmin}_{\theta \in D} V_N(\theta, Z^N) \quad (18)$$

$$V_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon^2(t, \theta) \quad (19)$$

Note que a função custo depende dos parâmetros do modelo θ e do conjunto de dados Z^N coletado do processo. O método de identificação pela minimização do erro de predição é um estimador consistente para o sistema S . Foi mostrado na equação 18, que o método consiste em resolver um problema de otimização, que procura pelo vetor de parâmetros θ , o qual minimiza a função custo $V_N(\theta, Z^N)$. Tipicamente, são utilizados algoritmos iterativos, para tentar solucionar este problema de otimização. Após certo número de interações, o algoritmo termina e resulta em uma estimativa para o mínimo global da função custo (ECKHARD, 2012).

Portanto, a solução deste problema de otimização, denotada $\hat{\theta}_N$, é a estimativa dos parâmetros obtida que adapta o modelo aos dados experimentais, a partir da minimização do erro.

De maneira geral, os métodos de identificação de sistemas consistem em regras para determinar qual o modelo $W(q, \theta)$ do conjunto M que melhor representa o sistema S , baseando-se no conjunto de dados coletados do processo Z^N . Como o modelo $W(q, \theta)$ é parametrizado por θ , um método é um mapa que leva do conjunto de dados Z^N para um $\hat{\theta}_N$ do conjunto D , ou seja, $Z^N \rightarrow \hat{\theta}_N \in D$ (ECKHARD, 2012). Existem outros métodos de obtenção de parâmetros como a máxima verossimilhança, método de Bayes e outros (BORGES, 2016).

2.7 MODELO DE PREDIÇÃO

Um modelo probabilístico completo pode ser especificado por (LJUNG, 1999)

$$y(t, \theta) = G(q, \theta)u(t) + H(q, \theta)e(t), \quad (20)$$

onde, $G(q, \theta)$ e $H(q, \theta)$ descrevem a dinâmica do modelo e $e(t)$ é um ruído branco com variância λ . Logo, para caracterizar um modelo probabilístico completo, deve-se especificar $G(q, \theta)$, $H(q, \theta)$ e λ , sendo as funções de transferência parametrizadas em $\theta \in \mathbb{R}^n$. Este vetor θ contém todos os parâmetros desconhecidos das funções de transferência, os quais se deseja estimar.

Uma das principais aplicações de um modelo é prever a saída futura do sistema. Para fazer a previsão são usados valores presentes e passados dos sinais de entrada e saída. Um modelo que prediz a saída do sistema um passo à frente é caracterizado por

$$\hat{y}(t|t-1, \theta) = W_u(q, \theta)u(t) + W_y(q, \theta)y(t), \quad (21)$$

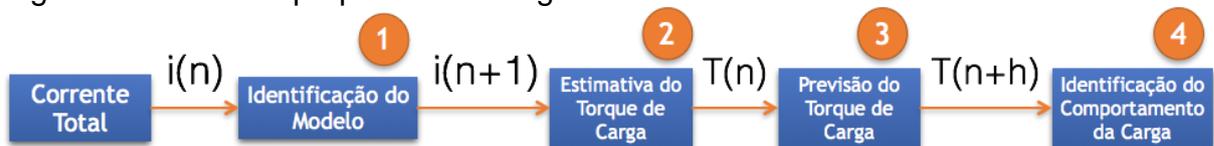
onde, $W_u(q, \theta)$ e $W_y(q, \theta)$ são funções de transferência parametrizadas por θ . Um modelo de previsão ótimo, consiste em um sistema que prevê a saída do processo no instante t , utilizando os sinais $u(t)$ e $y(t)$ apenas até o instante de tempo $t-1$. É importante notar que, não é possível estimar de maneira exata qual será o valor da saída no instante t , pois este sinal é corrompido por ruído com característica estocástica. A essência desse modelo é o aspecto de previsão, e, portanto, deve ser avaliado nesse conceito. Assim, dado o conjunto de dados Z^N , os erros podem ser computados para $t = 1, 2, 3, \dots, N$ e um bom modelo preditor é definido como aquele que minimiza a diferença entre a saída do processo e a previsão do modelo quando submetidos aos dados observados (LJUNG, 1999).

3 SISTEMA PROPOSTO

Neste trabalho, utilizou-se um modelo de espaço de estados linear e discreto para identificação de uma serie temporal da corrente RMS estatórica. Utilizou-se como entrada um sinal ruidoso, obtido de 9 motores idênticos em operação. Por questões de segurança da informação, os dados são apresentados com escala normalizada, contudo sem influenciar no resultado final da pesquisa.

O sistema é, basicamente, composto por quatro partes, identificação do modelo, a estimativa do torque de carga, a previsão do torque e, finalmente, a identificação do comportamento da carga. A Figura apresenta uma visão geral do trabalho proposto, onde cada etapa será explicada nas próximas subseções.

Figura 12 - Sistema proposto - Visão geral.



Fonte: Autoria própria.

3.1 IDENTIFICAÇÃO DO MODELO

Para a identificação dos parâmetros do modelo, 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:

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= Ax_n + Bu_n + Ke_n \\ y_n &= Cx_n + Du_n + e_n \end{aligned} \quad (22)$$

onde, x_n representa o vetor de estado, u_n e y_n a medida da corrente do estator, e_n é o ruído e A , B , C , K são as matrizes a serem identificadas. Por simplicidade, considera-se que não existem conexões diretas entre a entrada e a saída, portanto D é igual a zero.

A segunda equação é chamada de equação de saída, pois ela compõe a saída do sistema y como uma combinação linear, definida pela matriz C das variáveis de estado. Fazendo-se a C igual a matriz identidade, o vetor de saída torna-se igual ao vetor de variáveis de estado. Assim, utilizando o método de identificação por minimização do erro de predição, o modelo identificado minimiza o erro de 1 passo a frente, como foi mostrado na equação 15. O método consiste em resolver um problema de otimização que procura pelo vetor de parâmetros θ , o qual minimiza a função custo $V_N(\theta, Z^N)$. Como a essência do modelo será o aspecto da predição, o desempenho foi avaliado a esse respeito, de tal maneira que a validação do modelo é realizada usando um preditor de 10 passos a frente dos dados que não foram utilizados durante a identificação. Assim, dado $y_0 \dots y_{N-1}$, o modelo deve prever y_{n+10} .

3.2 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?

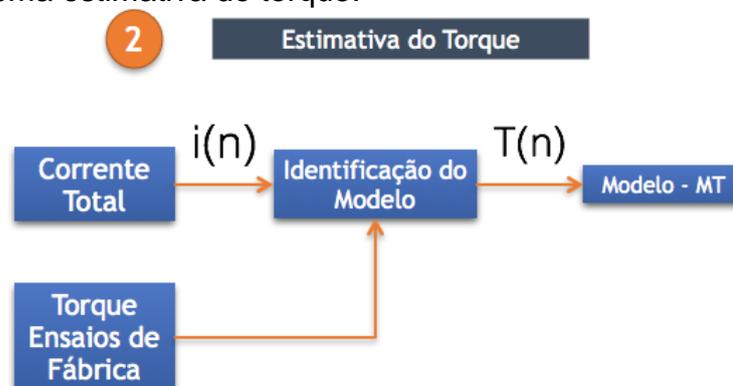
A solução adotada, neste caso, foi a de confiar em um conjunto de medidas reais e diretas que relacionam corrente e torque, tomadas de forma intermitente, para obtenção da relação entre essas grandezas. Tal metodologia não é incomum na prática, onde o custo de tomar medições diretas é alto e somente é feito periodicamente, como no caso abordado neste trabalho, onde as bombas estão submersas. Especificamente, a ideia é transformar o estado x_k da Equação de saída

em um estado g_k , como uma combinação linear tal que $g_k = Cx_k$, onde x_k é a corrente RMS, g_k é o torque do motor e C é a constante a ser estimada. Logo, para a determinação dessa relação, um algoritmo de regressão simples é utilizado.

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 bancadas e, em conjunto, em poços de teste antes de serem enviados ao campo para operação. Em uma determinada fase do ensaio, o conjunto BCSS é montado em um poço de teste com água e o equipamento funciona ininterruptamente por várias 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. Assim, neste trabalho, cinco medidas entre 80% e 105% do torque nominal dos equipamentos testados em fábrica, foram utilizadas para estimar o valor de C . A Figura mostra o esquemático do processo.

A fim de se verificar a acurácia da medida do torque gerado pelo modelo estimado, foi elaborado um modelo matemático do motor de indução, utilizando-se o *software* Matlab®, em que os valores de torque gerados por esse modelo, puderam ser comparados ao torque estimado pelo modelo de espaço de estados. Os Resultados são apresentados no próximo capítulo.

Figura 13 - Sistema estimativa do torque.



Fonte: Autoria própria.

3.3 PREVISÃO DO TORQUE DE CARGA

Nas últimas décadas foram desenvolvidos vários métodos de previsão. Uma variedade de métodos, modelos de regressão, Redes Neurais, Lógica *Fuzzy*, sistemas especialistas e algoritmos de aprendizagem estatísticos, são usados normalmente para previsões de curto-prazo. O desenvolvimento, melhorias, e investigação de ferramentas apropriadas têm levado ao desenvolvimento de técnicas de previsão mais precisas (CAMPOS, 2008).

Com esse intuito, uma vez considerado o modelo estimado validado e com um erro dentro de uma faixa aceitável e, portanto, apto a determinar o conjugado de carga, a etapa seguinte é utilizá-lo para efetuar a previsão dessa variável. Para isso, inicialmente, foi utilizado o próprio modelo identificado para realizar a previsão. No entanto, quando em regime transiente sua resposta foi insatisfatória, assim, para contornar esse problema foram separadas 3 regiões de operação: a primeira com o sistema operando em regime permanente, a segunda em rampa de subida e, finalmente, em operação de redução da carga. Para representar cada região foram identificados três novos modelos de espaço de estados.

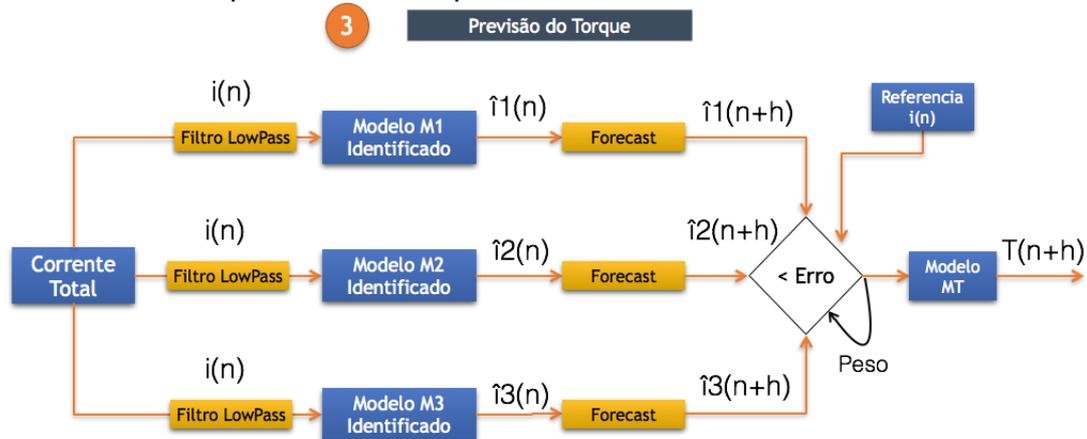
Utilizando uma função de previsão (*forecast*), em que a saída do modelo identificado é dada por h passos a frente, usando os dados passados, foi aplicado o sinal de corrente em cada um dos três modelos, obtendo-se a própria corrente em um determinado horizonte h passos a frente no tempo.

Em um primeiro momento, a partir das saídas previstas dos 3 modelos, calcula-se o erro médio quadrático (*Root Mean Square Error* - RMSE) de cada um em relação ao valor de referência medido de corrente. O modelo com menor erro é selecionado para fazer a próxima previsão de h passos a frente. Portanto, a seleção do modelo depende do erro médio quadrático que cada um apresenta em relação ao sinal real.

Uma vez identificado o comportamento da carga, de forma a reforçar a seleção do modelo correspondente ao comportamento identificado, foi atribuído um peso ao erro do modelo, por exemplo, caso seja identificado um aumento de carga, no

próximo passo de previsão o erro do modelo ascendente será dividido por um fator empírico maior que 1. Desta forma, como o menor erro é selecionado, o modelo será favorecido em relação aos demais na seleção. Mesmo que o RMSE global aumente, a utilização do peso poderá favorecer o fator de previsibilidade da carga. Finalmente, a previsão da corrente do modelo selecionado é utilizada como entrada do modelo de estimativa do torque da carga, o processo é repetido ao longo de todo o sinal. A Figura apresenta a proposta desta etapa.

Figura 14 - Sistema previsão do torque.



Fonte: Autoria própria.

Uma vez realizada a previsão do sinal, uma importante tarefa é a de quantificar a qualidade da predição obtida. Logo, para avaliação das previsões são considerados os seguintes índices de desempenho, RMSE, MAPE e U de Theil. Define-se a raiz do erro quadrático médio normalizado como:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2}}. \quad (23)$$

Em que a série temporal a ser predita é indicada por $y(k)$, a previsão por $\hat{y}(k)$, k o horizonte de previsão e \bar{y} o valor médio de $y(k)$, sendo a média calculada na janela de identificação. De forma análoga, a estatística de U de Theil, sendo que i indica o horizonte de predição é dada por

$$U_{Theil} = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - y(k-i))^2}}, \quad (24)$$

e o erro percentual absoluto médio (MAPE do inglês *Mean Absolute Percentage Error*)

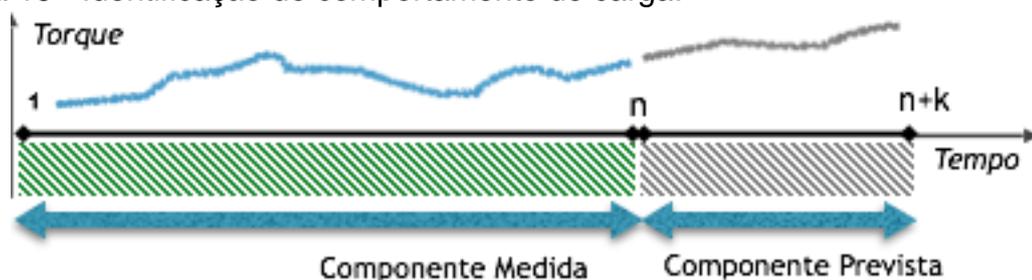
$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{(y(k) - \hat{y}(k)) * 100}{y(k)} \right|. \quad (25)$$

Para a primeira medida, o índice compara as previsões do modelo com a média temporal do sinal, que é usada como *preditor trivial*. Semelhantemente, U de Theil compara o modelo com o sinal original deslocado de um período de amostragem a frente, ou seja, o preditor trivial é o valor anterior da série temporal. Em ambos os casos, valores menores do que a unidade indicam um melhor desempenho em relação ao preditor padrão considerado (média ou um passo à frente).

3.4 IDENTIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA CARGA

Para a determinação prévia do comportamento da carga, a partir dos valores de torque previsto gerados pelos modelos apresentados, conforme exemplificado na Figura , foi aplicada a média do gradiente em relação ao eixo horizontal x da componente prevista, conforme equação 26.

Figura 15 - Identificação do comportamento de carga.



Fonte: Autoria própria.

$$P = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{\partial F_x}{\partial x} \quad (26)$$

Sendo $F_x \in \mathbb{R}$ vetor k -dimensional do horizonte de previsão. Se P é positivo indica uma direção ascendente da componente, se P é menor que zero indica uma tendência descendente e se P é nulo o vetor se mantém paralelo em relação ao eixo horizontal. Em sequência, para distinção das classes da carga, foi estabelecida uma faixa de valores de P para determinação de cada componente descendente, ascendente ou nula do torque e, conseqüentemente, a classificação previa da tendência do comportamento da carga. Desta forma, ao utilizar a componente de previsão como parte do cálculo, tem-se um sinal adiantado da variação da carga, e conseqüentemente, a possibilidade da identificação do seu comportamento, que foi classificado em quatro tipos definidos a seguir:

1 - Carga em operação normal: $-0,25 < P < 0,25$;

2 - Aumento da carga: quando $P > 0,25$;

3 - Redução da carga: quando $P < -0,25$;

4 - Instabilidade: esse comportamento foi definido quando ocorrerem eventos consecutivos e subsequentes de redução e aumento de carga.

Os valores de P , que estabelecem o limite da classificação de cada comportamento, foram estabelecidos empiricamente e podem ser adaptados de acordo a necessidade e particularidade das características produtivas de cada poço e sua criticidade de monitoramento.

O próximo capítulo apresenta os resultados obtidos tanto para a previsão do torque, quanto para a avaliação do modelo proposto.

4 RESULTADOS

4.1 CRIAÇÃO DO MODELO

Para a identificação dos parâmetros do modelo, foi utilizado o conjunto de dados do Motor 1, os outros 8 conjuntos de dados, com o mesmo volume de informações, foram utilizados para validação do modelo. A Tabela apresenta os valores dos parâmetros identificados do modelo.

Tabela 1 - Parâmetros do modelo

A	B	C	K
0,4942	5,5183	1	0,5058

Fonte: Autoria própria.

Cada um dos motores possuíam diferentes faixas de operação com cargas distintas, em diferentes poços produtores de petróleo com características distintas de produção, o que torna a tarefa de validação ainda mais complexa, assim, será possível verificar a flexibilidade do modelo. Para a aplicação, o horizonte de previsão de 10 passos a frente é suficiente para tomada de decisão. Logo, como a essência do modelo é o aspecto da predição, o desempenho foi avaliado a esse respeito, de tal maneira que, a validação do modelo é realizada usando um preditor de 10 passos a frente dos dados que não foram utilizados durante a identificação. Assim, dado $y_0 \dots y_{N-1}$, o modelo deve prever y_{n+10} . A Tabela apresenta o desempenho do modelo para cada um dos conjuntos de dados referente a cada motor.

Tabela 2 - Validação do modelo.

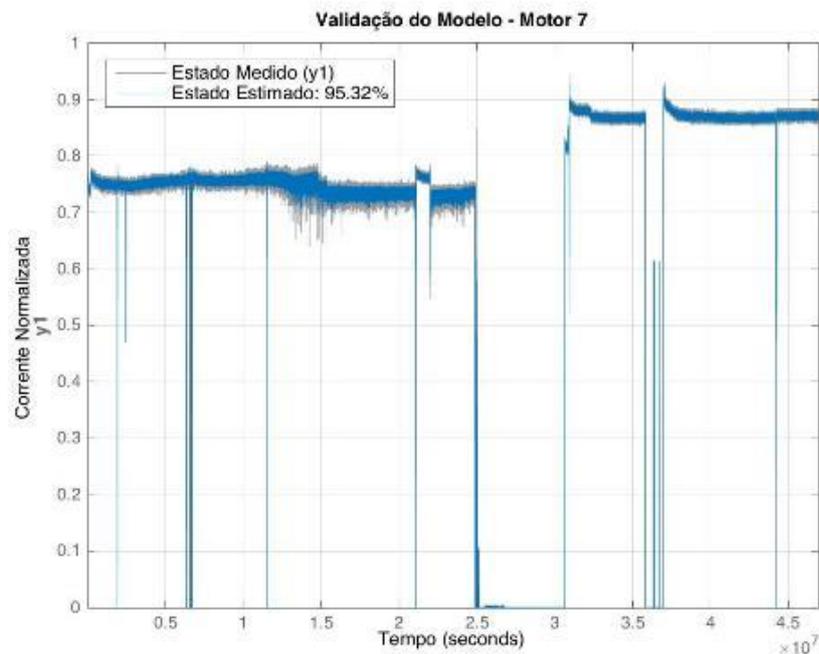
	Motor 2	Motor 3	Motor 4	Motor 5	Motor 6	Motor 7	Motor 8	Motor 9
Fit (%)	94,21	95,88	96,81	96,09	95,26	95,32	97,53	95,51

Fonte: Autoria própria.

Sendo que, o valor de Fit, em percentual, representa o complemento de uma unidade dos valores de RMSE normalizados, ou seja, quanto mais próximo de 100% melhor o desempenho dos modelos.

A Figura apresenta a resposta do modelo ao conjunto de dados do Motor 7. A saída do preditor de 10 passos a frente obteve um desempenho de 95,32% de assertividade. Sabendo que, 100% representa uma saída prevista idêntica a série medida, esse valor de 95,32% representa que o modelo obteve um ótimo desempenho para esse horizonte de previsão.

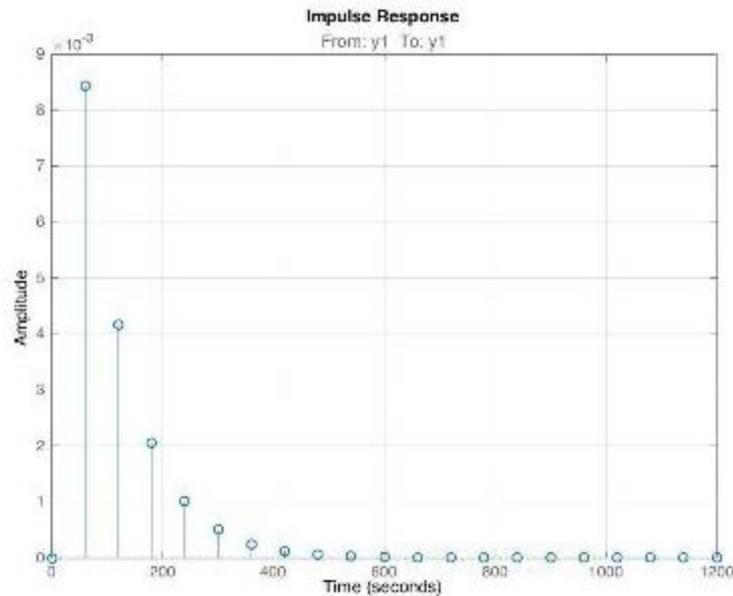
Figura 16 - Resposta do modelo aos dados do Motor 7.



Fonte: Autoria própria.

A Figura apresenta a resposta ao impulso do sistema identificado. Nota-se a estabilidade assintótica, o que valida o modelo encontrado.

Figura 17 - Resposta ao impulso.

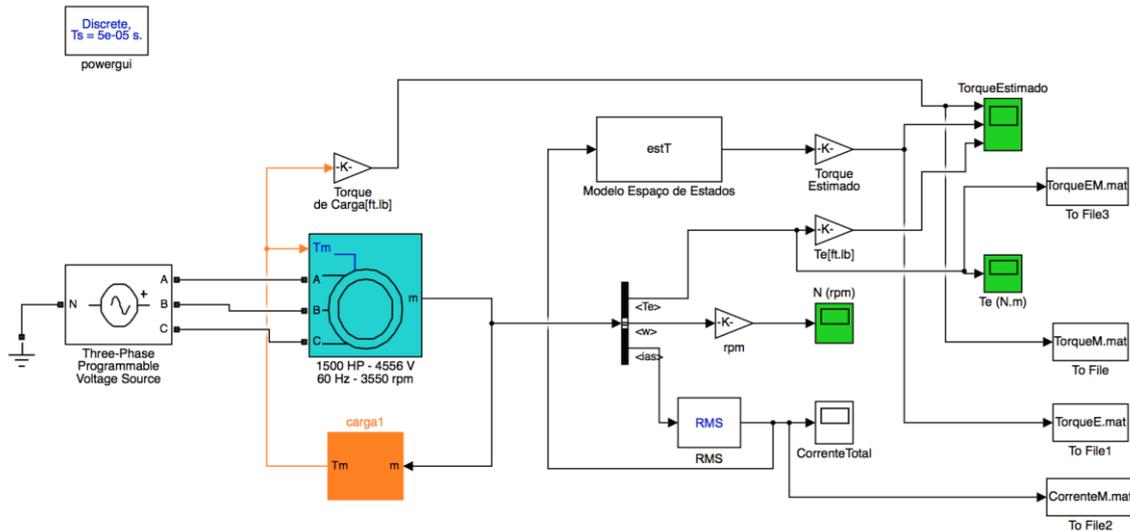


Fonte: Autoria própria.

4.2 ESTIMATIVA DO TORQUE

Inicialmente, foi elaborado um modelo matemático do motor de indução, baseado na ferramenta computacional *Matlab/Simulink*. Este modelo é aceito como representativo da realidade física do motor por diversos pesquisadores (ONG, 1997), 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. A Figura mostra a estrutura do modelo elaborado.

Figura 18 - Modelo Matlab - Simulink.



Fonte: Autoria própria.

Em sequência, foi estimado o valor de C , que estabelece a relação entre corrente e torque, com cinco medidas, geradas durante os ensaios do motor em fábrica. Essas medidas correspondem de 80% a 105% do torque nominal dos equipamentos. Os cinco pontos e os erros correspondentes são apresentados na tabela 3. Essa relação linear presume que o torque desenvolvido é proporcional à corrente consumida (REBOUÇAS, 2005). O valor de C encontrado foi de 0,0917. Desta forma, a saída passou a representar o conjugado da máquina.

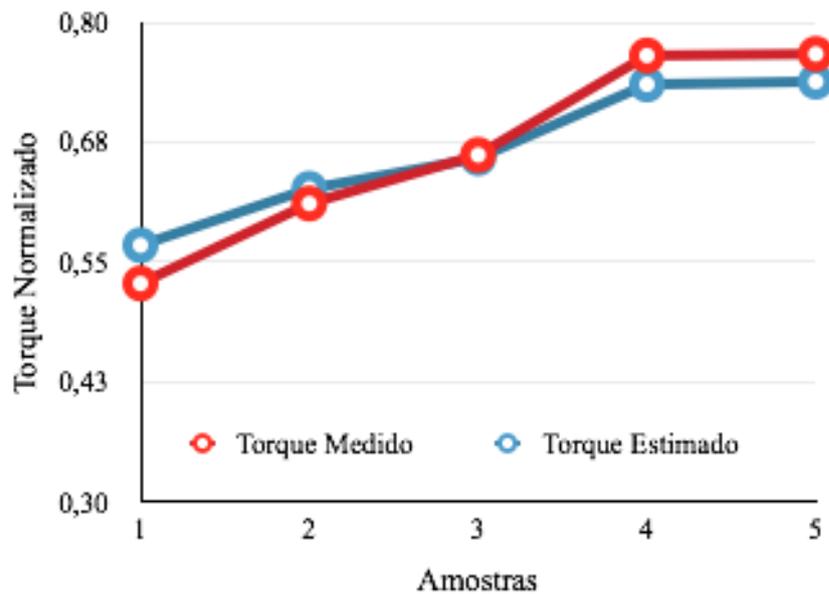
Tabela 3 - Torque medido em fábrica *versus* torque estimado.

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

Fonte: Autoria própria.

O gráfico da Figura apresenta a comparação do torque medido e o gerado pelo modelo estimado dos cinco pontos apresentados na tabela 3. Como pode-se perceber, o torque medido e o estimado apresentaram o comportamento similar e um erro médio de 3,64% para as cinco medidas apresentadas.

Figura 19 - Torque medido em fábrica *versus* torque estimado.



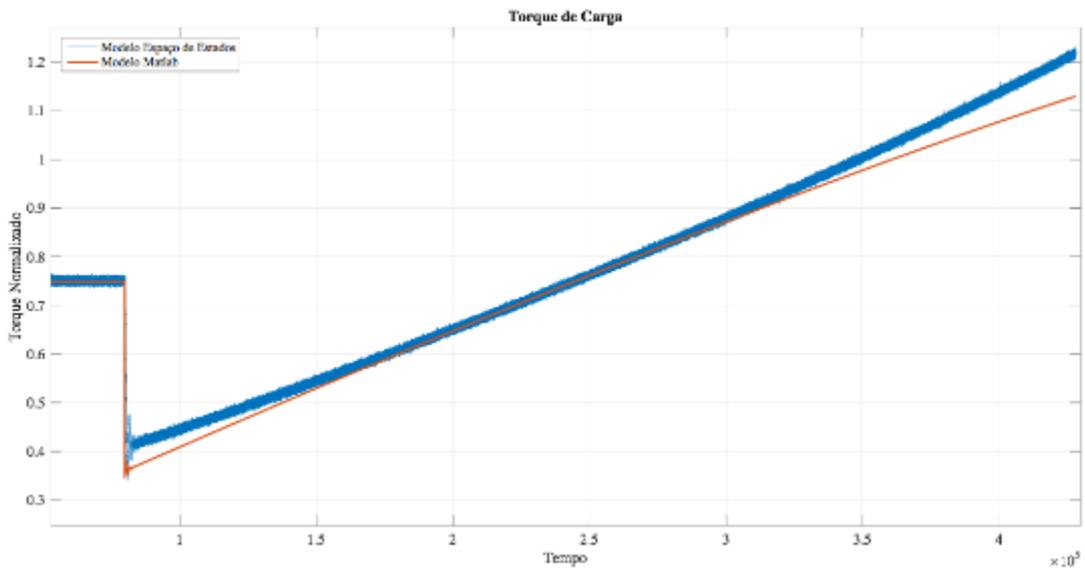
Fonte: Autoria própria.

Assim, o modelo estimado de espaço de estados foi inserido no ambiente *Simulink* para validação e comparação com o modelo matemático. Para a validação do modelo, foram simulados mais de 20 segundos de operação, 428.000 observações com período de amostragem de $50e-6$ segundos. Iniciou-se com a partida direta da máquina até atingir a carga nominal e, no instante $t = 5$ segundos, foi gerado um distúrbio de redução da carga, e na sequência, um aumento gradativo, como mostrado na Figura 20.

Como pode-se perceber, o valor de torque estimado pelo modelo apresentou um comportamento similar ao do modelo matemático, como mostrado na Figura . A estimativa de torque do motor de indução por identificação dos parâmetros do

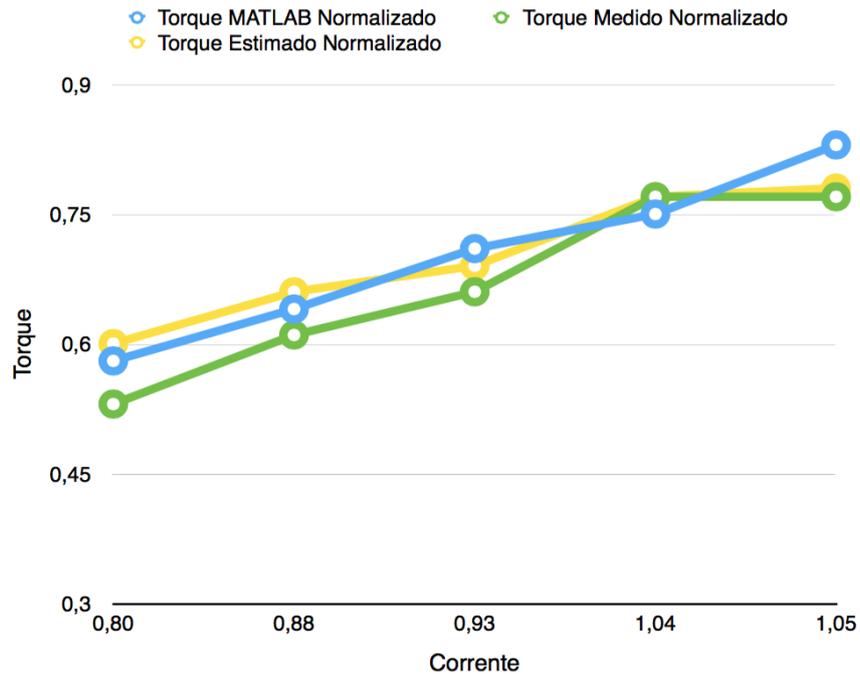
modelo de espaço de estados atingiu um erro percentual absoluto médio de 2,73% para uma faixa de 35 a 112% da carga nominal. Essa faixa é suficiente para atender a aplicação, já que, normalmente, a carga dos motores está compreendida entre 65 a 100% da carga nominal (TAKACS, 2009).

Figura 20 - Resposta dos modelos simulado e estimado.



Fonte: Autoria própria.

Aplicando-se como entrada os mesmos valores de corrente utilizados para estabelecer o valor de C , foi comparado o torque gerado pelo modelo de espaço de estados com os valores do Matlab e os valores do torque medido em fábrica. A Figura 21 apresenta a comparação que também pode ser analisada na tabela 4.

Figura 21 - Torque medido e simulado *versus* estimado.

Fonte: Autoria própria.

Tabela 4 - Torque medido e simulado *versus* estimado.

Torque MATLAB Normalizado	Torque Medido Normalizado	Torque Estimado Normalizado	Corrente Normalizada
0,58	0,53	0,60	0,80
0,64	0,61	0,66	0,88
0,71	0,66	0,69	0,93
0,75	0,77	0,77	1,04
0,83	0,77	0,78	1,05

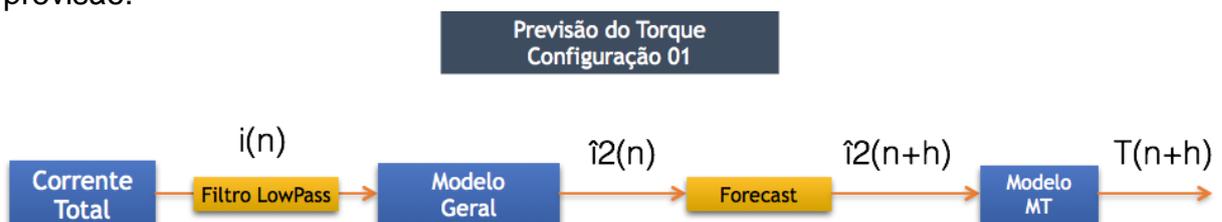
Fonte: Autoria própria.

Ao se 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.

4.3 PREVISÃO DO TORQUE

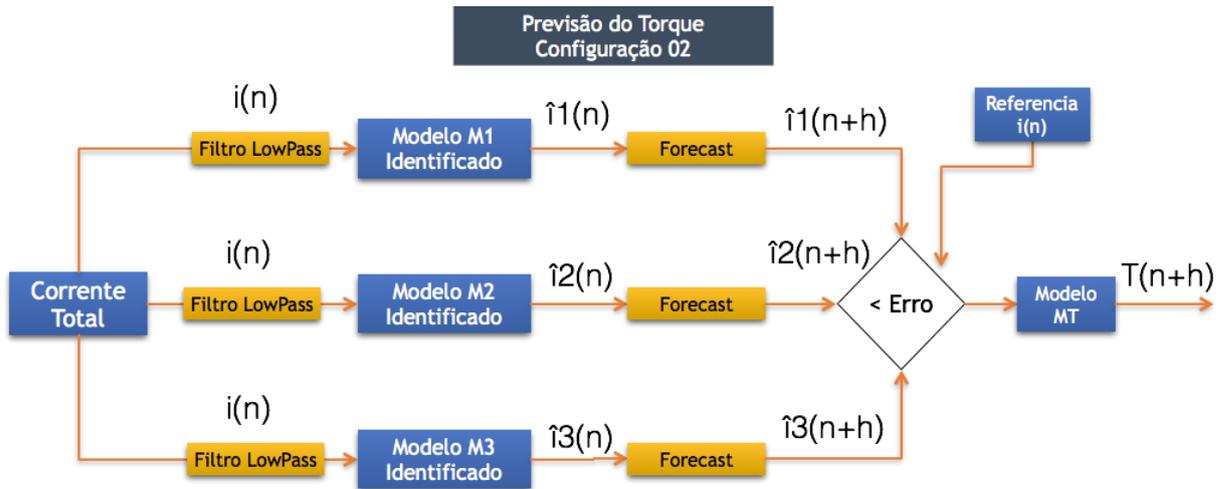
Inicialmente, foi utilizado o próprio modelo identificado (MT) para realizar a previsão, no entanto, quando em regime transiente sua resposta foi insatisfatória. Na tentativa de contornar esse problema foram separadas 3 regiões de operação a primeira com o sistema operando em regime permanente, a segunda em rampa de subida e, finalmente, em operação de redução da carga. Para representar cada região foram identificados três novos modelos de espaço de estados (M1, M2, M3). Em sequência, na tentativa de melhores resultados, foi elaborado um novo método. Nessa última configuração, uma vez identificada a região de operação, ascendente, descendente ou normal, de forma a reforçar a seleção do modelo correspondente ao comportamento identificado, foi atribuído um peso ao erro desse modelo, por exemplo, caso seja identificado um aumento, no próximo passo de previsão o erro do modelo ascendente será dividido por um fator empírico de 25. Desta forma, como o menor erro é selecionado, o modelo será favorecido em relação aos demais na seleção. As Figura , Figura e 24 mostram o diagrama das configurações descritas.

Figura 22 - Configuração 01: próprio modelo identificado (MT) para realizar a previsão.



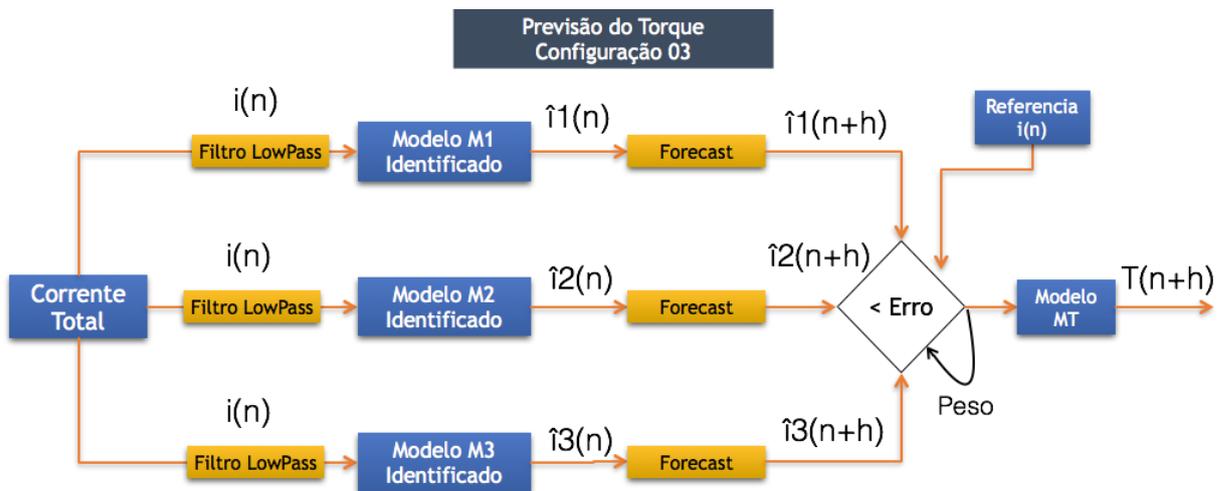
Fonte: Autoria própria.

Figura 23 - Configuração 02: modelo com três regiões de operação e sem peso.



Fonte: Autoria própria.

Figura 24 - Configuração 03: modelo com três regiões de operação e com peso.



Fonte: Autoria própria.

Com a finalidade de analisar o desempenho de cada uma das configurações foram selecionados os três índices de desempenho: RMSE, MAPE, U de Theil. Porém, antes de analisar cada configuração, se faz necessário a determinação da ordem dos modelos. Para tanto, com o intuito de determinar o valor ótimo da ordem dos modelos, foi realizada uma matriz de teste alterando a ordem de 1 a 12 para cada uma das configurações, ou seja, com um modelo, com três modelos sem pesos e

três modelos com peso aplicado ao erro para um horizonte de previsão de 15 passos de um sinal senoidal simulado. Para cada caso, foram analisados os três índices de desempenho RMSE, MAPE e U de Theil. A Tabela e as Figuras , 26 e 27 apresentam os resultados encontrados.

Tabela 5 - Análise de sensibilidade - Ordem do modelo.

Horizonte = 15 Ordem	RMSE			MAPE			UTheil		
	1 modelo	3 Modelos sem Peso	3 Modelos com Peso	1 modelo	3 Modelos sem Peso	3 Modelos com Peso	1 modelo	3 Modelos Sem Peso	3 Modelos com Peso
1	0,4430	0,4664	0,4320	3862	3864	3514	2,3510	2,4752	2,2928
2	0,4406	0,4403	0,1511	3808	3807	4957	2,3383	2,3365	0,8018
3	0,3572	0,3544	0,1598	661	656	5179	1,8955	1,8806	0,8481
4	0,4456	0,4455	0,1523	4046	4046	4804	2,3647	2,3644	0,8081
5	0,4436	0,4433	0,1540	3871	3871	4813	2,3540	2,3524	0,8172
6	0,4591	0,4591	0,1570	4579	4579	5076	2,4362	2,4362	0,8334
7	0,4554	0,4554	0,1426	4287	4287	5014	2,4168	2,4168	0,7567
8	0,2677	0,1964	0,1579	7698	2733	4598	1,4207	1,0422	0,8379
9	0,3788	0,3751	0,1141	969	950	2881	2,01	1,9907	0,6053
10	0,2827	0,1965	0,1411	8352	1484	1512	1,50	1,0428	0,7488
11	0,3439	0,3363	0,1242	1208	1167	2330	1,8249	1,7848	0,6592
12	0,3233	0,3159	0,1432	1512	1221	2708	1,7160	1,6766	0,7601

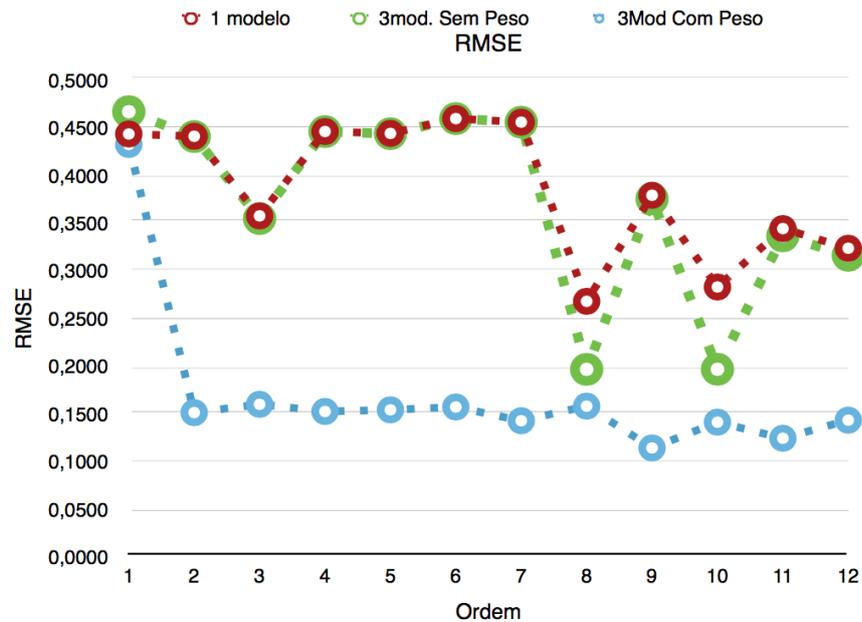
Fonte: Autoria própria.

Através da análise gráfica dos resultados apresentados nas figuras 25, 26 e 27 podemos inferir algumas proposições:

- A configuração que obteve o melhor desempenho foi com três modelos com peso. Observa-se grande evolução desde o modelo de segunda ordem;
- A ordem 9 foi a que obteve melhor performance e não houve alteração significativa nos parâmetros analisados após esta ordem;
- De maneira geral, quando se compara o modelo com peso com os demais, observa-se que apesar do aumento do MAPE global, a utilização do peso favorece o fator previsibilidade da carga já que a componente de previsão é

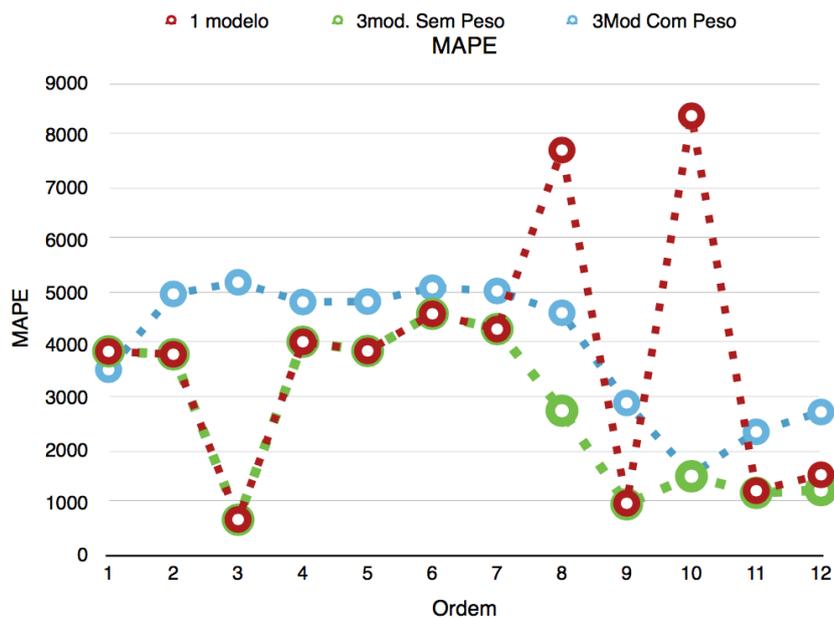
favorecida, fato comprovado pela redução dos índices de previsibilidade RMSE e U de Theil abaixo de uma unidade que corresponde ao predictor trivial.

Figura 25 - Cálculo da ordem - RMSE.



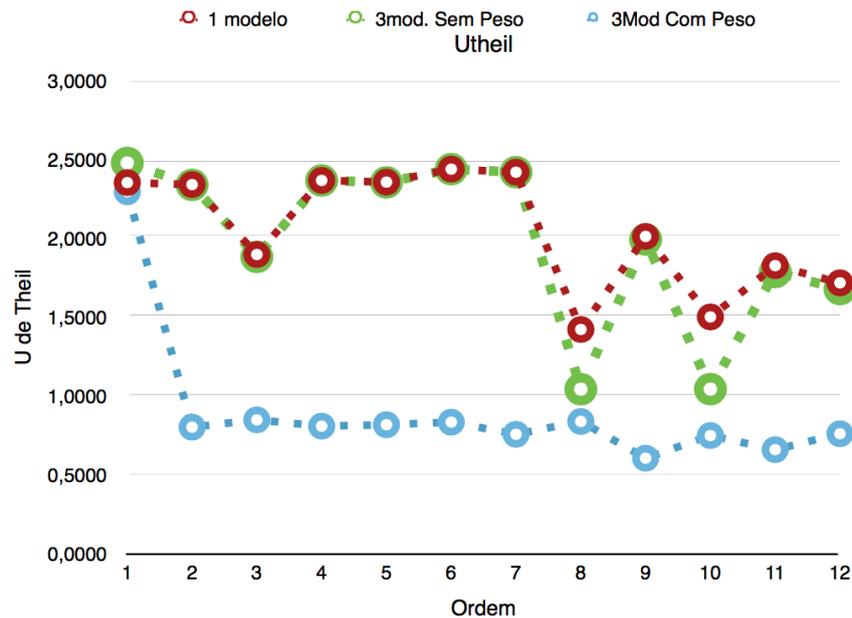
Fonte: Autoria própria.

Figura 26 - Cálculo da ordem - MAPE.



Fonte: Autoria própria.

Figura 27 - Cálculo da ordem - U de Theil.



Fonte: Autoria própria.

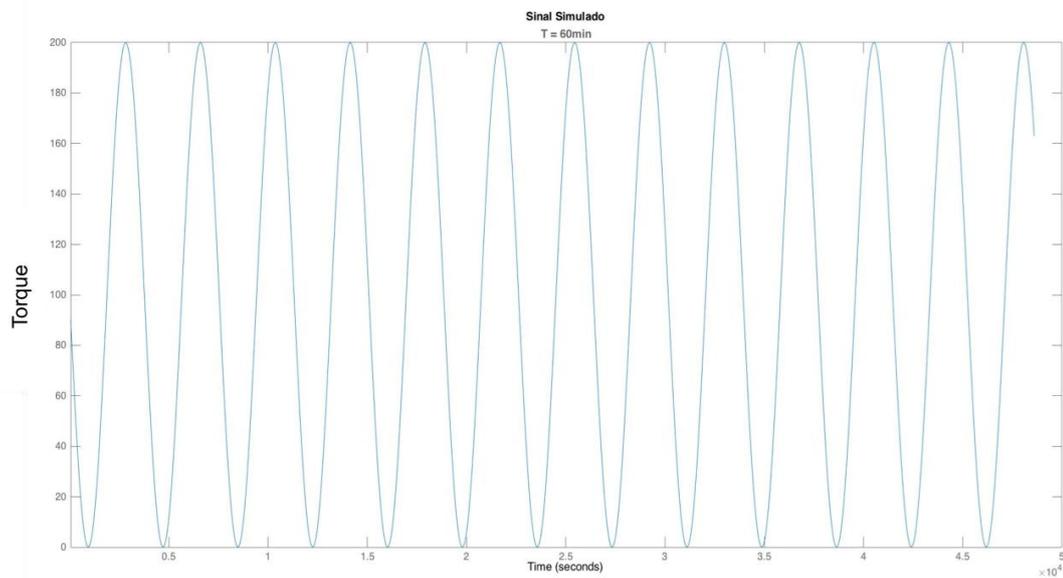
É importante ressaltar, que a configuração com três modelos com peso atribuído de ordem 9, obteve o melhor desempenho. Assim, foi adotada essa ordem para obtenção dos resultados de previsão.

4.3.1 Injeção de sinal simulado

Uma vez selecionada a ordem dos modelos, pode-se realizar a previsão do torque. Inicialmente, foi injetado um sinal senoidal com amplitude conhecida, com mesma frequência amostral do sinal real, com período de 120 minutos e 14 horas de simulação. Em seguida, de modo a avaliar a resposta do sistema a uma variação maior, foi utilizado um sinal com o dobro da frequência do sinal anterior, ou seja, período de 60 minutos e com a mesma duração de 14 horas. Com o intuito de avaliar a resposta de cada uma das configurações do sistema, foram analisados os resultados dos três índices de desempenho: RMSE, MAPE, U de Theil. O desempenho foi avaliado com horizontes de previsão de 3, 4, 5 e 15 minutos à frente, para os três métodos distintos utilizando 1 modelo genérico ou três modelos

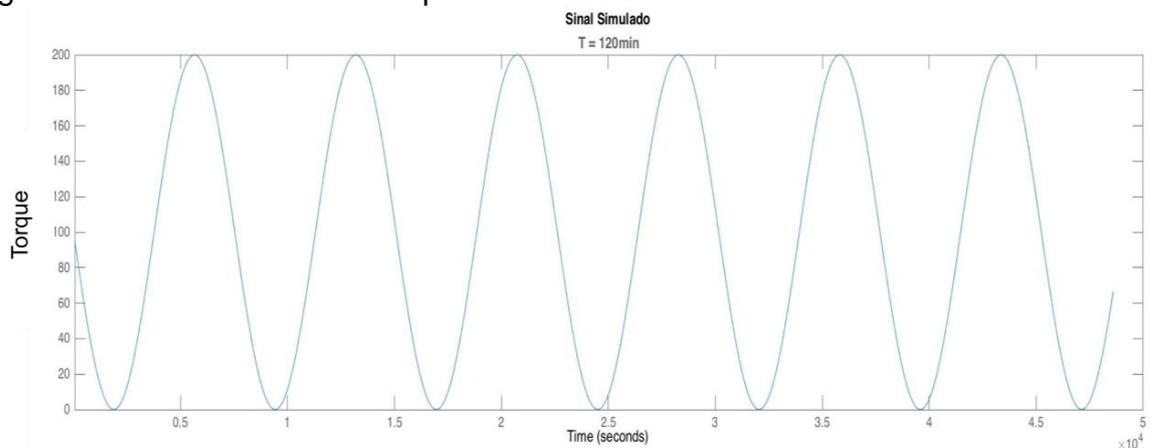
específicos sem e com peso. Desta forma, foram injetados dois sinais senoidais com padrão conhecido para analisar a resposta do sistema e avaliar seu comportamento diante de variações controladas de um comportamento ascendente, descendente e de transição. As figuras 28 e 29 apresentam os sinais simulados utilizados com período de 60 e 120 minutos, respectivamente.

Figura 28 - Sinal simulado com período de 60 minutos.



Fonte: Autoria própria.

Figura 29 - Sinal simulado com período de 120 minutos.



Fonte: Autoria própria.

Na previsão do sinal de 60 minutos, 5 passos à frente, utilizando a configuração com 1 modelo somente, por exemplo, obteve-se U de Theil igual a 1,88, enquanto que ao utilizar a configuração com três modelos com peso, esse mesmo índice foi reduzido para 0,5751. A tabela 6 apresenta os resultados obtidos ao simular o sistema utilizando o sinal com período de 60 minutos.

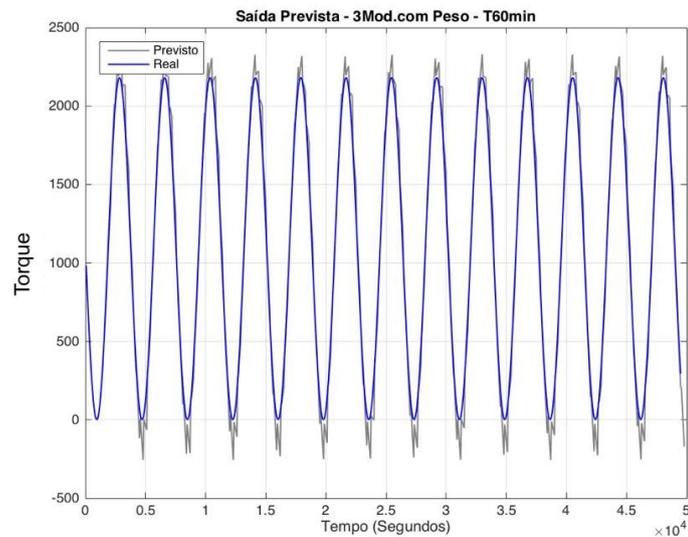
Tabela 6 - Resultado - Sinal simulado T60.

Previsão (Passos a Frente)	RMSEP			MAPE			U de Theil		
	1 modelo	3mod.Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod.Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod.Sem Peso	3Mod Com Peso
15	0,9218	0,4236	0,4956	50067	31425	36777	2,6234	1,2055	1,4106
5	0,4156	0,1692	0,1272	6355	4421,2	8209,8	1,8796	0,7652	0,5751
4	0,3606	0,1438	0,0964	3056,8	1746,8	3555,2	1,8176	0,7251	0,4859
3	0,3051	0,1148	0,0691	4080,8	2812,1	5326,4	1,7742	0,6673	0,4020

Fonte: Autoria própria.

A figura 30 mostra a comparação entre o sinal simulado e a saída prevista utilizando os três modelos com peso e horizonte de previsão de 5 minutos à frente.

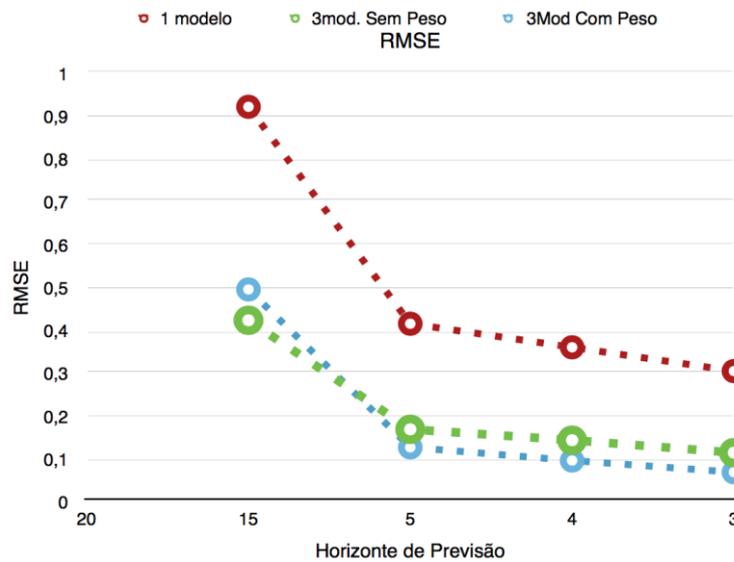
Figura 30 - Saída prevista para o sinal com período de 60 minutos.



Fonte: Autoria própria.

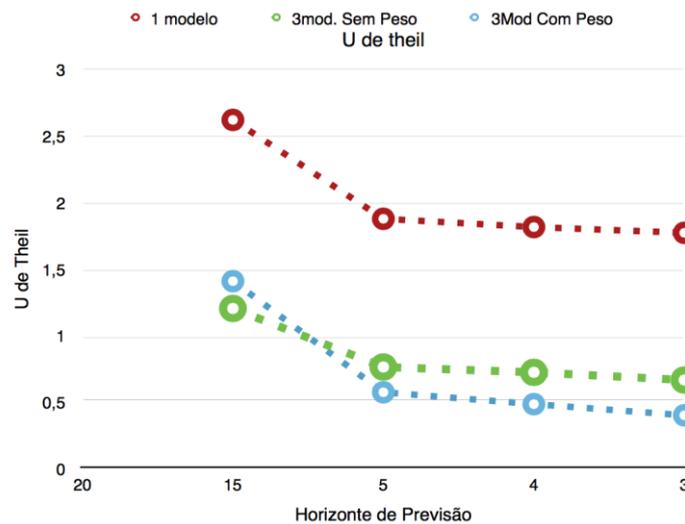
As figuras 31 e 32 indicam, respectivamente, os resultados dos índices de previsão RMSE e U de Theil em relação ao horizonte de previsão para cada uma das configurações utilizadas, para o sinal com período de 60 minutos e 14 horas de simulação. De maneira geral, nesse caso, pode-se notar que a configuração com três modelos com peso obteve o melhor desempenho.

Figura 31 - RMSE para o sinal com tempo total de - Período 60 minutos.



Fonte: Autoria própria.

Figura 32 - U de Theil - Período 60 minutos.



Fonte: Autoria própria.

Para a previsão do sinal de período 120 minutos, 5 passos à frente, utilizando a configuração de um modelo o índice U de Theil praticamente manteve-se o mesmo em relação ao sinal de 60 minutos. No entanto, ao se utilizar a configuração com três modelos com peso esse mesmo índice foi reduzido para 0,2721, bem abaixo do valor de referência de uma unidade que corresponde ao preditor trivial. A Tabela apresenta os resultados obtidos ao utilizar o sinal com período de 120 minutos.

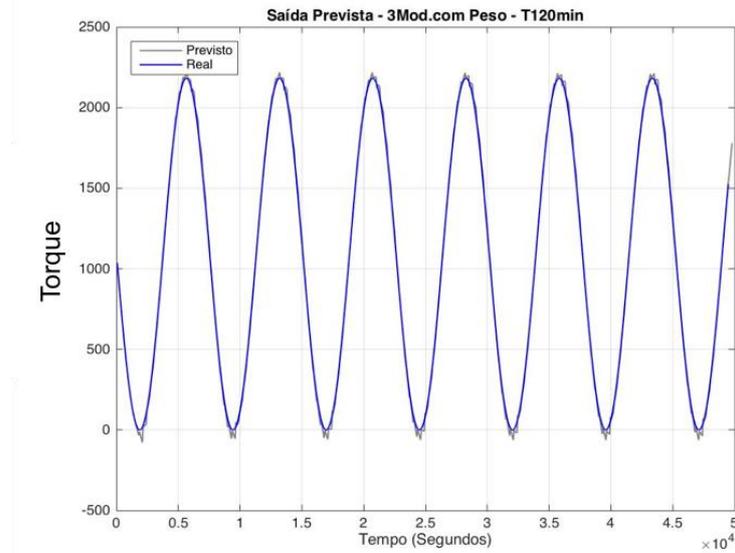
Tabela 7 - Resultado - Sinal simulado T120.

Previsão	RMSEP			MAPE			UTheil		
	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso
15	0,4869	0,1140	0,1168	4897,3	2382,1	3959,4	2,5839	0,6051	0,6198
5	0,2108	0,0415	0,0304	1121,8	707,7721	1347,5	1,8860	0,3712	0,2721
4	0,1828	0,0352	0,0230	1166,3	775,9340	1432,9	1,8251	0,3511	0,2298
3	0,1548	0,0280	0,0169	704,5082	439,0760	820,2312	1,7826	0,3218	0,1949

Fonte: Autoria própria.

A figura 33 mostra a comparação entre o sinal simulado com período de 120 minutos e a saída prevista utilizando os três modelos com peso, com horizonte de previsão de 5 passos à frente. Como pode-se perceber o sinal previsto representa comportamento quase idêntico ao sinal de entrada.

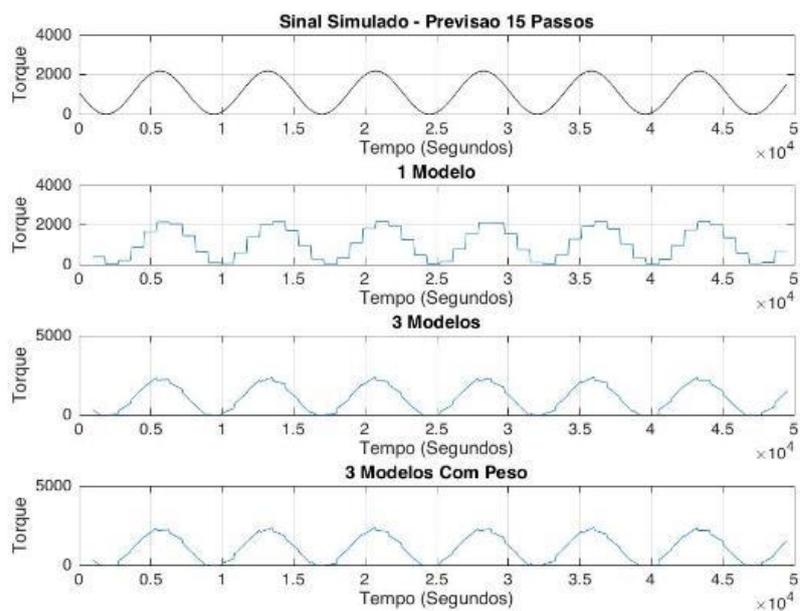
Figura 33 - Saída prevista - 5 passos - Período 120 minutos.



Fonte: Autoria própria.

A figura 34 traz a comparação entre as saídas de cada uma das configurações apresentadas com o horizonte de previsão de 15 passos versus o sinal simulado de período de 120 minutos. É nítida a evolução do resultado.

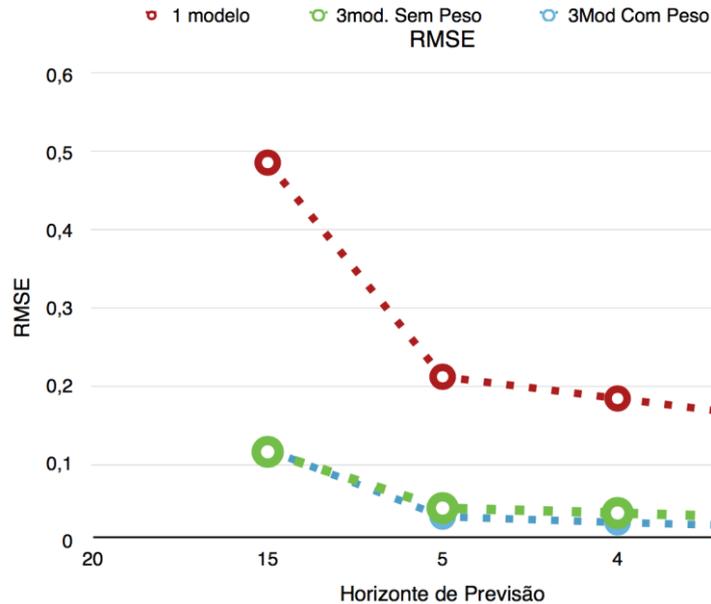
Figura 34 - Sinal simulado versus saídas previstas - 15 passos.



Fonte: Autoria própria.

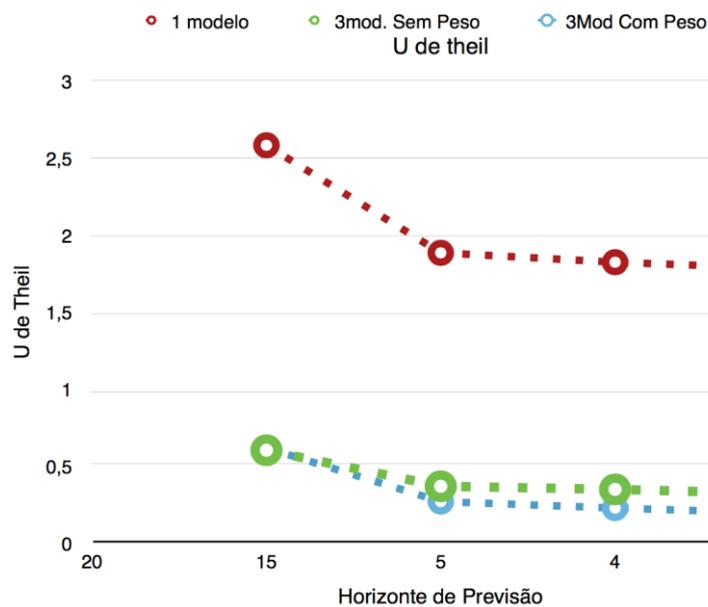
As figuras 35 e 36 indicam os resultados dos índices de previsão RMSE e U de Theil em relação ao horizonte de previsão para cada uma das configurações utilizadas, para o sinal de entrada com período de 120 minutos.

Figura 35 - RMSE para o sinal com período 120 minutos.



Fonte: Autoria própria.

Figura 36 - U de Theil - Período 120 minutos.



Fonte: Autoria própria.

Fica evidente em ambos os casos simulados, a grande redução do erro ao utilizar três modelos, a redução do erro a medida que ocorre a diminuição do horizonte de previsão, e uma melhora do desempenho ao utilizar a configuração com três modelos com peso para previsões de curto prazo, como apresentado nesse trabalho. De outra forma, para previsões de longo prazo o desempenho com a configuração com três modelos com peso, torna-se semelhante ao modelo sem peso. Cabe ressaltar, como foi demonstrado, que ao aumentar a frequência do sinal de entrada, ocorre a diminuição do desempenho de previsão e, portanto, variações bruscas do sinal de entrada não poderão ser previstas pelo sistema proposto. Ao término da análise do comportamento do sistema, utilizando um sinal simulado, a próxima etapa é testa-lo com um sinal real.

Para o teste final, foram utilizados os dados de corrente de cenários reais durante a transição de um período normal para o aumento, redução e instabilidade da carga. Nesses testes, para cada caso, foram utilizadas 60.000 observações, portanto 16,67 horas de operação. Novamente, o desempenho foi avaliado com horizontes de previsão de 3, 4, 5 e 15 minutos à frente, para os três métodos distintos utilizando 1 modelo genérico ou três modelos específicos sem e com peso.

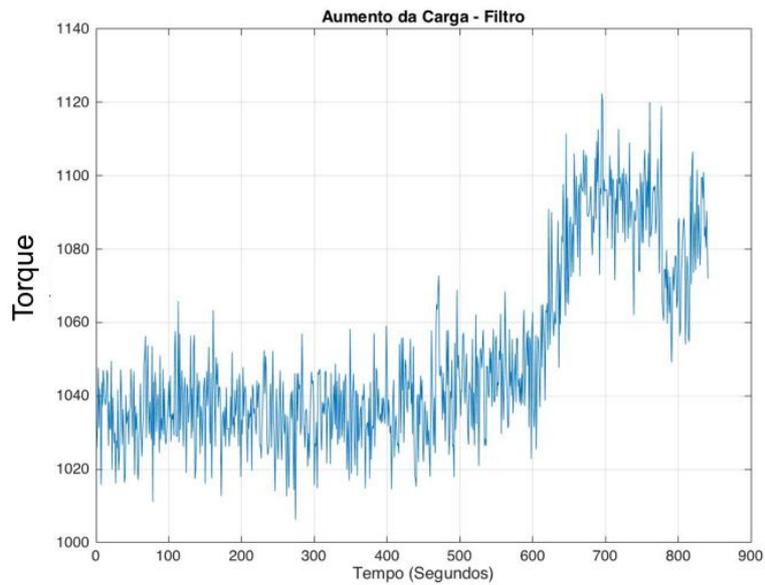
Cabe ressaltar que as alterações nos comportamentos da carga analisadas foram devidas às mudanças do processo, e não induzidas manualmente por variação da frequência ou abertura de válvulas.

4.3.2 Sinal real - Elevação da carga

A previsão da carga foi realizada em três equipamentos reais e similares em diferentes condições operacionais. Em um primeiro caso, foram utilizados os dados do motor 8. O torque de carga é aumentado em torno de 6% e o período analisado em torno de 14 horas. A figura 37 detalha o período analisado do torque para avaliação do sistema, perante esse comportamento de elevação da carga. No

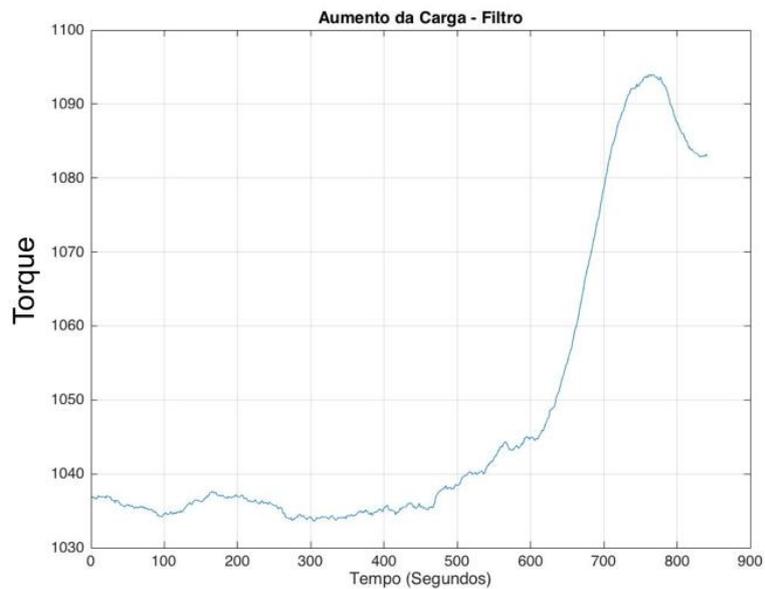
entanto, antes de entrar no sistema, o sinal é filtrado por um filtro passa baixa. A Figura apresenta o sinal de entrada após passar pelo filtro.

Figura 37 - Aumento de carga.



Fonte: Autoria própria.

Figura 38 - Aumento de carga após filtro.



Fonte: Autoria própria.

Posteriormente, foi realizada a previsão para o caso de elevação da carga. Foram utilizados os mesmos modelos e configurações apresentados. A Tabela 8 apresenta os resultados obtidos.

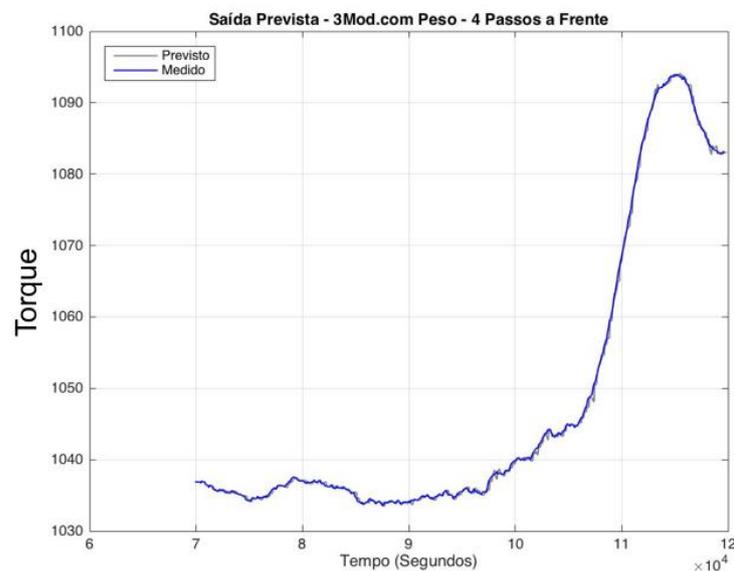
Tabela 8 - Resultado - Aumento de carga.

Previsão	RMSE			MAPE			UTheil		
	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso
15	0,0316	0,0240	0,0230	0,0921	0,0725	0,0664	2,6480	2,0074	1,9259
5	0,0142	0,0102	0,0096	0,0466	0,0346	0,0325	1,9481	1,3997	1,3211
4	0,0126	0,0092	0,0081	0,0419	0,0317	0,0285	1,8801	1,3764	1,2193
3	0,0108	0,0073	0,0060	0,0365	0,0262	0,0223	1,8316	1,2501	1,0254

Fonte: Autoria própria.

A figura 39 apresenta a comparação entre o sinal medido do aumento de carga e a saída prevista utilizando os três modelos com peso, com horizonte de previsão de 4 passos a frente.

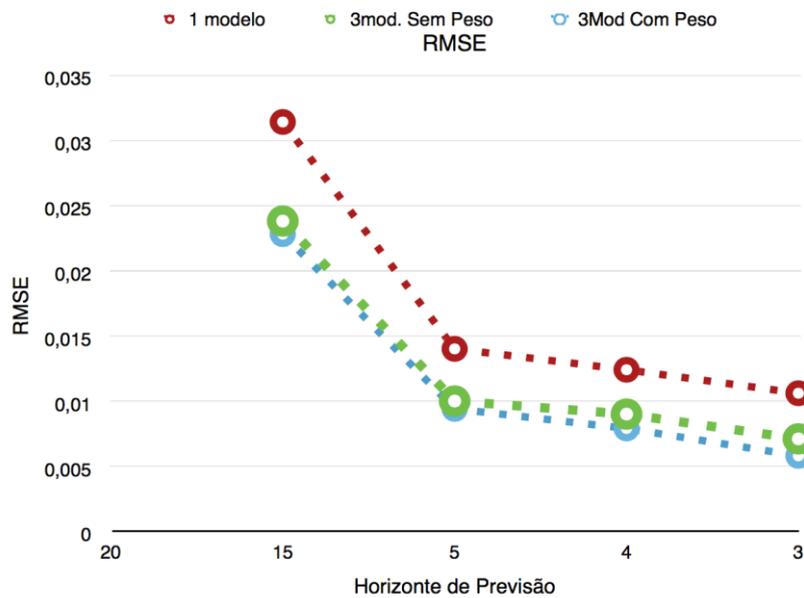
Figura 39 - Saída prevista - 4 passos a frente.



Fonte: Autoria própria.

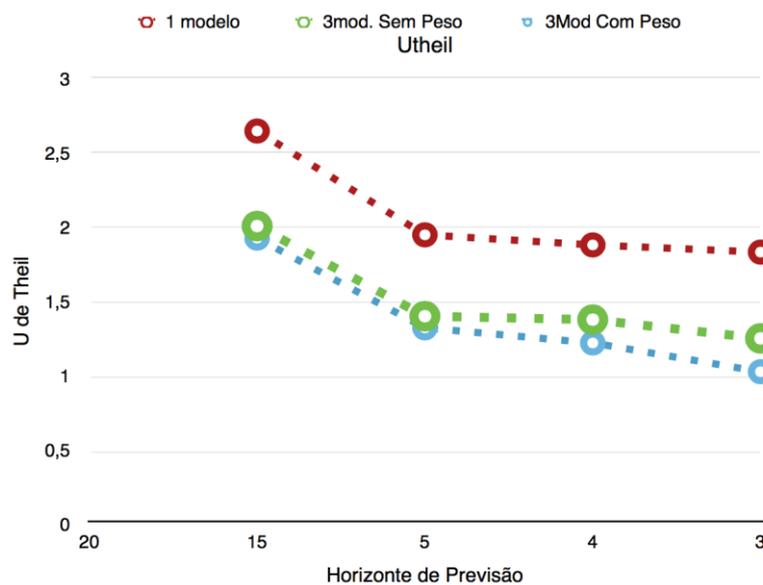
As figuras 40 e 41 indicam os resultados dos índices de previsão RMSE e U de Theil em relação ao horizonte de previsão para cada uma das configurações utilizadas, para o comportamento de elevação da carga. Nota-se neste caso, que quanto maior o horizonte de predição pior seu resultado, o que já era esperado.

Figura 40 - RMSE - Aumento de carga.



Fonte: Autoria própria.

Figura 41 - U de Theil - Aumento de carga.

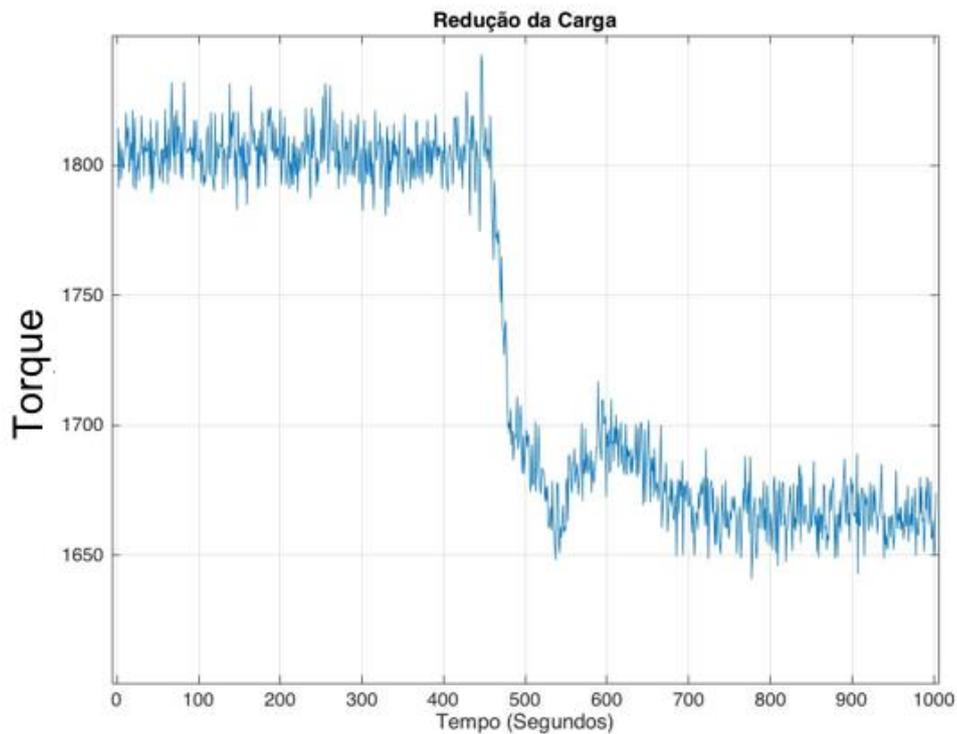


Fonte: Autoria própria.

4.3.3 Sinal real - Redução da carga

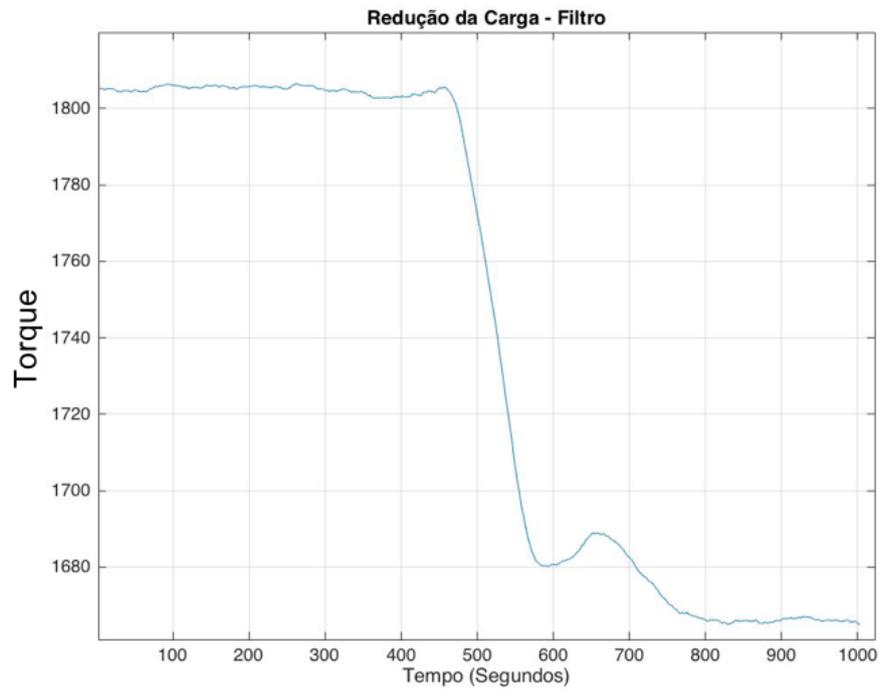
No segundo caso analisado, é avaliado o comportamento da carga quando esta sofre uma redução em torno de 8%, sendo observado um período de 16 horas da carga do motor 2. A figura 42 detalha o período analisado do torque para avaliação do sistema, perante esse comportamento de redução da carga. Já a figura 43 apresenta o sinal de entrada após passar pelo filtro.

Figura 42 - Redução da carga.



Fonte: Autoria própria.

Figura 43 - Redução da carga após filtro.



Fonte: Autoria própria.

De maneira análoga à análise anterior, foi realizada a previsão utilizando os mesmos modelos e configurações. A tabela 9 apresenta os resultados obtidos.

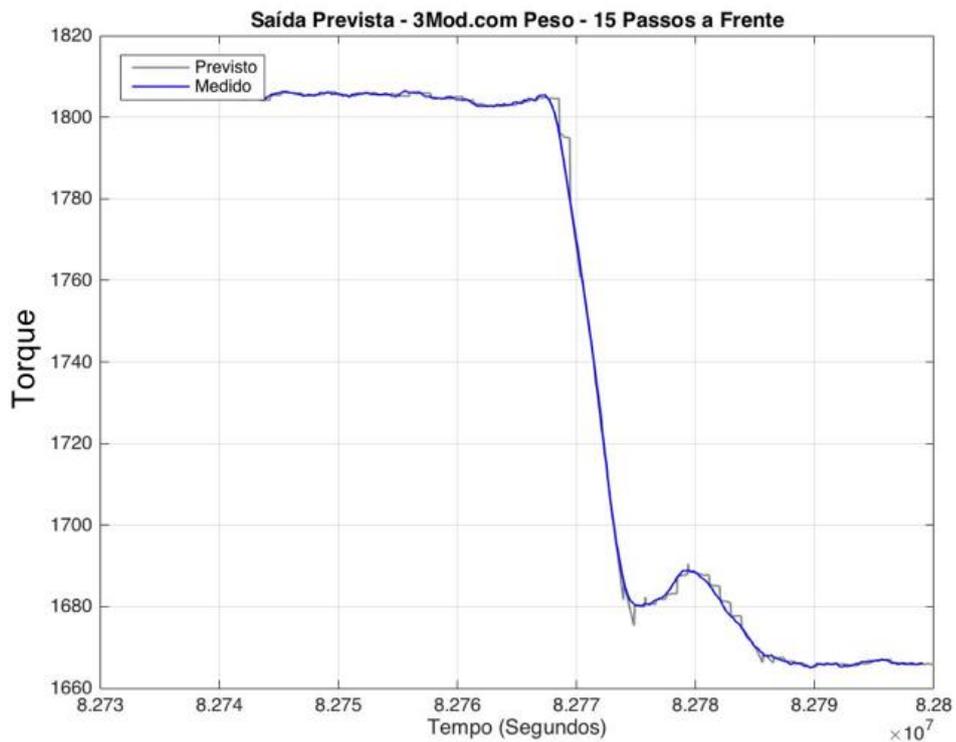
Tabela 9 - Resultado - Redução da carga.

	RMSEP			MAPE			UTheil		
	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso
15	0,0051	0,0039	0,0020	0,0927	0,0714	0,0384	2,5121	1,9339	0,9810
5	0,0022	0,0015	0,0005076	0,0441	0,0314	0,0150	1,8301	1,2692	0,4266
4	0,0019	0,0013	0,0004741	0,0390	0,0265	0,0145	1,7679	1,1705	0,4429
3	0,0016	0,0010	0,0003870	0,0336	0,0221	0,0121	1,7191	1,0884	0,4162

Fonte: Autoria própria.

A figura 44 mostra a comparação entre o sinal medido de um comportamento de redução da carga e a saída prevista utilizando os três modelos com peso, com horizonte de previsão de 15 passos a frente. Os índices de desempenho revelam que o sistema apresenta bom desempenho no cenário apresentado.

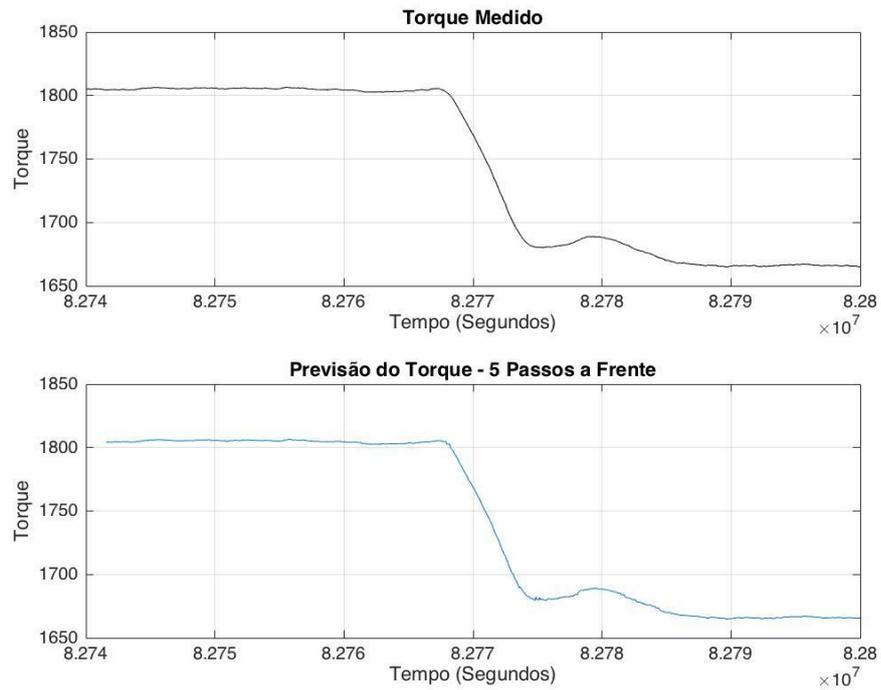
Figura 44 - Saída prevista 15 passos a frente.



Fonte: Autoria própria.

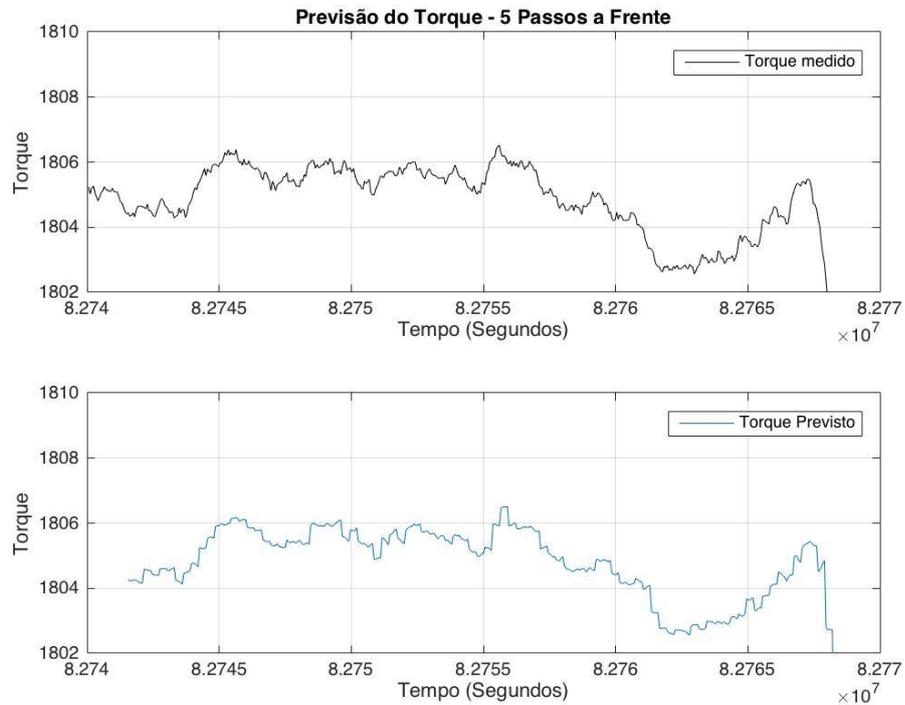
A figura 45 apresenta a saída medida versus a prevista para o horizonte de 5 passos. A figura 46 mostra o mesmo resultado, em um intervalo de tempo menor, compondo o trecho até o início da redução da carga.

Figura 45 - Saída prevista 5 passos a frente.



Fonte: Autoria própria.

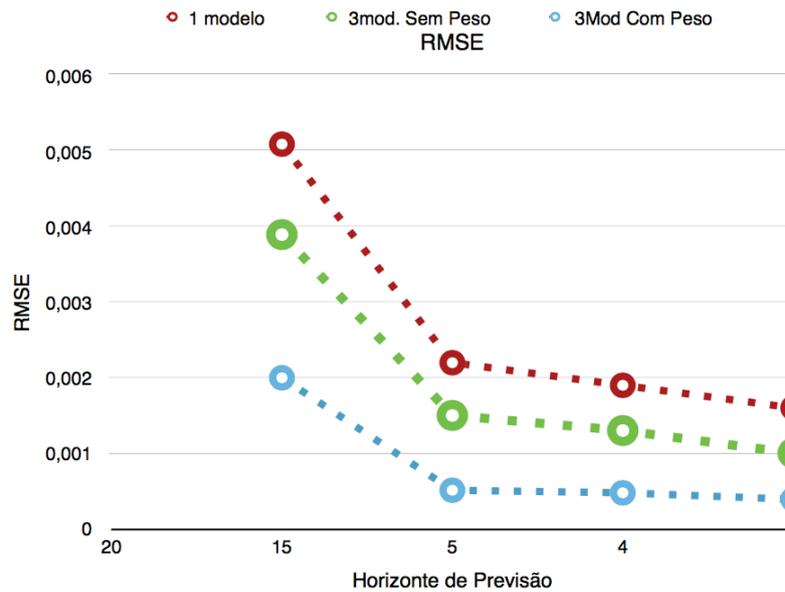
Figura 46 - Trecho da saída prevista 5 passos a frente.



Fonte: Autoria própria.

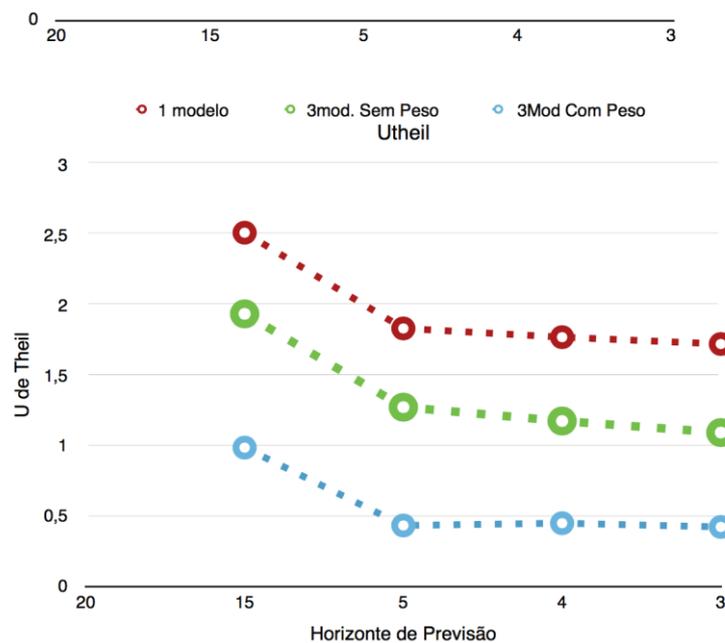
As figuras 47 e 48 indicam os resultados dos índices de previsão RMSE e U de Theil em relação ao horizonte de previsão para cada uma das configurações utilizadas, para o comportamento de redução da carga.

Figura 47 - RMSE com redução de carga.



Fonte: Autoria própria.

Figura 48 - U de Theil com redução de carga.



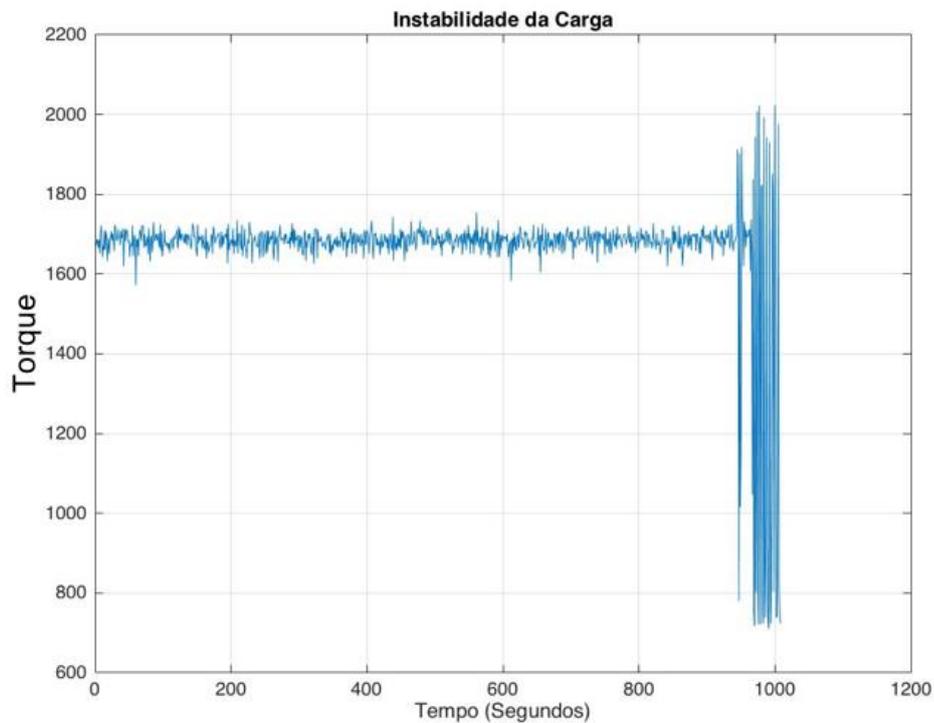
Fonte: Autoria própria.

Nota-se, novamente, a evolução do desempenho do sistema ao utilizar a configuração com 3 modelos com peso, e o aumento do erro com o acréscimo do horizonte de previsão.

4.3.4 Sinal real - Instabilidade da carga

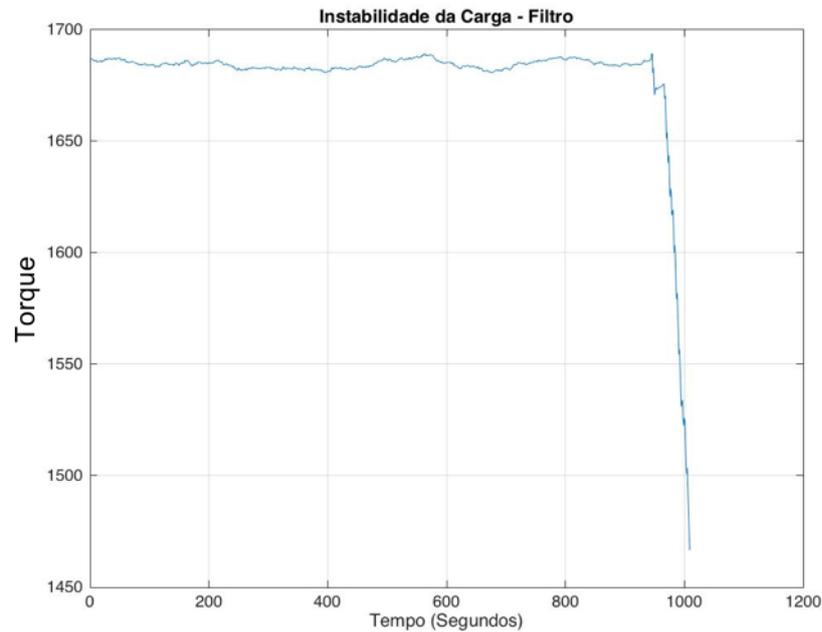
No último caso, é analisado o desempenho dos modelos diante de um comportamento de instabilidade da carga. Neste caso, foi utilizado um período de aproximadamente 17 horas dos dados do motor 7. A figura 49 detalha esse comportamento usado para avaliação do sistema. A figura 50 apresenta o sinal de entrada após passar pelo filtro.

Figura 49 - Sinal de instabilidade da carga.



Fonte: Autoria própria.

Figura 50 - Sinal de instabilidade da carga após filtro.



Fonte: Autoria própria.

Mais uma vez, foi realizada a previsão com os mesmos modelos e configurações utilizados nas análises anteriores. A tabela 10 apresenta os resultados obtidos.

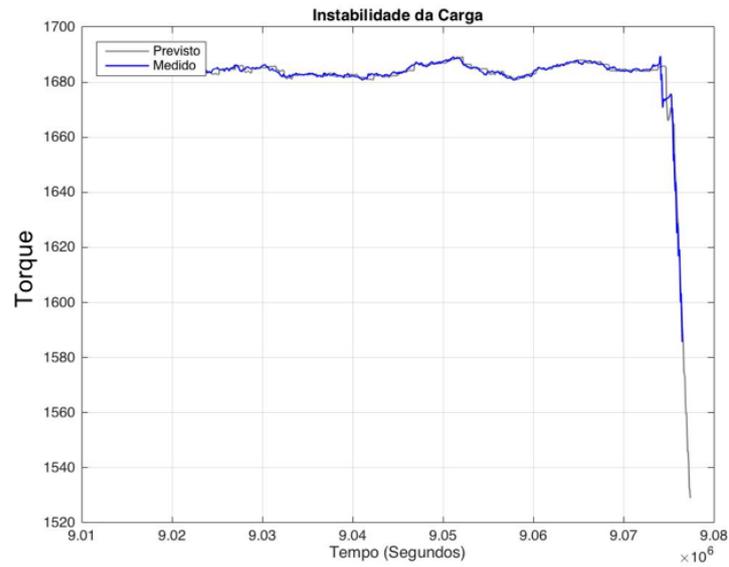
Tabela 10 - Resultado - Instabilidade da carga.

	RMSEP			MAPE			UTheil		
	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso	1 modelo	3mod. Sem Peso	3Mod Com Peso
15	0,0120	0,0106	0,0035	0,1282	0,1187	0,0661	2,6993	2,3774	0,7941
5	0,0069	0,0056	0,0082	0,0824	0,0690	0,0924	1,8292	1,4831	2,2008
4	0,0058	0,0045	0,0043	0,0723	0,0608	0,0595	1,7602	1,3697	1,3160
3	0,0051	0,0040	0,0051	0,0624	0,0514	0,0623	1,6631	1,2995	1,6875

Fonte: Autoria própria.

A figura 51 mostra a comparação entre o sinal medido de um comportamento de instabilidade da carga e a saída prevista utilizando os três modelos com peso, com horizonte de previsão de até 15 passos a frente.

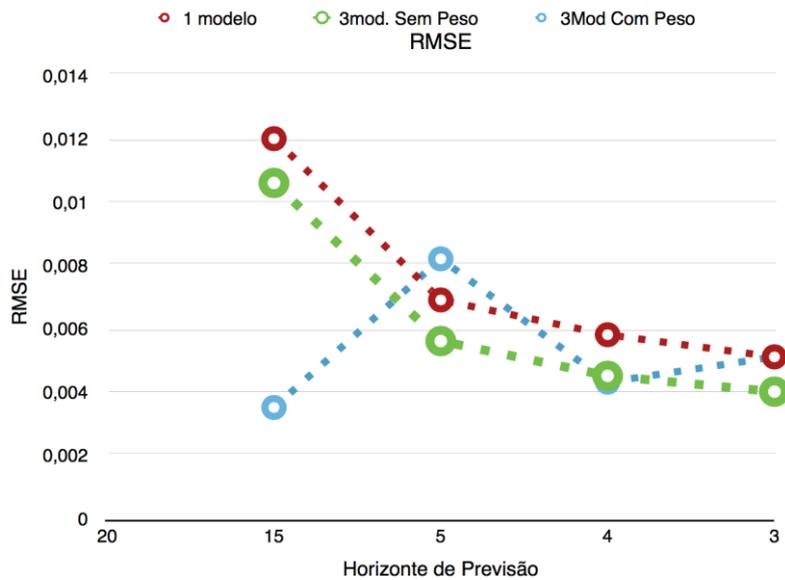
Figura 51 - Saída prevista - 15 passos a frente.



Fonte: Autoria própria.

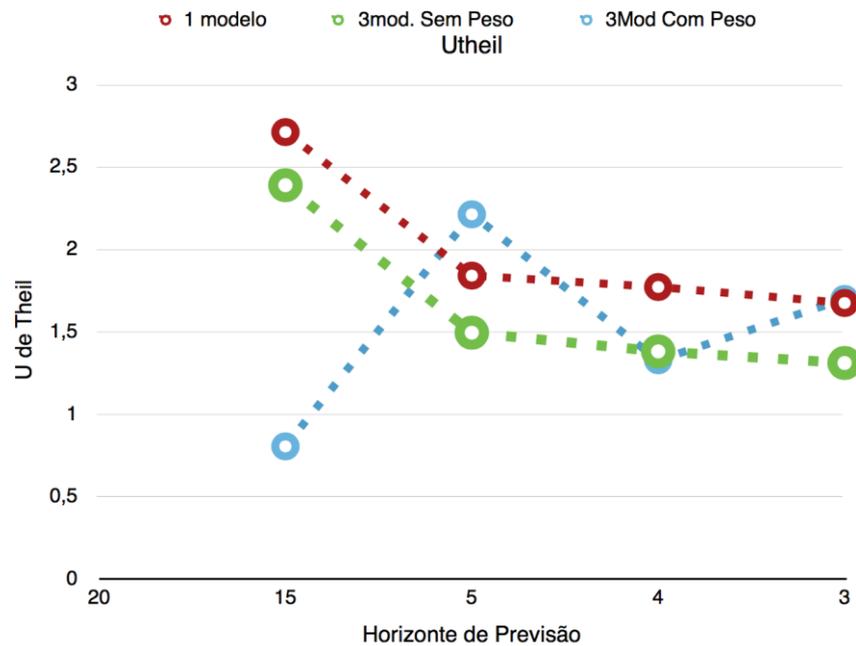
As figuras 52 e 53 exibem os resultados dos índices de previsão RMSE e U de Theil em relação ao horizonte de previsão para cada uma das configurações utilizadas, para o comportamento de Instabilidade da carga.

Figura 52 - RMSE com instabilidade da carga.



Fonte: Autoria própria.

Figura 53 - U de Theil com instabilidade da carga.



Fonte: Autoria própria.

Nesse caso, a configuração com três modelos e aplicação de peso obteve desempenho reduzido para horizontes menores de previsão, já para o horizonte de 15 passos o desempenho foi o melhor alcançado dentre as configurações testadas.

De maneira geral, as configurações com três modelos com peso e utilizando-se horizontes de 5 e 15 minutos a frente foram as que melhor atenderam os requisitos para atendimento da finalidade de identificação preditiva do comportamento da carga.

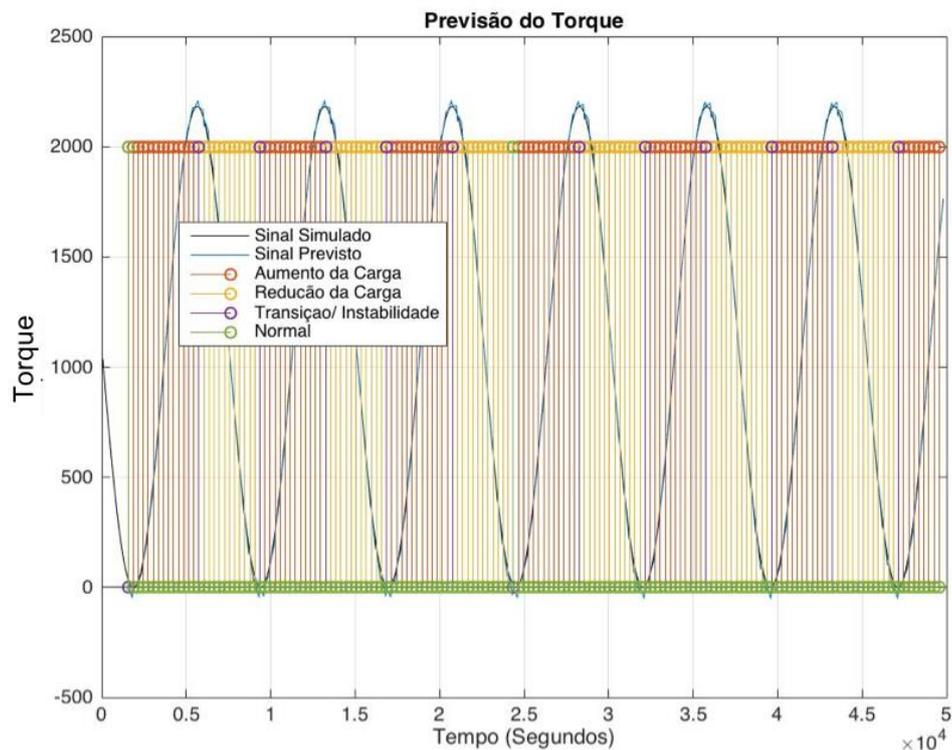
4.4 IDENTIFICAÇÃO PRÉVIA DA CARGA

Conforme descrito no capítulo anterior, para a determinação prévia do comportamento da carga, a partir dos valores de torque previsto gerados pelos modelos apresentados, foi aplicada a média do gradiente em relação ao eixo

horizontal x da componente prevista, conforme equação 26 e estabelecida uma faixa de valores para determinação de uma componente descendente, ascendente ou nula. Os valores de P podem ser ajustados para cada comportamento, de acordo com a necessidade e particularidade das características produtivas de cada poço.

Inicialmente, foi feita a classificação do sinal simulado apresentado no início deste capítulo, que com o seu comportamento bem definido promove uma maneira simples para avaliar a classificação do sistema. A figura 54 apresenta a saída da classificação do comportamento da carga para o sinal simulado com período de 120 minutos, ao utilizar a configuração de três modelos com peso e previsão de 5 minutos.

Figura 54 - Classificação da carga.



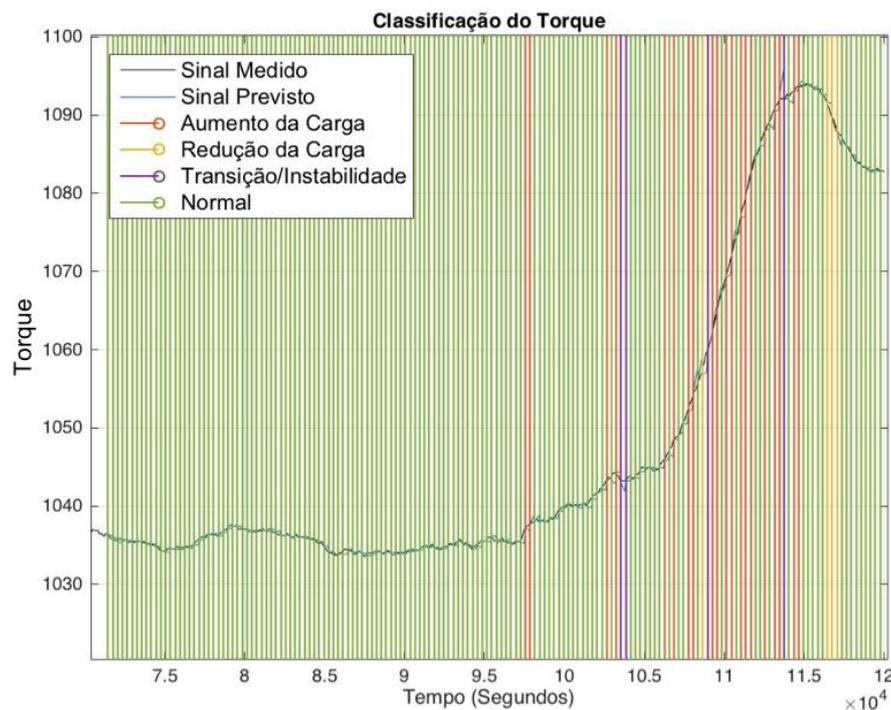
Fonte: Autoria própria.

Nesse caso, a classificação é feita com 5 minutos de antecedência e a análise do gráfico demonstra uma classificação prévia, coerente com o comportamento do sinal. A região em vermelho indica a previsão de aumento da carga, em roxo o

período de transição ou instabilidade, em amarelo a previsão da redução da carga e em verde a região de operação normal da carga. Nesse caso, A cada 5 minutos uma nova previsão é feita e gerada uma nova tendência da carga, que é utilizada para classificar o comportamento futuro da carga.

A seguir, as figuras 55, 56 e 57 apresentam a classificação do sistema diante dos sinais reais com aumento, redução e instabilidade da carga, respectivamente, com um horizonte de 5 passos à frente, ou seja, 5 minutos à frente.

Figura 55 - Classificação da carga - Aumento da carga.



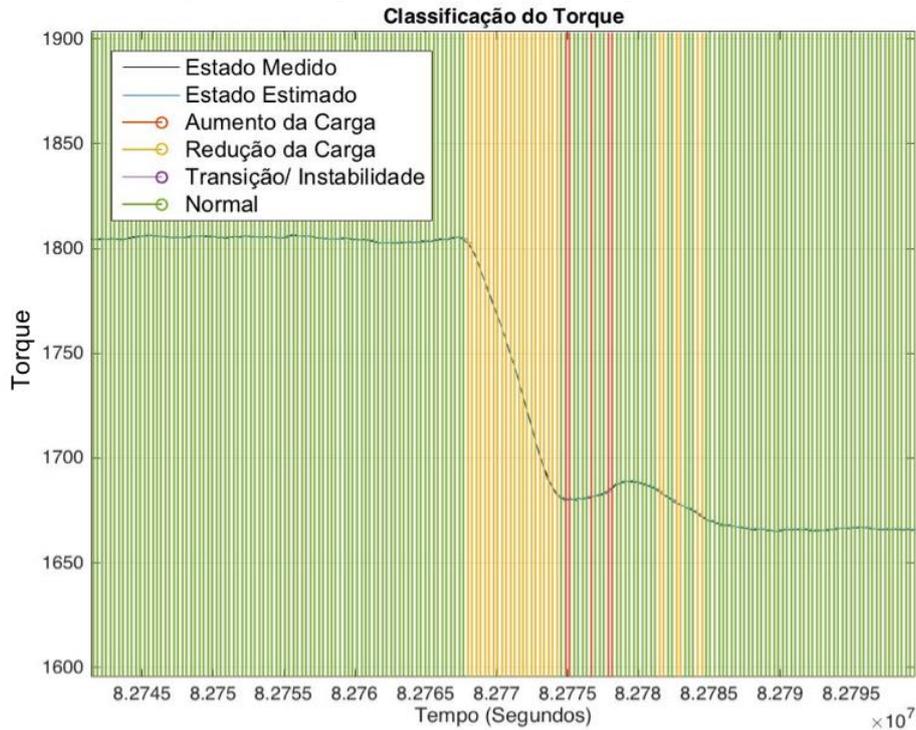
Fonte: Autoria própria.

Novamente, a região em vermelho indica a previsão de aumento da carga, em roxo o período de transição ou instabilidade, em amarelo a previsão da redução da carga e em verde a região de operação normal da carga com 5 minutos de antecedência.

Na figura 56 é apresentada a classificação prévia da carga para o caso de redução da carga do motor 2. Assim como nos casos anteriores, o sistema aponta a

tendência do comportamento da carga, com 5 minutos de antecedência. Em destaque, a região em amarelo indica a previsão de redução da carga.

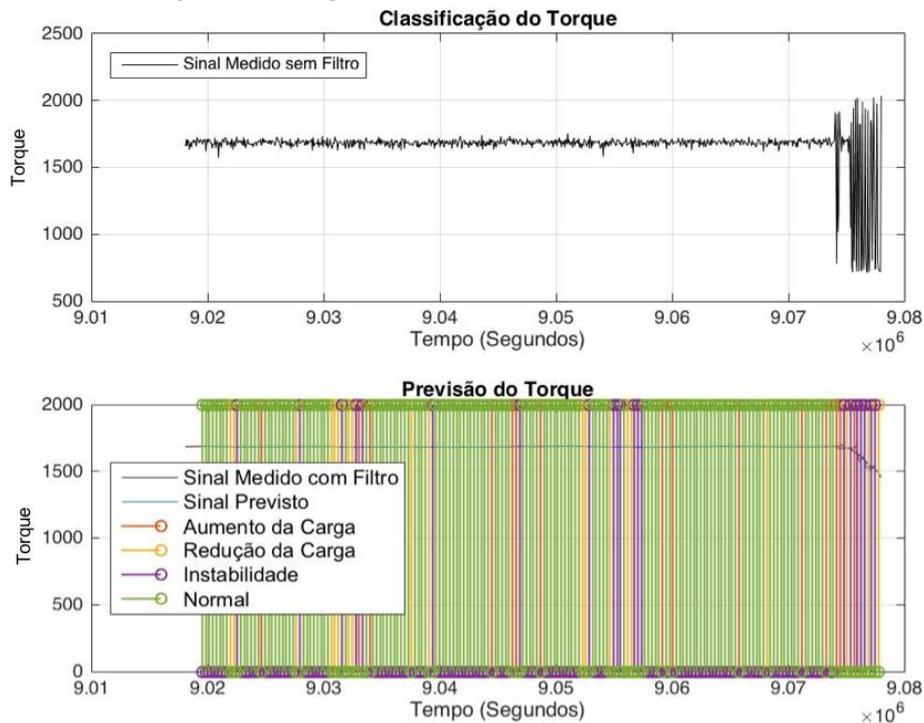
Figura 56 - Classificação da carga - Redução da carga.



Fonte: Autoria própria.

Da mesma forma, uma classificação foi gerada a partir dos dados de instabilidade do motor 5, apresentada na figura 57. Vale ressaltar que a classificação é baseada na componente prevista gerada pelo modelo.

Figura 57 - Classificação da carga com instabilidade.



Fonte: Autoria própria.

É importante notar que, apesar do filtro aplicado ao sinal, o sistema foi capaz de classificar os três tipos de comportamento da carga, inclusive a instabilidade, que com o filtro atribuído ao sinal original perde sua característica de oscilações bruscas.

É possível perceber também a diferença das características oscilatórias de cada sinal. Isso reforça que os valores previamente ajustados, que estabelecem o limite da classificação de cada comportamento, podem ser adaptados de acordo a necessidade e particularidade das características produtivas de cada poço e sua criticidade de monitoramento.

4.5 DISCUSSÕES

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 é possível verificar se os valores estimados estão perto de valores críticos e ainda identificar o comportamento da carga.

Uma vez identificado e validado o modelo para estimativa do torque, o segundo passo foi a realização da previsão dessa variável, portanto em relação a previsão do torque de carga dos motores podemos destacar a configuração com três modelos com peso atribuído ao erro. Estes atingiram ótimo desempenho para os índices analisados, dos quais, pode-se enfatizar os valores para os horizontes de 15 e 5 minutos à frente. Como era esperado, na maioria dos casos, em relação à análise das saídas dos modelos, ocorre a redução dos índices de desempenho à medida que se aumenta o horizonte de previsão.

De maneira geral, os resultados demonstram a eficiência da técnica aplicada, como visto nas Tabelas 2 a 7. Se compararmos com trabalhos similares, como em (GOEDEL, 2003), 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. Ou ainda, como no trabalho de Campos (2008) que aborda métodos de previsão de consumo de energia elétrica utilizando Modelos Autoregressivos, Rede Neural e Neuro-Fuzzy. Nesse caso, o modelo ARIMA apresentou erro percentual médio (MAPE) de 3,557%, RMSE: 1,732 e U de Theil: 1,425. A RNA obteve MAPE: 1,503%, RMSE: 0,590 e U de Theil: 0,313 para previsão de 12 passos a frente.

Por fim, a previsão permitirá a partir do estado atual estimado, prever o futuro comportamento do sistema, permitindo antecipar uma variação da carga do motor no poço explorado. A partir desse resultado é realizada a classificação previa da tendência do comportamento da carga, em que os resultados apresentados demonstram o potencial do sistema.

A partir da classificação do comportamento do torque de carga pode-se associar algumas condições operacionais adversas, mudanças no fluido produzido, ou ainda, com respeito à saúde e integridade dos equipamentos. Isso demonstra a relevância do tema estudado. Ao associar as variáveis de controle do motor com a classificação da carga gerada pelo sistema, é possível gerar notificações e alertas pertinentes a

prováveis causas de anormalidades no sistema de bombeio. Apesar de não ser escopo do trabalho, determinar a causa da alteração da carga, pode auxiliar na tomada de decisão, 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 aumentar a vida útil e diminuir a frequência de intervenções para substituição dos equipamentos. Algumas causas associadas podem ser apontadas por variações não intencionais da carga:

Aumento do torque

- Travamento do eixo do equipamento;
- Aumento do percentual de água bombeado (BSW);
- Atrito no eixo
- Contaminação do óleo dielétrico

Redução do torque

- *Gas Lock*
- Quebra do eixo
- Fechamento de válvula no circuito de descarga da bomba
- Aumento da fração de Gás
- Baixa Eficiência

Instabilidade

- Formação de Emulsão
- Nível dinâmico de líquido abaixo do normal
- Redução da injeção de produto químico

Vale ressaltar que, o controle de carga é manual e necessita da percepção da equipe de operação para atuação no processo e correção de eventuais anomalias, aliado ao fato do fluido bombeado ser multifásico, ou seja, é composto por uma fração de gás, água e óleo, e naturalmente são esperadas variações ao longo do tempo a depender de cada poço. Uma variação nessa composição altera a potência hidráulica requerida ao eixo e, conseqüentemente o torque de carga da máquina até um novo ponto de equilíbrio dentro da faixa de operação, assim o sistema pode entrar novamente em equilíbrio ou ter sua atividade interrompida, no primeiro caso ter uma perda temporária da produção, e no pior caso, ter a produção interrompida até que o sistema seja reestabelecido, que irá implicar em grandes impactos financeiros.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Foram identificados os parâmetros de um modelo de espaço de estados linear e discreto, de uma serie temporal da corrente RMS estatórica, para estimar e prever o torque de carga em motores de indução, acoplados a bombas centrifugas submersas submarinas. 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. A previsão de até 5 e 15 minutos à frente, apresentou o erro absoluto percentual médio abaixo de 1%, por fim, a previsão permitirá, a partir do estado atual estimado, antever o futuro comportamento do sistema, permitindo antecipar uma variação da carga do motor no poço explorado. O resultado apresentado da classificação prévia da tendência do comportamento da carga demonstra o potencial do sistema.

Portanto, o método desenvolvido neste estudo mostrou excelente potencial para ser usado 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, ou ainda, auxiliar na identificação de possíveis desvios de fabricação dos motores, ao comparar a medição do torque em testes de fábrica com o modelo identificado.

Como trabalhos futuros sugere-se:

- Realizar ensaios experimentais em laboratório;
- Elaborar um controle preditivo para o motor de indução trifásico juntamente com o modelo identificado;

- Implementar métodos estatísticos para determinação da região de operação e comparação com os resultados atuais;
- Integrar o modelo a um simulador de escoamento multifásico;
- Distinguir os padrões das causas das variações da carga.

REFERÊNCIAS

ADISSI, Marcéu Oliveira. **Sistema embarcado para estimação de torque, velocidade e eficiência em motores de indução**. 2012. 127 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal da Paraíba, João pessoa, 2012.

AGUIRRE, Luis A. **Introdução à identificação de sistemas, técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais**. 3. ed. Belo Horizonte: UFMG, 2007.

AYHAN, B. et al. On the use of a lower sampling rate for broken rotor bar detection with DTFT and AR-based spectrum methods. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 55, n. 3, p. 1421-1434, 2008.

BARRETO, F. et al. Novel fuzzy-logic based torque estimator. CONFERENCE OF THE IEEE. 25.,1999. v. 3, p. 1259-1264, 1999, DOI: 10.1109/IECON.1999.819392.

BORGES, Daniel Tobias da Silva. **Identificação de sistemas em motores de indução trifásicos**. 2016. 83 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2016.

BRITO, Renato Machado de. **Sistema eletro-eletrônico para medição direta de torque em dispositivos girantes utilizando extensômetros de resistência elétrica**. 1994. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1994.

CÂMARA, H. T. 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.

CAMPOS, Roger Júnio. **Previsão de séries temporais com aplicações a séries de consumo de energia elétrica**. 2008. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

CIRRINCIONE, M. A. New tIs-based mras speed estimation with adaptive integration for high-performance induction machine drive. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 40, n. 4, 2004.

CORREIA, Wilkley B. **Contribuições ao estudo de sistemas SISO e MIMO com atraso de transporte**. 2016. 178 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2016.

DEVITTE, Willian. **Desenvolvimento de um sistema para medir o conjugado de um motor de indução**. 2012. Monografia (Graduação em Engenharia de Controle e Automação) - UNIVATES, Lajeado, 2012.

ECKHARD, D. **Ferramentas para melhoria da convergência dos métodos de identificação por erro de predição**. 2012. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

FITZGERALD, A. E.; KINGSLEY, J. C.; UMANS, S. D. **Máquinas elétricas: com introdução à eletrônica de potência**. Porto Alegre: Bookman, 2008.

GOEDEL, Alessandro. **Estimativa de conjugado de carga aplicado em eixos de motores de indução trifásico através de redes neurais artificiais**. 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial) - Universidade Estadual Paulista, Bauru, SP, 2003.

KIM, Y. R. et al, Speed sensorless vector control of an induction motor using an extended Kalman filter. **Conf. Rec. IEEE-IAS Annual Meeting**, p. 594-599, 1992.

LASCU, C. et al, A modified direct torque control for induction motor sensorless drive. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 36, p. 122-130, 2000.

LI, J. 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.

LIANG, X. et al. Electrical submersible pump system grounding: current practice and future trend. **IEEE Transactions on industry applications**, v. 51, n. 6, 2015. DOI:10.1109/TIA.2015.2432096

LIXIN, T.; RAHMAN, M. F. 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**, p. 884-890, 2001.

LJUNG, L. **System identification: theory for the user**. 2nd ed., Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 1999.

ONG, C. M. **Dynamic simulation of electric machinery using Matlab/Simulink**. [S.I.]: Prentice Hall, 1997.

PATRI, Om Prasad et al. **Predicting failures from oilfield sensor data using time series shapelets**. In: SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers, 2014.

PINHEIRO, Hélio Henrique C. **Sistema de detecção de diagnóstico de falhas em motores elétricos de indução utilizando Lógica Fuzzy**. 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2011.

REBOUÇAS, Alberto dos Santos. **Uma metodologia para estimação de torque de motor de indução e auxílio à supervisão de poços de petróleo com**

bombeamento por cavidades progressivas. 2005. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2005.

REYES, M. V. et al. Recursive Speed and Parameter Estimation for Induction Machines. **Conf. Rec. IAS**, p. 607-611, 1989.

SALOMON, Camila Paes. **Estimação da eficiência de motores de indução considerando apenas grandezas elétricas.** 2014. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2014.

SALVATORE, L.; et al, Improved rotor speed estimation using two Kalman filter based algorithms. **Conf. Rec. IEEE-IAS Annual Meeting**, p 125-132, 2001.

SILVA, D. R. C. **Sistema de detecção e isolamento de falhas em sistemas dinâmicos baseado em identificação paramétrica.** 2008. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2008.

SILVA, Sérgio Ferreira da. **Identificação de torque de carga em motores de indução usando abordagem baseada em sistemas Fuzzy.** 2007. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2007.

TAKACS, G. **Electrical submersible pumps manual.** Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

THOMAS, J. E. **Fundamentos de engenharia de petróleo.** Rio de Janeiro: Interciência, 2001.

TURSINI, Marco; PETRELLA, Roberto; PARASILITI, Francesco. Adaptive sliding-mode observer for speed-sensorless control of induction motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 36, n. 5, p. 1380-1387, 2000.