

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

CARLOS EDUARDO PEDROSO DE OLIVEIRA

**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DE
GUINDASTE DE PÓRTICO**

Porto Alegre
2022

CARLOS EDUARDO PEDROSO DE OLIVEIRA

**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DE
GUINDASTE DE PÓRTICO**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Controle e Automação

ORIENTADOR: Prof. Dra. Lucíola Campestrini

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. Renato Ventura
Bayan Henriques

Porto Alegre
2022

CARLOS EDUARDO PEDROSO DE OLIVEIRA

**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DE
GUINDASTE DE PÓRTICO**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dra. Lucíola Campestrini, UFRGS

Doutora pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul –
Porto Alegre, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Alexandre Sanfelice Bazanella, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis, Brasil

Prof. Dr. Diego Eckhard, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre, Brasil

Prof. Dr. Guilherme Araujo Pimentel, UMONS

Doutor pela Universidade de Mons – Mons, Bélgica

Coordenador do PPGEE: _____

Prof. Dr. Sérgio Luís Haffner

Porto Alegre, setembro de 2022.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais e irmã Anna Paula, Carlos César e Anna Cecília, por me incentivarem e apoiarem.

À toda minha família, pelo carinho, apoio e bons momentos.

À minha orientadora Lucíola Campestrini e meu coorientador Renato V. B. Henriques, por todos os esclarecimentos, sugestões e ensinamentos fundamentais para minha formação e conclusão do trabalho.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) pela oportunidade de realização de trabalhos em minha área de pesquisa.

Aos colegas do PPGEE, por todas as trocas de conhecimento e atividades desenvolvidas durante o curso, em especial ao Tiago Giacomelli Alves, por todas as colaborações para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos amigos do dssssasdf, por sua pronta solicitude no canal de ajudas.

A todos meus amigos e amigas, pela decisão imprecisa de serem meus amigos e amigas.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal e Nível Superior (CAPES) pelo financiamento dos meus estudos.

RESUMO

Guindastes de pórtico são sistemas amplamente aplicados na indústria para o transporte de cargas. Esses são sistemas não lineares, os quais apresentam um característico acoplamento entre seus graus de liberdade. Uma propriedade bastante marcante desses sistemas é a indução de oscilações significativas na carga devido aos movimentos do mecanismo de suporte para o posicionamento da mesma. Diante dessa característica surge a motivação para o controle desses sistemas. Visando fornecer um modelo do sistema para a aplicação das técnicas de controle, este trabalho realiza a estimação de parâmetros físicos de modelos 3D (tridimensionais) de sistemas de guindaste de pórtico. Além disso, também são identificados modelos lineares polinomiais do tipo ARMAX (*Autoregressive Moving Average with Exogenous Inputs*) e OE (*Output error*). Os estimadores propostos são desenvolvidos a partir do modelo não linear e do modelo linearizado do sistema. Também é analisado o impacto do método de discretização adotado, comparando-se as estimações realizadas considerando os métodos de Euler e Runge-Kutta. A fim de fazer uma análise estatística dos resultados obtidos, foram realizados 100 experimentos de Monte Carlo para um dos estimadores de parâmetros físicos propostos e outros 100 para cada estrutura de modelos polinomiais identificados. Observou-se a partir dos resultados menores erros de estimação para os estimadores com discretização através do método de Runge-Kutta, sendo que não foram observadas diferenças significativas quando utilizados o modelo linearizado ou não linear. Nos resultados dos modelos polinomiais, se constatou melhores ajustes aos dados por parte dos modelos ARMAX, os quais também foram identificados de forma mais consistente que os modelos OE.

Palavras-chave: Identificação de sistemas, Estimação de parâmetros, Guindastes de Pórtico, Otimização, Modelos 3D.

ABSTRACT

Gantry cranes are widely applied systems in the industry for cargo transportation. These non-linear systems present a characteristic coupling between their degrees of freedom. A very remarkable property of these systems is the induction of significant payload oscillations due to the support mechanism movements for payload positioning. Given this aspect, the motivation for control of these systems arises. In order to provide system models for the application of control techniques, this work estimates physical parameters of 3D (tridimensional) gantry crane systems. In addition, linear polynomial models of the ARMAX class (*Autoregressive Moving Average with Exogenous Inputs*) and OE (*Output error*) are identified also. The suggested estimators derived from the non-linear and linearized models of the system. The impact of the adopted discretization method is also studied, comparing the estimations performed considering the Euler and Runge-Kutta methods. In order to perform a statistical analysis of the results acquired, 100 Monte Carlo experiments were executed for each of the proposed estimators of physical parameters and another 100 for each structure of the identified polynomial models. From the results, smaller estimation errors were observed for the estimators with discretization through the Runge-Kutta method, and no significant differences could be observed when using the linearized or non-linear models. In the results of the polynomial models, better fits to the data by the ARMAX models were found, which were also identified more consistently than the OE models.

Keywords: System Identification, Parameter Estimation, Gantry Crane Systems, Optimization, 3D Models.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1–	Diagrama de blocos para identificação de sistemas.	16
Figura 2–	As etapas do procedimento de identificação de sistemas.	18
Figura 3–	Exemplos de guindastes com movimento de translação da carga.	25
Figura 4–	Exemplos de guindastes com movimento de rotação da carga.	26
Figura 5–	Sistema de coordenadas de um guindaste do tipo pórtico.	28
Figura 6–	Comparação das respostas em x e y dos modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN <i>et al.</i> , 2013) para entradas de tipo salto em F_x e F_y	34
Figura 7–	Comparação das oscilações em θ_x e θ_y dos modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN <i>et al.</i> , 2013) para entradas de tipo salto em F_x e F_y	35
Figura 8–	Variações do comprimento de cabo l modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN <i>et al.</i> , 2013) devido à oscilação da carga.	35
Figura 9–	Comparação das oscilações em θ_x e θ_y dos modelos com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013), considerando operação com três comprimentos de cabo diferente.	36
Figura 10–	Comparação das oscilações em θ_x e θ_y dos modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), considerando operação com três comprimentos de cabo diferente.	36
Figura 11–	Forças aplicadas nos ensaios para estimação de parâmetros com o modelo linearizado, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	49
Figura 12–	Forças aplicadas nos ensaios para estimação de parâmetros com o modelo não linear, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	49
Figura 13–	Resposta do sistema no plano $x - y$ aos esforços aplicados para o estimador com modelo linearizado, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	50
Figura 14–	Resposta do sistema aos esforços aplicados em F_l para o estimador com modelo linearizado, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	51
Figura 15–	Resposta do sistema no plano $x - y$ aos esforços aplicados para o estimador com modelo não linear, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	51
Figura 16–	Força F_l aplicada para a identificação da dinâmica de içamento do sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	57

Figura 17–	Sinal l medido para a identificação e validação da dinâmica de içamento do sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	58
Figura 18–	Força F_x aplicada para a identificação da dinâmica de movimento no plano $x - y$ do sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	61
Figura 19–	Sinais de posição x e oscilação θ_x medidos para a identificação dos modelos de $x-\theta_x$ do sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	61
Figura 20–	Sinais de posição x e oscilação θ_x medidos para a validação dos modelos de $x-\theta_x$ do sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	62
Figura 21–	Ajuste da resposta do modelo ARMAX aos dados obtidos do sistema de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	64
Figura 22–	Esforços aplicados ao sistema para demonstrar seu ajuste aos dados na região de operação linear.	71
Figura 23–	Resposta em $x-\theta_x$ do sistema e dos modelos aos esforços na região de operação linear.	72
Figura 24–	Resposta em $y-\theta_y$ do sistema e dos modelos aos esforços na região de operação linear.	72
Figura 25–	Resposta em l do sistema e dos modelos aos esforços na região de operação linear.	73
Figura 26–	Esforços aplicados ao sistema para demonstrar seu ajuste aos dados fora da região de operação linear.	73
Figura 27–	Resposta em $x-\theta_x$ do sistema e dos modelos aos esforços fora da região de operação linear.	74
Figura 28–	Resposta em $y-\theta_y$ do sistema e dos modelos aos esforços fora da região de operação linear.	74
Figura 29–	Resposta em l do sistema e dos modelos aos esforços fora da região de operação linear.	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1-	Parâmetros utilizados nas simulações (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN <i>et al.</i> , 2013).	33
Tabela 2-	Ordem dos polinômios para os modelos ARMAX e OE.	44
Tabela 3-	Polos e zeros das funções de transferência para x e θ_x	46
Tabela 4-	Polos e zeros das funções de transferência para y e θ_y	46
Tabela 5-	Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com modelo linearizado com discretização por Euler - <code>linode1</code>	52
Tabela 6-	Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com modelo linear com discretização por Euler- <code>linode1</code>	52
Tabela 7-	Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com modelo linearizado do sistema com discretização por Runge-Kutta - <code>linode4</code>	53
Tabela 8-	Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com modelo linearizado com discretização por Runge-Kutta - <code>linode4</code>	53
Tabela 9-	Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com o modelo não linear do sistema com discretização por Euler - <code>nlinode1</code>	54
Tabela 10-	Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com o modelo não linear do sistema com discretização por Euler - <code>nlinode1</code>	54
Tabela 11-	Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com o modelo não linear do sistema com discretização por Runge-Kutta - <code>nlinode4</code>	55
Tabela 12-	Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com o modelo não linear do sistema com discretização por Runge-Kutta - <code>nlinode4</code>	55
Tabela 13-	FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	58
Tabela 14-	FIT (%) do modelo OE da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	59
Tabela 15-	FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	59
Tabela 16-	FIT (%) do modelo OE da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	59
Tabela 17-	FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	65

Tabela 18-	FIT (%) do modelo OE da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	65
Tabela 19-	FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	65
Tabela 20-	FIT (%) do modelo OE da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	65
Tabela 21-	FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	66
Tabela 22-	FIT (%) do modelo OE da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	66
Tabela 23-	FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	66
Tabela 24-	FIT (%) do modelo OE da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).	66
Tabela 25-	FIT (%) médio das configurações de incremento de ordens dos polinômios do modelo ARMAX testadas com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	68
Tabela 26-	FIT (%) médio das configurações de incremento de ordens dos polinômios do modelo ARMAX testadas com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013).	68
Tabela 27-	FIT (%) dos modelos com parâmetros estimados para o sistema com parâmetros de (TUAN <i>et al.</i> , 2013) ao sinal usado para identificação dos modelos polinomiais.	69
Tabela 28-	FIT (%) dos modelos com parâmetros estimados para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) ao sinal usado para identificação dos modelos polinomiais.	70

LISTA DE ABREVIATURAS

2D Bidimensional

3D Tridimensional

ARMAX *Autoregressive Moving Average with Exogenous Inputs*

CARIMA *Controlled Auto-Regressive Integrating Moving Average*

MIMO *Multiple-Input Multiple-Output*

MSE *Mean Squared Error*

NRMSE *Normalized Root Mean Squared Error*

OE *Output Error*

RMSE *Root Mean Squared Error*

RLS *Recursive Least Squares*

SISO *Single-Input Single-Output*

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	15
2.1	Representações de Modelos no Tempo Discreto	18
2.2	Discretização de Modelos no Tempo Contínuo	21
2.3	Estimativa de Parâmetros	22
2.4	Medidas para Validação dos Modelos	23
3	GUINDASTES DE PÓRTICO	25
3.1	Modelo dinâmico não linear	27
3.2	Modelo dinâmico linearizado	32
3.3	Conjuntos de parâmetros utilizados nas simulações	33
4	ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS PARA MODELO DE GUINDASTE DE PÓRTICO	37
4.1	Estimação dos Parâmetros Físicos	37
4.1.1	Estimadores de modelo linearizado	38
4.1.2	Estimadores de modelo não linear	40
4.2	Identificação de modelos polinomiais para guindastes de pórtico	41
4.2.1	Definição da estrutura dos modelos	42
4.3	Escolha dos sinais de excitação	45
5	ESTUDOS DE CASO	47
5.1	Resultados de estimação dos parâmetros físicos	47
5.1.1	Resultados da estimação com modelo linearizado	51
5.1.2	Resultados dos parâmetros estimados com modelo não linear	53
5.2	Resultados dos modelos polinomiais	56
5.2.1	Modelos da dinâmica de içamento	57
5.2.2	Modelos da dinâmica de movimento no plano $X_0 - Y_0$	60
5.3	Análise dos modelos estimados	69
5.3.1	FIT dos modelos com parâmetros estimados	69
5.3.2	Análise dos modelos lineares fora das condições de linearização	70
6	CONCLUSÃO	76
	REFERÊNCIAS	78

1 INTRODUÇÃO

Guindastes são equipamentos de manuseio de materiais amplamente empregados em diferentes setores da indústria para a tarefa do transporte de materiais pesados ou perigosos (RAMLI *et al.*, 2017; UMER; SHAH, 2019). Dentre os setores de aplicação, é possível destacar o da construção civil, construção naval, operações portuárias e manufatura em geral (RAMLI *et al.*, 2017). Estas máquinas consistem em dois mecanismos principais, o mecanismo de içamento e um mecanismo de suporte. A carga é suspensa a partir de um ponto do mecanismo de suporte e movimentada por este mecanismo ao longo da área de trabalho do guindaste, podendo seguir trajetórias retilíneas ou curvas conforme o tipo de guindaste (UMER; SHAH, 2019; ABDEL-RAHMAN; NAYFEH; MASOUD, 2003). Guindastes de pórtico, em particular, são caracterizados por um mecanismo de transporte composto por uma ponte que se desloca através de trilhos fixos e por um carro que se desloca ao longo da ponte (UMER; SHAH, 2019).

Por apresentarem um número maior de graus de liberdade do que seu número de atuadores, estes mecanismos são considerados subatuados, o que os torna difíceis de controlar (RAMLI *et al.*, 2017). Ademais o sistema apresenta uma dinâmica complexa, devido ao acoplamento entre seus graus de liberdade. Uma característica bastante marcante da dinâmica de guindastes de pórtico é a indução de oscilações significativas na carga devido ao movimento do mecanismo de suporte, algo que se torna bastante evidente devido ao baixo amortecimento destes sistemas (ABDEL-RAHMAN; NAYFEH; MASOUD, 2003).

Devido a estas características o principal objetivo no controle destes sistemas é mover a carga ao ponto de destino suprimindo ou eliminando a oscilação da mesma (RAMLI *et al.*, 2017; ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009). Para tanto diferentes abordagens de controle são encontradas na bibliografia, as quais podem ser categorizadas entre abordagens de malha aberta, malha fechada e abordagens híbridas (RAMLI *et al.*, 2017). Dentre as abordagens de malha aberta destaca-se a ampla utilização de técnicas de *input shaping*, nas quais o sinal de controle gerado busca minimizar a excitação dos modos de vibração do sistema controlado. A aplicação dessa técnica pode ser encontrada em (MAGHSOUDI *et al.*, 2017), que propõe controladores de *input shaping* para o controle de oscilação da carga, considerando o modelo 3D não linear do sistema e usando o algoritmo de otimi-

zação por nuvem de partículas para obter os parâmetros dos *shapers*. Abordagens de malha fechada tendem a melhorar a performance do sistema, quando comparadas com as de malha aberta e apresentam menor sensibilidade a perturbações e variações de parâmetros. Alguns exemplos de abordagens em malha fechada são encontrados em (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), onde é apresentado o controle por modos deslizantes do sistema, em (TUAN *et al.*, 2013) é apresentado um controle com linearização por realimentação parcial e um controlador preditivo é apresentado em (Da Fonseca *et al.*, 2019). Nestas abordagens verifica-se uma variedade de modelos utilizados, desde modelos 3D completos (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), até modelos 2D linearizados na forma de funções de transferência e expressos na forma CARIMA (*Controlled Auto-Regressive Integrating Moving Average*) (Da Fonseca *et al.*, 2019). Em (KHATAMIANFAR, 2014) é apresentada a estimação de parâmetros para esses sistemas através de mínimos quadrados recursivos (RLS), considerando um modelo 2D em que cada atuador opera isoladamente. No trabalho de (WU *et al.*, 2021), apesar de não ser detalhada a obtenção dos parâmetros do sistema, uma estimação *online* da massa de carga é realizada. Além disso, (BAO *et al.*, 2020) utiliza uma otimização Bayesiana para obter o modelo linear local do sistema. No trabalho de (JAAFAR *et al.*, 2013) o comportamento dinâmico de sistemas de guindaste é examinado, considerando um modelo não linear bidimensional para analisar a resposta do sistema levando em conta diferentes parâmetros do sistema.

Considerando-se a relevância desse tipo de sistemas e a possibilidade de melhora no seu desempenho através de métodos de controle baseados em modelo, faz-se pertinente o estudo da identificação de modelos ou estimação de parâmetros para os mesmos. Habitualmente as referências de controle supõem modelo e parâmetros conhecidos, porém na prática esses modelos devem ser levantados. Visando ampliar a literatura de identificação e estimação de parâmetros para guindastes de pórtico, neste trabalho iremos, a partir da estrutura conhecida dos modelos, utilizar técnicas de identificação para realizar a estimação de parâmetros de guindastes de pórtico com o propósito de possibilitar a aplicação dos métodos de controle desenvolvidos. Com essa finalidade, são propostas e avaliadas diferentes classes de estimadores, considerando tanto o modelo não linear tridimensional, quanto o linearizado. Também é realizada a análise do impacto do método de discretização para os resultados. A estimação dos parâmetros físicos do sistema permite a aplicação de técnicas de controle como as apresentadas em (TUAN *et al.*, 2013) e (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), nas quais esses parâmetros aparecem diretamente na lei de controle implementada. Além da estimação dos parâmetros do modelo físico do sistema, são identificados modelos polinomiais lineares multivariáveis.

Para o desenvolvimento do trabalho foram utilizadas simulações da dinâmica do sistema com base em parâmetros fornecidos na literatura, considerando o modelo não linear apresentado em (LEE, 1998). Foram consideradas disponíveis para a identificação, medições de posição do carro no plano $X - Y$, comprimento de cabo e ângulos da carga.

Dessa forma, os métodos analisados são baseados no erro de predição.

Essa dissertação se estrutura da seguinte forma: no Capítulo 2 é abordada a teoria de identificação de sistemas, detalhando os procedimentos para obtenção dos modelos do sistema. Também são apresentados nesse capítulo as classes de modelos polinomiais utilizadas na dissertação, assim como os métodos de discretização utilizados com os modelos de tempo contínuo. Em seguida, no Capítulo 3, é apresentada a modelagem matemática dos sistemas de guindaste abordados neste trabalho. O modelo não linear é obtido e o modelo linearizado também é exposto. Na sequência, o Capítulo 4 detalha os estimadores estabelecidos para estimação dos parâmetros físicos do sistema, as estruturas e ordens dos modelos polinomiais e também os sinais de excitação escolhidos para identificação. Finalmente, no Capítulo 5 são apresentados os detalhes das simulações estabelecidas, das métricas de avaliação de desempenho e os resultados obtidos com o trabalho. Ao final da dissertação são apresentadas as conclusões e apontados caminhos para continuidade do estudo do tema.

2 IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Modelos de sistemas são usados como uma forma de comunicar cientificamente a respeito do funcionamento desses sistemas. Esses modelos tendem a ser representações mais estruturadas e compactas do que a linguagem natural, podendo ser manifestados através de expressões matemáticas, diagramas e até mecanismos análogos (FISHWICK, 2007). A modelagem matemática é o processo pelo qual se obtém um modelo para um determinado sistema, considerando um contexto de aplicação. O contexto de aplicação define quais elementos do sistema o modelo deve captar e representar, assim como o grau de complexidade que o modelo deve ter.

No estudo e análise de sistemas dinâmicos, o modelo matemático é um dos elementos fundamentais, sendo frequentemente descrito na forma de equações diferenciais e de diferenças, equações de espaço de estados ou funções de transferência. É através desses modelos que o comportamento do sistema pode ser compreendido, ademais diversas técnicas de controle baseiam-se no modelo do sistema para o projeto do controlador. Há diferentes abordagens para se obter o modelo do sistema, sendo a mais tradicional na modelagem matemática a aplicação de conceitos físicos e conhecimento do funcionamento do sistema para o desenvolvimento das equações matemáticas que governam o seu comportamento (GARNIER; WANG, 2008). Esse procedimento é conhecido como modelagem caixa branca e usualmente requer maior conhecimento e tempo para ser desenvolvido, resultando em modelos cujos parâmetros se relacionam a parâmetros físicos do processo (AGUIRRE, 2015; LJUNG, 1999). Por vezes, devido à complexidade dos sistemas, obter seu modelo através da aplicação de conceitos físicos pode resultar em uma tarefa complexa e demorada, o que pode ser inviável. A estrutura do modelo resultante é determinada pelos fenômenos envolvidos e esses modelos podem ser úteis para análise e compreensão do funcionamento do sistema, entretanto, em determinadas aplicações o que almeja descrever são somente as relações de causa e efeito entre os sinais de entrada e saída do sistema (AGUIRRE, 2015).

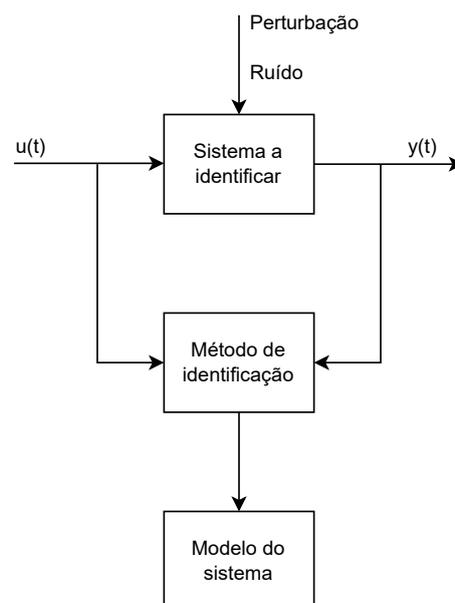
Uma alternativa à modelagem caixa branca é a identificação de sistemas baseada em seus dados de operação, utilizando-se técnicas de ajuste de modelos aos dados. A este processo, também se dá o nome de modelagem caixa preta ou modelagem empí-

rica (AGUIRRE, 2015). Nessa abordagem não é necessário conhecimento prévio das leis físicas que determinam o comportamento do sistema e os modelos resultantes possuem parâmetros que não necessariamente se relacionam à grandezas físicas do sistema (LJUNG, 1999). Um modelo caixa preta é obtido através dos dados de entrada e saída do sistema e sua estrutura pode ser definida como uma estrutura mais simples, o que pode contribuir para a síntese de um controlador, ou análise do sistema. Os parâmetros desses modelos são estimados através da minimização de uma função de custo.

Como uma abordagem intermediária entre a modelagem caixa branca e a modelagem caixa preta, há a modelagem caixa cinza. Nessa abordagem, o conhecimento teórico do sistema é usado para expressar algumas de suas características em conjunto com os dados de entrada e saída para complementar o modelo. Os parâmetros desses modelos também são estimados através da minimização de uma função de custo.

A identificação de sistemas é uma área da modelagem matemática que busca determinar modelos matemáticos de sistemas dinâmicos utilizando como base dados medidos do sistema sem a necessidade do conhecimento das equações envolvidas no seu funcionamento (AGUIRRE, 2015; LJUNG, 1999; GARNIER; WANG, 2008). Busca-se estabelecer uma relação de causa e efeito entre as entradas e saídas do sistema (AGUIRRE, 2015). O método de identificação busca determinar o modelo que melhor descreve o comportamento do sistema levando em consideração a aplicação desejada. Naturalmente, conhecimento a respeito do sistema pode auxiliar nas decisões do processo de identificação. A Figura 1 apresenta um diagrama de blocos do procedimento de identificação.

Figura 1 – Diagrama de blocos para identificação de sistemas.



Fonte: Adaptado de (LAGES, 2017).

Admitindo-se a disponibilidade de dados experimentais ou de operação do sistema,

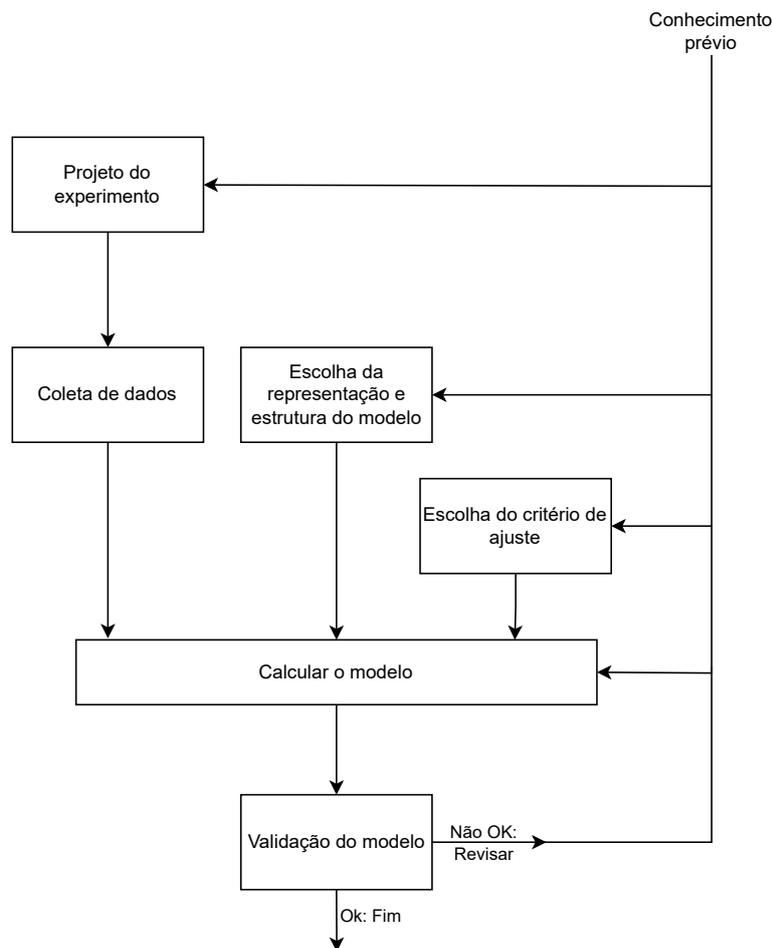
a identificação pode ser empregada para obter modelos de qualquer sistema (GARNIER; WANG, 2008). Os elementos centrais do processo de identificação são um conjunto de dados, uma estrutura de modelo e seus parâmetros, o método de identificação, um critério de ajuste entre o modelo e os dados e uma maneira de avaliar os modelos resultantes. Com base nesses elementos, o problema de identificação pode ser dividido em etapas, conforme apresentado a seguir (AGUIRRE, 2015):

- Projeto do experimento e coleta de dados. Para se determinar o modelo com base em dados de entrada e saída é preciso realizar a coleta destes dados em primeiro lugar. Os dados coletados podem ser obtidos através de um ensaio realizado especificamente para a identificação, no qual se seleciona cuidadosamente os sinais de excitação e tempo de amostragem, ou podem ser obtidos no decorrer da operação regular do sistema nos casos em que não é possível alterar o seu funcionamento. A qualidade dos modelos identificados está diretamente relacionada com o conteúdo de informação nos dados usados para identificação (HJALMARSSON, 2021), portanto é importante escolher sinais que excitam uma ampla faixa de frequência e que se relacionem com a aplicação futura do modelo.
- Escolha da representação matemática e estrutura do modelo. Nessa etapa um conjunto de modelos candidatos dentre diferentes famílias de modelos é definido para se buscar o ajuste aos dados coletados. Nesse estágio, conhecimento à priori e entendimento de propriedades básicas podem ser combinados com as propriedades dos modelos para auxiliar na escolha (LJUNG, 1999), portanto tanto modelos caixa preta, quanto caixa cinza podem ser escolhidos. Além disso, a determinação da representação matemática é orientada pela aplicação em questão. Muitas vezes para aplicações de controle se escolhe um modelo com estrutura compatível com os métodos e ferramentas disponíveis para o projeto do controlador (LOVERA; CASELLA, 2021).
- Estimação de parâmetros. A estimação de parâmetros corresponde ao método para determinar os parâmetros do modelo a partir dos dados coletados experimentalmente (ECKHARD; CAMPESTRINI, 2016). A estimação visa encontrar os valores de parâmetros que melhor ajustam a saída do modelo escolhido aos dados coletados. Isso é realizado através da minimização de uma função de custo e um elemento importante dessa etapa é a escolha do algoritmo utilizado (AGUIRRE, 2015) e determinar o método de avaliação da qualidade do modelo.
- Validação do modelo. Ao final das etapas anteriores se obtém um modelo que melhor descreve o sistema conforme os critérios propostos, deve-se então avaliar se o modelo é válido para sua proposta de uso. Também é possível nessa etapa comparar

os modelos obtidos para verificar se algum se destaca entre os demais (AGUIRRE, 2015). A avaliação dos modelos envolve um certo grau de subjetividade.

A realização dos procedimentos descritos pelas etapas acima pode ser descrita pela Figura 2. Cabe destacar que a metodologia seguida pode resultar em modelos insuficientes para a aplicação, o que deve ser verificado na etapa de validação. Nesse caso novas iterações em uma ou mais etapas são necessárias para aprimorar os resultados obtidos.

Figura 2 – As etapas do procedimento de identificação de sistemas.



Fonte: Adaptado de (LJUNG, 1999).

2.1 Representações de Modelos no Tempo Discreto

Uma estrutura de modelo representa uma coleção de modelos parametrizados para retratar as relações entre entradas e saídas de um sistema (LJUNG, 2021). É possível representar um sistema através de modelos lineares, não lineares, variantes ou invariantes no tempo. Para modelos lineares invariantes no tempo, uma estrutura geral de modelos pode ser fornecida através de funções de transferência relacionando entradas e saídas e também fontes de ruído a perturbações (LJUNG, 2021). Essa estrutura é especialmente

adotada no estudo de sistemas SISO (uma entrada uma saída). A representação no espaço de estados é capaz de representar naturalmente sistemas MIMO (múltiplas entradas múltiplas saídas). Conforme AGUIRRE (2015), representações no tempo discreto são especialmente adequadas à identificação de sistemas.

Usualmente é útil um modelo capaz de prever os valores das saídas para um instante de tempo com base em valores passados de entradas e saídas (LJUNG, 2021). Um modelo linear geral pode ser descrito através de (AGUIRRE, 2015)

$$A(q)y_k = \frac{B(q)}{H(q)}u_k + \frac{C(q)}{D(q)}\nu_k, \quad (1)$$

onde k indica o tempo discreto (o valor correspondente no tempo contínuo pode ser obtido através de kT_a , em que T_a é o tempo de amostragem adotado), y_k e u_k são, respectivamente, os sinais de saída e entrada do sistema em uma amostra k , ν_k representa ruído branco e q^{-1} é o operador de atraso no tempo, através do qual se obtém y_{k-1} por meio de $q^{-1}y_k$. Os polinômios que definem a estrutura do modelo são dados por:

$$A(q) = 1 - a_1q^{-1} - \dots - a_{n_a}q^{-n_a}, \quad (2)$$

$$B(q) = b_1q^{-1} + \dots + n_{n_b}q^{-n_b}, \quad (3)$$

$$C(q) = 1 + c_1q^{-1} - \dots + c_{n_c}q^{-n_c}, \quad (4)$$

$$D(q) = 1 + d_1q^{-1} - \dots + d_{n_d}q^{-n_d}, \quad (5)$$

$$H(q) = 1 + h_1q^{-1} - \dots + h_{n_h}q^{-n_h}, \quad (6)$$

onde n_a, n_b, n_c, n_d e n_h são números inteiros e os parâmetros que permitem descrever um modelo único são $\theta = [\text{coef } A(q), \text{coef } B(q), \text{coef } C(q), \text{coef } D(q), \text{coef } H(q)]^T$, em que coef representa o vetor de coeficientes dos polinômios. O polinômio $B(q)$ é definido conforme (3) para que a saída y_k dependa apenas de valores anteriores de entrada.

A partir de (1) é possível derivar uma série de classes de modelos, dentre as quais são apresentadas aqui o modelo ARMAX (auto-regressivo com média móvel e entradas exógenas) e OE (erro na saída). O modelo ARMAX é formado a partir de (1) considerando $D(q) = H(q) = 1$, implicando no seguinte modelo para o caso SISO:

$$A(q)y_k = B(q)u_{k-n_k} + C(q)\nu_k, \quad (7)$$

esse modelo é caracterizado por ser um modelo de erro na equação, com o erro modelado por um processo de média móvel através do polinômio $C(q)$ (AGUIRRE, 2015). O termo auto-regressivo do modelo é obtido pelo polinômio $A(q)$ e seu caráter exógeno advém de $B(q)$. Se ocorrer $A(q) = C(q) = H(q)$ o modelo é chamado de um modelo de erro na saída. Os parâmetros do modelo ARMAX são $\theta = [\text{coef } A(q), \text{coef } B(q), \text{coef } C(q)]^T$.

O modelo ARMAX pode ser generalizado para o caso MIMO, fazendo-se $A(q), B(q)$ e $C(q)$ matrizes polinomiais, nas quais cada um de seus elementos corresponde a um polinômio. Considerando um sistema com m entradas e n saídas, as dimensões de $A(q)$,

$B(q)$ e $C(q)$ devem ser $n \times n$, $n \times m$ e $n \times n$, respectivamente. Pode-se então estabelecer as ordens de cada elemento das matrizes, mas nota-se que a matriz $C(q)$ deve ser na forma de matriz diagonal para não se atribuir efeitos cruzados de perturbações entre as saídas do sistema. Para um sistema com uma entrada u e duas saídas y_1 e y_2 o modelo ARMAX pode ser expresso através de

$$\begin{bmatrix} A_{y_1}(q) & A_2(q) \\ A_1(q) & A_{y_2}(q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1k} \\ y_{2k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_1(q) \\ B_2(q) \end{bmatrix} u_{k-n_k} + \begin{bmatrix} C_{y_1}(q) & 0 \\ 0 & C_{y_2}(q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nu_{1k} \\ \nu_{2k} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Os polinômios da matriz $A(q)$ seguem a forma apresentada em (2) para os elementos da diagonal principal e para os demais elementos, tem-se

$$A_{i,j}(q) = -a_{1,i,j}q^{-1} - \dots - a_{n_{a_{i,j}},i,j}q^{-n_{a_{i,j}}}, \quad i \neq j. \quad (9)$$

O modelo OE é formado a partir de (1) com $A(q) = C(q) = D(q) = 1$. O nome desses modelos é motivado pelo fato do ruído branco aparecer diretamente adicionado à saída (AGUIRRE, 2015). A seguir é apresentado o modelo OE SISO:

$$y_k = \frac{B(q)}{H(q)} u_{k-n_k} + \nu_k. \quad (10)$$

Os parâmetros desse modelo são $\theta = [\text{coef } B(q), \text{coef } H(q)]^T$. A generalização de (10) para o caso MIMO com n entradas e m saídas, conforme implementada pela *toolbox* `ident` do Matlab, considera $B(q)$ e $H(q)$ como matrizes polinomiais, ambas com dimensões $n \times m$ com o emprego da divisão elemento a elemento dessas matrizes. Essa definição acarreta em um modelo OE composto por um conjunto de modelos MISO (múltiplas entradas, saída única), não havendo explicitamente no modelo termos que representam a influência de uma saída em outra, conforme observado com os termos $A_1(q)$ e $A_2(q)$ da expressão (8) do modelo ARMAX. Esse é com certeza um fator limitante dessa implementação. Levando em conta essas considerações, para o caso de um sistema com uma entrada e duas saídas, o modelo OE pode ser expresso através de

$$\begin{bmatrix} y_{1k} \\ y_{2k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{B_1(q)}{H_1(q)} \\ \frac{B_2(q)}{H_2(q)} \end{bmatrix} u_{k-n_k} + \begin{bmatrix} \nu_{1k} \\ \nu_{2k} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

O total de parâmetros n_p dos modelos é determinado pela classe e estrutura de modelo selecionados. Conforme observado em (2)-(6), o número de parâmetros dos polinômios usados para descrever os modelos equivalem às suas respectivas ordens. Com isso é possível estabelecer expressões que determinam o número de parâmetros a ser identificado para a estrutura escolhida. Para os modelos ARMAX, com m entradas e n saídas tem-se

$$n_p = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n n_{a_{i,j}} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m n_{b_{i,j}} + \sum_{i=1}^n n_{c_{i,i}}, \quad (12)$$

onde os termos $n_{a_{i,j}}$, $n_{b_{i,j}}$ e $n_{c_{i,j}}$ representam as ordens dos polinômios das matrizes $A(q)$, $B(q)$ e $C(q)$ nos índices i, j . Para os modelos OE, o total de parâmetros n_p é obtido através de

$$n_p = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m n_{b_{i,j}} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m n_{h_{i,j}}, \quad (13)$$

onde $n_{h_{i,j}}$ representa as ordens dos polinômios da matriz $H(q)$.

2.2 Discretização de Modelos no Tempo Contínuo

A teoria de identificação de sistemas considera, usualmente, dados amostrados com período constante e, portanto, identifica modelos discretos para os sistemas (LJUNG, 1999). Consequentemente, para realizar a estimação dos parâmetros físicos dos modelos da dinâmica do sistema obtidos através da modelagem em tempo contínuo, deve-se discretizar os mesmos. De forma geral, o modelo dinâmico de um sistema pode ser expresso no espaço de estados por um sistema de equações diferenciais ordinárias (ODEs)

$$\dot{X}(t) = f(X(t), F(t)), \quad (14)$$

em que X representa o estado do sistema e F as suas entradas. O estado X para um sistema mecânico pode ser definido por suas posições e velocidades, de forma que $X = [q_e \quad \dot{q}_e]^T$, onde $q_e \subseteq q$ e q representa o vetor de coordenadas generalizadas do sistema.

A discretização de modelos como (14) pode ser realizada através de métodos de integração numérica, que calculam as trajetórias dos estados a partir de aproximações de tempo discreto (ZEIGLER; MUZY; KOFMAN, 2019; GUCKENHEIMER, 2002). Os modelos discretizados resultantes são expressos no formato de equações de diferenças. Este trabalho propõem o emprego de dois métodos de discretização para avaliar seu impacto na estimação dos parâmetros do sistema e determinar se algum destes se sobressai através de melhores resultados. São considerados métodos de passo fixo, pois assume-se taxa de amostragem constante. Os métodos abordados são o método de Euler (ode1) e o método Runge-Kutta (ode4), também referido como Runge-Kutta de quarta ordem.

Considerando o estado do sistema na amostra k \hat{X}_k , o cálculo do estado para uma amostra seguinte utilizando o método de Euler (ode1) é obtido como

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k + T_a f(X_k, F_k) \quad (15)$$

em que T_a é o tempo de amostragem, $f(X_k, F_k)$ é a função que descreve o modelo do sistema e F_k são as entradas aplicadas. O cálculo do estado para uma amostra seguinte utilizando o método de Runge Kutta (ode4), por sua vez, é fornecido por meio de

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k + T_a (k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)/6, \quad (16)$$

onde uma aproximação de quarta ordem é obtida para a resposta do sistema, com os termos k_1 , k_2 , k_3 e k_4 determinados através de

$$\begin{aligned} k_1 &= f(\hat{X}_k, F_k), \\ k_2 &= f(\hat{X}_k + \frac{T_a}{2} k_1, F_k), \\ k_3 &= f(\hat{X}_k + \frac{T_a}{2} k_2, F_k), \\ k_4 &= f(\hat{X}_k + T_a k_3, F_k). \end{aligned}$$

Conforme os métodos de discretização realizam aproximações para determinar o estado do sistema em determinados instantes de tempo, erros de aproximação ocorrem nessas aproximações, sendo denominados de erros de truncamento. O erro de truncamento relativo ao cálculo de uma amostra individual é chamado de erro de truncamento local. O método de Euler apresenta um erro de truncamento local da ordem do tamanho do período de amostragem $O(T_a)$, dessa forma, os melhores resultados são obtidos através de valores pequenos de T_a e o resultado da aproximação de tempo discreto se torna cada vez mais distinto da solução analítica conforme T_a assume valores maiores (ECKHARD; CAMPESTRINI, 2016). Já para o método de Runge-Kutta, a ordem do erro de truncamento local é de $O(T_a^4)$, portanto para um mesmo período de amostragem que o método de Euler, o método de Runge-Kutta deve apresentar um erro menor, ao custo de uma operação mais complexa computacionalmente. Ademais ambos métodos preservam a estabilidade da solução desde que T_a não seja demasiadamente grande (ZEIGLER; MUZY; KOFMAN, 2019).

2.3 Estimativa de Parâmetros

Seja para um modelo polinomial, ou o modelo físico do sistema, o processo de identificação de parâmetros é executado para determinar os valores dos parâmetros presentes no modelo. A depender do modelo utilizado, diferentes métodos de estimação de parâmetros podem ser aplicados. Estimadores de mínimos quadrados, por exemplo, são bastante versáteis, podendo ser aplicados a modelos lineares e não lineares, desde que esses sejam lineares em seus parâmetros (AGUIRRE, 2015).

Métodos baseados no erro de predição desempenham a estimação de parâmetros através da minimização de uma função de custo escalar baseada no erro de predição calculado através da comparação da predição de um passo a frente da saída do modelo com os valores de saída medidos (FASSOIS, 2001), conforme

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f_e(e_k(\theta)) \quad (17)$$

onde N representa o total de amostras do experimento e $e_k(\theta)$ é o erro entre os valores medidos da saída e a saída estimada por meio do modelo. Usualmente uma função $f_e(\cdot)$

quadrática é escolhida, como

$$f_e(e) = \frac{1}{2}e^2. \quad (18)$$

Devido à dependência não linear do preditor $\hat{y}_k(\theta)$ com relação ao vetor de parâmetros θ , estruturas de modelo como ARMAX e OE não possuem uma solução de forma fechada para o problema de minimização de (17) (FASSOIS, 2001). As estimações são realizadas, portanto, através de métodos numéricos, os quais calculam a estimativa dos parâmetros iterativamente (LJUNG, 1999). Esse processo é normalmente realizado conforme

$$\hat{\theta}^{(i+1)} = \hat{\theta}^{(i)} + \alpha d^{(i)}, \quad (19)$$

em que $d^{(i)}$ é a direção de busca baseada na informação a respeito da função de custo e α é uma constante positiva determinada de forma a obter uma diminuição apropriada no valor da função de custo. Essa informação pode corresponder a somente os valores da função de custo, ou esses valores em conjunto com seu gradiente, ou até os valores, gradiente e matriz hessiana. O que determina quais informações são consideradas é o método escolhido. Métodos de Newton são caracterizados por usar os valores da função, gradiente e matriz hessiana, métodos quasi-Newton se caracterizam por utilizar informações da função e gradiente, realizando uma estimativa da matriz hessiana para a determinar $d^{(i)}$ (LJUNG, 1999). Os métodos que usam apenas as informações da função de custo podem tanto estimar um gradiente e seguir como métodos quasi-Newton, ou implementar padrões de busca específicos.

2.4 Medidas para Validação dos Modelos

Seja através da estimação dos parâmetros físicos, ou identificação de modelos polinomiais, uma vez obtidos os modelos é necessário avaliá-los de forma a se determinar sua validade para as aplicações previstas. Essa análise da estimativa ocorre usualmente através da comparação entre as saídas reais do sistema e as saídas produzidas pelo modelo estimado.

A diferença entre a saída real y e a saída estimada \hat{y} é chamada de erro residual. A partir da medida de erro residual diversas métricas de erro podem ser estabelecidas para a análise das estimativas. Destacam-se o erro médio quadrático (MSE, do inglês *Mean Squared Error*), fornecido por

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2, \quad (20)$$

em que N representa o total de amostras. A raiz do erro quadrático médio (RMSE, do inglês *Root Mean Squared Error*) também pode ser considerada, sendo calculada através de

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}}. \quad (21)$$

Salienta-se que para o RMSE os valores de erro são da mesma unidade da saída avaliada. Outra medida de erro que pode ser utilizada é a raiz do erro quadrático médio normalizado (NRMSE, do inglês *Normalized Root Mean Squared Error*) obtida através de

$$\text{NRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\bar{y}}, \quad (22)$$

na qual o RMSE pode ser normalizado através de diferentes métodos, como a média do sinal, conforme (22), seu desvio padrão, ou até mesmo a diferença entre valores máximo e mínimo. Essa medida normalizada permite a comparação do erro entre sinais de diferentes magnitudes.

Além da avaliação dos erros de predição dos modelos identificados, no caso específico em que se conhecem os parâmetros reais do sistema, é possível calcular diretamente o erro dos parâmetros estimados com relação aos parâmetros reais. Na prática é irreal assumir esse conhecimento, porém no caso em que um sistema simulado é utilizado para avaliar os estimadores propostos, pode-se considerar razoável essa análise. Uma métrica possível para o erro dos parâmetros seria o erro percentual, que permite a comparação de erros para parâmetros de diferentes magnitudes, pode se obter o erro percentual para um parâmetro estimado $\hat{\theta}$, conhecendo-se seu valor real θ , através de

$$E\% = 100 \frac{\|\theta - \hat{\theta}\|}{\theta} \quad (23)$$

3 GUINDASTES DE PÓRTICO

Guindastes são equipamentos de manipulação de materiais utilizados em diferentes indústrias para o transporte de materiais pesados ou perigosos (UMER; SHAH, 2019; RAMLI *et al.*, 2017). Ao longo dos anos numerosos mecanismos de operação de guindastes foram desenvolvidos, levando em consideração o tipo de carga e setor de atuação. Estes sistemas podem ser categorizados em dois grupos principais, conforme seus tipos de movimento e estrutura: (1) pontes rolantes e guindastes de pórtico, (2) guindastes de lança e guindastes de torre (guindastes rotativos) (RAMLI *et al.*, 2017). Em todos os casos, dois mecanismos principais são característicos dos guindastes: o mecanismo de içamento, que eleva e abaixa a carga e o mecanismo de suporte, responsável pelo movimento da carga. Guindastes de pórtico, os sistemas abordados neste trabalho, caracterizam-se por um mecanismo de suporte com movimentos no plano. Devido às semelhanças construtivas os modelos de guindastes de pórtico e ponte rolante podem ser considerados equivalentes. Exemplos de guindastes com movimento de translação da carga são apresentados na Figura 3, enquanto que a Figura 4 apresenta exemplos de guindastes rotativos.

Figura 3 – Exemplos de guindastes com movimento de translação da carga.

(a) Guindaste de pórtico.



Fonte: (CRANES, 2022).

(b) Ponte rolante.



Fonte:(ULTRASEG, 2018).

Estes sistemas são classificados como sub-atuados, em razão de disporem de um número de atuadores menor que seu número de graus de liberdade, condição também conhecida como sistema trivialmente sub-atuado (TEDRAKE, 2022). Sistemas sub-atuados

Figura 4 – Exemplos de guindastes com movimento de rotação da carga.

(a) Guindaste de lança.



Fonte: (PETERS, 2021).

(b) Guindaste de torre.



Fonte: (RODRIGUES, 2022).

não podem ser controlados para seguir trajetórias completamente arbitrárias, pois a ação de controle não consegue acelerar o estado do sistema em direções arbitrárias. De forma generalizada a dinâmica de grande parte dos sistemas mecânicos pode ser descrita conforme a forma afim na entrada (TEDRAKE, 2022) através de

$$\begin{aligned}\ddot{q} &= f(q, \dot{q}, u, t) \\ &= f_1(q, \dot{q}, t) + f_2(q, \dot{q}, t)u,\end{aligned}\quad (24)$$

onde $q \in \mathbb{R}^n$ é o vetor de coordenadas generalizadas do sistema, um conjunto de parâmetros capaz de descrever de maneira unívoca a configuração do sistema, cuja dimensão n equivale ao número de graus de liberdade do sistema (GDL), $u \in \mathbb{R}^m$ representa o vetor de variáveis de entrada e t é o tempo. No caso de sistemas sub-atuados tem-se

$$\text{rank}[f_2(q, \dot{q}, t)] < \dim[q]. \quad (25)$$

Onde rank representa o posto da matriz e dim denota a dimensão de determinado vetor ou matriz. Dessa forma, em sistemas sub-atuados o posto da matriz $f_2(q, \dot{q}, t) \in \mathbb{R}^{n \times m}$ é menor que o número de graus de liberdade do sistema. Essa condição pode ocorrer devido ao número de atuadores menor que o número de graus de liberdade ($\dim[u] < \dim[q]$), como no caso de guindastes, mas não se limita a esse cenário, podendo haver sistemas sub-atuados com número de atuadores maior ou igual ao número de graus de liberdade (TEDRAKE, 2022). Além disso, é possível que, para determinados estados do sistema, ele se torne sub-atuado. Apesar da maior complexidade necessária para o controle destes sistemas, pode-se destacar algumas vantagens construtivas, como a redução da complexidade estrutural, reduzindo custo de construção, tamanho e peso do equipamento (RAMLI *et al.*, 2017; OUYANG *et al.*, 2021).

Outra característica marcante de sistemas de guindaste é que o deslocamento do carro é sempre acompanhado de oscilações da carga (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009). Essa oscilação pode implicar em uma redução na eficiência da operação, afetar a precisão do

posicionamento dos materiais, ou até em casos mais extremos, em danos à carga e acidentes (LEE, 1998; RAMLI *et al.*, 2017). Além disso, a relação entre oscilação da carga e os movimentos do guindaste é não linear e altamente acoplada (RAMLI *et al.*, 2017).

O modelo matemático destes sistemas é apresentado na literatura através de diferentes abordagens e graus de complexidade, podendo ser destacados os modelos de parâmetros concentrados e modelos de parâmetros distribuídos. Para ambas abordagens existem modelos em três dimensões (3D) (movimento no plano e içamento) ou duas dimensões (2D) (movimento linear e içamento). Dentre os modelos de parâmetros concentrados ressaltam-se três abordagens geralmente utilizadas: (1) mecanismo de içamento de cabo único, (2) mecanismo de içamento de múltiplos cabos, e (3) sistema de pêndulo duplo (UMER; SHAH, 2019). Na primeira abordagem, a massa da carga e a massa do sistema de gancho são consideradas uma única massa pontual (UMER; SHAH, 2019). A abordagem de múltiplos cabos representa sistemas de guindaste de contêiner, nos quais múltiplos cabos conectam o mecanismo de suporte ao sistema de fixação dos contêineres. Na terceira abordagem um pêndulo duplo é usado para representar com maior detalhe a dinâmica do acoplamento da carga: o primeiro pêndulo retrata o movimento do cabo e gancho, enquanto o segundo pêndulo descreve o movimento entre o gancho e a carga (UMER; SHAH, 2019). Destaca-se também modelos apresentados para aplicações considerando o transporte de cargas embaixo da água, como em (SHAH; HONG, 2014), onde é apresentado um modelo 2D de um sistema de reabastecimento de uma usina nuclear. Na abordagem de parâmetros distribuídos encontra-se modelos de cabo flexível, cabo flexível com pêndulo duplo e também são considerados guindastes operando cargas embaixo da água.

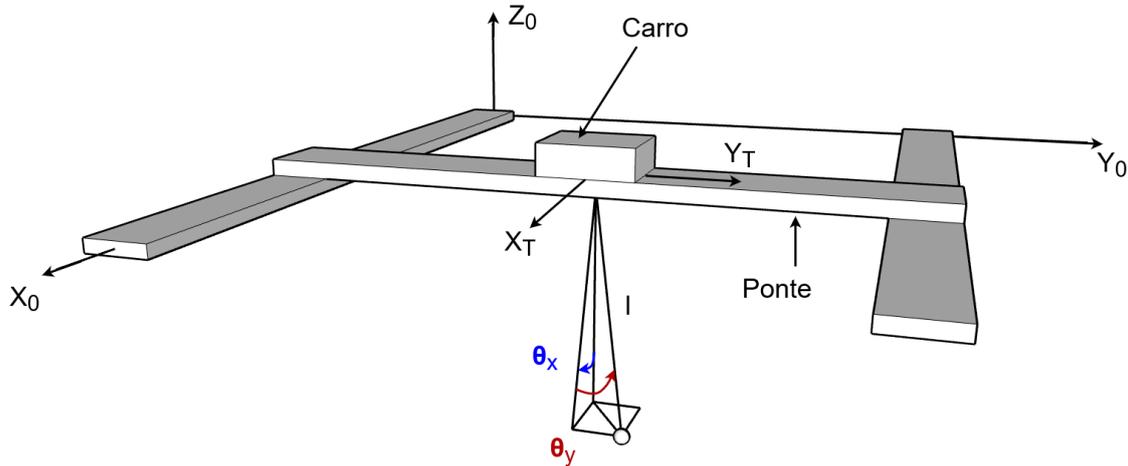
Conforme o objetivo do trabalho de realizar a estimação de parâmetros do modelo de guindastes de pórtico, a seguir é apresentada a modelagem matemática do sistema. Um modelo não linear de guindastes de pórtico é obtido através de modelagem caixa branca. Além do modelo não linear, um modelo linearizado, de menor complexidade é apresentado. A modelagem é realizada considerando um modelo de parâmetros concentrados de cabo único e sistema de içamento representado através de mecanismo de pêndulo simples.

3.1 Modelo dinâmico não linear

A Figura 5 apresenta o sistema de coordenadas para o guindaste de pórtico em 3D. O sistema de coordenadas fixo $X_0Y_0Z_0$ é usado para descrever a posição do carro, que se desloca sobre o plano X_0Y_0 com altura constante, portanto sua posição é dada por $(x, y, 0)$ e seu sistema de coordenadas é representado por $X_TY_TZ_T$. Esse componente é instalado sobre uma viga, denominada de ponte na figura, podendo deslocar-se através do eixo Y_0 do sistema de coordenadas fixo. Já a ponte desloca-se ao longo do trilho através do eixo X_0 . A elevação da carga ocorre ao longo do eixo Z_0 , podendo ser descrita pelo

comprimento de cabo l . O ângulo de oscilação da carga é dividido em duas componentes: θ_x e θ_y , sendo θ_x a projeção do ângulo de oscilação no plano $X_T Z_T$ e θ_y o ângulo de oscilação medido a partir do plano $X_T Z_T$ (LEE, 1998).

Figura 5 – Sistema de coordenadas de um guindaste do tipo pórtico.



Fonte: O autor.

As entradas para esse sistema são consideradas as forças aplicadas por seus atuadores para os deslocamentos em $X_0 Y_0$ e para variação do comprimento de cabo l , sendo identificadas por F_x , F_y e F_l , respectivamente.

Com base no sistema de coordenadas proposto é possível determinar a posição da carga (x_m, y_m, z_m) no sistema de coordenadas fixo através de:

$$p_m = \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} l \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \\ l \sin(\theta_y) \\ -l \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) \end{bmatrix}. \quad (26)$$

Como o controle de posição da carga ocorre através do posicionamento do carro e p_m pode ser descrita por meio das coordenadas do carro, comprimento do cabo e dos ângulos de oscilação, define-se x , y , l , θ_x e θ_y como as coordenadas generalizadas usadas para descrever o movimento do sistema e realizar o equacionamento de sua dinâmica.

Em (LEE, 1998) é apresentada a derivação do modelo dinâmico de parâmetros concentradas para guindastes de pórtico 3D. É considerado um mecanismo de içamento de cabo único. Essa formulação é amplamente utilizada pelos trabalhos da área e é reapresentada neste trabalho, trazendo uma correção do termo de energia potencial apresentado, conforme discutido a seguir. A formulação de Lagrange Euler é aplicada para se obter o modelo da dinâmica do sistema. A massa de carga é considerada pontual. A energia cinética do sistema é obtida considerando-se três massas equivalentes para descrever a inércia do mecanismo nas três possíveis direções de movimento, X_0 , Y_0 e Z_0 , além da massa da carga. Dessa forma, os termos de energia cinética \mathcal{K} da carga e do guindaste são obtidos

através de:

$$\mathcal{K} = \frac{1}{2}(M_x \dot{x}^2 + M_y \dot{y}^2 + M_l \dot{l}^2) + \frac{m}{2} v_m^2, \quad (27)$$

onde M_x , M_y e M_l representam os componentes de inércia do guindaste nas direções x , y e l , respectivamente, e m representa a massa da carga. As velocidades \dot{x} , \dot{y} e \dot{l} são as velocidades do carro, da ponte e do cabo, respectivamente. A velocidade da carga v_m deve ser representada em termos das coordenadas generalizadas do sistema, para tanto é (26) é considerada, resultando em

$$\begin{aligned} v_m^2 &= \dot{x}_m^2 + \dot{y}_m^2 + \dot{z}_m^2 & (28) \\ &= \dot{x}^2 + \dot{y}^2 + \dot{l}^2 + l^2 \cos^2(\theta_y) \dot{\theta}_x^2 + l^2 \dot{\theta}_y^2 \\ &+ 2 \left(\sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \dot{l} + l \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) \dot{\theta}_x - l \sin(\theta_x) \sin(\theta_y) \dot{\theta}_y \right) \dot{x} \\ &+ 2 \left(\sin(\theta_y) \dot{l} + l \cos(\theta_y) \dot{\theta}_y \right) \dot{y}. \end{aligned} \quad (29)$$

Considerando que apenas a massa de carga realiza deslocamento vertical através do eixo Z_0 , energia potencial \mathcal{P} do sistema pode ser calculada através da energia potencial da carga, através de

$$\mathcal{P} = -mgl \cos(\theta_x) \cos(\theta_y), \quad (30)$$

onde g representa a aceleração da gravidade. Observa-se que (30) difere da equação apresentada por (LEE, 1998), em que \mathcal{P} é definido como $mgl[1 - \cos(\theta_x) \cos(\theta_y)]$. Destaca-se que para a equação de (LEE, 1998), quando os ângulos de oscilação são nulos, variações no comprimento de cabo não alteram a energia potencial do sistema, o que não deveria ocorrer. Para corrigir essa expressão, a energia potencial da carga \mathcal{P} foi calculada através de mgz_m , resultando em (30). Apesar da diferença nas equações de energia potencial, o modelo dinâmico obtido é igual ao apresentado por (LEE, 1998), o que sugere um erro textual.

O Lagrangeano \mathcal{L} do sistema é definido a seguir, assim como a função de dissipação de Rayleigh \mathcal{F} , utilizada para modelar o efeito de forças de atrito proporcionais a velocidade,

$$\begin{aligned} \mathcal{L} &= \mathcal{K}(q, \dot{q}) - \mathcal{P}(q) \\ &= \frac{1}{2}(M_x \dot{x}^2 + M_y \dot{y}^2 + M_l \dot{l}^2) + \frac{m}{2} v_m^2 + mgl \cos(\theta_x) \cos(\theta_y), \end{aligned} \quad (31)$$

$$\mathcal{F} = \frac{1}{2} \left(D_x \dot{x}^2 + D_y \dot{y}^2 + D_l \dot{l}^2 \right), \quad (32)$$

onde D_x , D_y e D_l são os coeficientes de atrito viscoso associados aos movimentos nas direções x , y e l , respectivamente. Considerando as equações (31), (32) e um vetor de coordenadas generalizadas $q = [x \ y \ l \ \theta_x \ \theta_y]^T$, é possível calcular o modelo dinâmico de cada um dos graus de liberdade do sistema através de:

$$Q_i = \frac{d}{dt} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial q_i} + \frac{\partial \mathcal{F}}{\partial \dot{q}_i} \quad (33)$$

onde $Q = [F_x \ F_y \ F_l \ 0 \ 0]^T$ representa o vetor de esforços generalizados do guindaste, com os esforços de atuação nas direções x , y e l . Resolvendo a equação (33) para cada grau de liberdade do sistema, obtém-se as equações de dinâmica dos guindastes de pórtico:

$$\begin{pmatrix} (M_x + m)\ddot{x} + ml \cos(\theta_x) \cos(\theta_y)\ddot{\theta}_x - ml \sin(\theta_x) \sin(\theta_y)\ddot{\theta}_y + m \sin(\theta_x) \cos(\theta_y)\dot{l} \\ + D_x \dot{x} + 2m \cos(\theta_x) \cos(\theta_y)\dot{l}\dot{\theta}_x - 2m \sin(\theta_x) \sin(\theta_y)\dot{l}\dot{\theta}_y \\ - ml \sin(\theta_x) \cos(\theta_y)\dot{\theta}_x^2 - 2ml \cos(\theta_x) \sin(\theta_y)\dot{\theta}_x\dot{\theta}_y - ml \sin(\theta_x) \cos(\theta_y)\dot{\theta}_y^2 \end{pmatrix} = F_x \quad (34)$$

$$\begin{pmatrix} ml^2 \cos^2(\theta_y)\ddot{\theta}_x + ml \cos(\theta_x) \cos(\theta_y)\ddot{x} + 2ml \cos^2(\theta_y)\dot{l}\dot{\theta}_x \\ - 2ml^2 \sin(\theta_y) \cos(\theta_y)\dot{\theta}_x\dot{\theta}_y + mgl \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \end{pmatrix} = 0 \quad (35)$$

$$\begin{pmatrix} (M_y + m)\ddot{y} + ml \cos(\theta_y)\ddot{\theta}_y + m \sin(\theta_y)\dot{l} \\ + D_y \dot{y} + 2m \cos(\theta_y)\dot{l}\dot{\theta}_y - ml \sin(\theta_y)\dot{\theta}_y^2 \end{pmatrix} = F_y \quad (36)$$

$$\begin{pmatrix} ml^2\ddot{\theta}_y + ml \cos(\theta_y)\ddot{y} - ml \sin(\theta_x) \sin(\theta_y)\ddot{x} + 2ml\dot{l}\dot{\theta}_y \\ + ml^2 \cos(\theta_y) \sin(\theta_y)\dot{\theta}_x^2 + mgl \cos(\theta_x) \sin(\theta_y) \end{pmatrix} = 0 \quad (37)$$

$$\begin{pmatrix} (M_l + m)\ddot{l} + m \sin(\theta_x) \cos(\theta_y)\ddot{x} + m \sin(\theta_y)\ddot{y} + D_l \dot{l} \\ - ml \cos^2(\theta_y)\dot{\theta}_x^2 - ml\dot{\theta}_y^2 - mg \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) \end{pmatrix} = F_l \quad (38)$$

É possível observar que o modelo resultando é não linear e apresenta inúmeros termos de acoplamento entre os movimentos dos mecanismos de suporte e içamento e a oscilação da carga, conforme apontado anteriormente. As equações (34) a (38) também podem ser representadas na forma matricial:

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{D}\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = \mathbf{F}, \quad (39)$$

na qual $F = [F_x \ F_y \ F_l \ 0 \ 0]^T$ é o vetor de esforços, $G(q) \in \mathbb{R}^5$ o vetor de força gravitacional, obtido pelos termos com a aceleração da gravidade g , $D \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ a matriz de amortecimento, diagonal, formada por $(D_x, D_y, D_l, 0, 0)$ na diagonal principal, $M(q) \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ é a matriz de inércias do sistema, obtida através dos termos de aceleração \ddot{q} e $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ é a matriz de força centrífuga e de coriolis, formada pelos termos com q , \dot{q} restantes. A seguir, são apresentadas as estruturas dessas matrizes e vetores, a começar pelo vetor de força gravitacional $G(q)$ e matriz de amortecimento D :

$$\mathbf{G}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -mg \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) \\ mgl \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \\ mgl \cos(\theta_x) \sin(\theta_y) \end{bmatrix}, \quad (40)$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} D_x & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & D_y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & D_l & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (41)$$

dando sequência com a matriz de força centrífuga e coriolis,

$$\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & c_{13} & c_{14} & c_{15} \\ 0 & 0 & c_{23} & 0 & c_{25} \\ 0 & 0 & 0 & c_{34} & c_{35} \\ 0 & 0 & c_{43} & c_{44} & c_{45} \\ 0 & 0 & c_{53} & c_{54} & c_{55} \end{bmatrix}, \quad (42)$$

cujos termos são dados por:

$$c_{13} = 2m \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) \dot{\theta}_x - 2m \sin(\theta_x) \sin(\theta_y) \dot{\theta}_y \quad (43)$$

$$c_{14} = 2m \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) \dot{l} - ml \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \dot{\theta}_x - 2ml \cos(\theta_x) \sin(\theta_y) \dot{\theta}_y \quad (44)$$

$$c_{15} = -2m \sin(\theta_x) \sin(\theta_y) \dot{l} - 2ml \cos(\theta_x) \sin(\theta_y) \dot{\theta}_x - ml \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \dot{\theta}_y \quad (45)$$

$$c_{23} = 2m \cos(\theta_y) \dot{\theta}_y \quad (46)$$

$$c_{25} = 2m \cos(\theta_y) \dot{l} - ml \sin(\theta_y) \dot{\theta}_y \quad (47)$$

$$c_{34} = -ml \cos^2(\theta_y) \dot{\theta}_x \quad (48)$$

$$c_{35} = -ml \dot{\theta}_y \quad (49)$$

$$c_{43} = 2ml \cos^2(\theta_y) \dot{\theta}_x \quad (50)$$

$$c_{44} = 2ml \cos^2(\theta_y) \dot{l} - 2ml^2 \sin(\theta_y) \cos(\theta_y) \dot{\theta}_y \quad (51)$$

$$c_{45} = -2ml^2 \sin(\theta_y) \cos(\theta_y) \dot{\theta}_x \quad (52)$$

$$c_{53} = 2ml \dot{\theta}_y \quad (53)$$

$$c_{54} = ml^2 \cos(\theta_y) \sin(\theta_y) \dot{\theta}_x \quad (54)$$

$$c_{55} = 2ml \dot{l} \quad (55)$$

e por fim a matriz de inércias:

$$\mathbf{M}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} m_{11} & 0 & m_{13} & m_{14} & m_{15} \\ 0 & m_{22} & m_{23} & 0 & m_{25} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & 0 & 0 \\ m_{41} & 0 & 0 & m_{44} & 0 \\ m_{51} & m_{52} & 0 & 0 & m_{55} \end{bmatrix}, \quad (56)$$

com seus termos descritos conforme:

$$m_{11} = M_x + m \quad (57)$$

$$m_{13} = m_{31} = m \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \quad (58)$$

$$m_{14} = m_{41} = ml \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) \quad (59)$$

$$m_{22} = M_y + m \quad (60)$$

$$m_{23} = m_{32} = m \sin(\theta_y) \quad (61)$$

$$m_{25} = m_{52} = ml \cos(\theta_y) \quad (62)$$

$$m_{33} = M_l + m \quad (63)$$

$$m_{44} = ml^2 \cos^2(\theta_y) \quad (64)$$

$$m_{51} = m_{31} = -ml \sin(\theta_x) \sin(\theta_y) \quad (65)$$

$$m_{55} = ml^2. \quad (66)$$

Nota-se que a matriz de amortecimento D foi definida considerando apenas atrito nos movimentos em x , y e l , não são considerados termos diretamente relacionados à oscilação da carga. Uma outra abordagem, apresentada em (Verdés Kairuz *et al.*, 2018), considera termos D_{θ_x} e D_{θ_y} não nulos.

3.2 Modelo dinâmico linearizado

A linearização do modelo dinâmico (34)-(38) também é apresentada em (LEE, 1998). Para a linearização, são consideradas algumas características das operações usuais dos sistemas de guindaste. Considera-se que em condições normais de operação, as acelerações máximas dos guindastes são muito inferiores à aceleração gravitacional e que o comprimento do cabo é mantido constante ou variando lentamente enquanto o carro se movimenta ($|\dot{l}| \ll |l|$) (LEE, 1998). Essas condições implicam em $|l\ddot{\theta}_x| \ll g$ e $|l\ddot{\theta}_y| \ll g$, que por sua vez se traduz em ângulos de oscilação pequenos ($|\theta_x| \ll 1$ e $|\theta_y| \ll 1$). Com isso é possível aproximar $\sin \theta_x \simeq \theta_x$, $\sin \theta_y \simeq \theta_y$, $\cos \theta_x \simeq 1$ e $\cos \theta_y \simeq 1$. Assim, aplicando essas condições ao modelo não linear, obtém-se o modelo linearizado dado por:

$$(M_x + m)\ddot{x} + D_x\dot{x} + ml\ddot{\theta}_x = f_x \quad (67)$$

$$(M_y + m)\ddot{y} + D_y\dot{y} + ml\ddot{\theta}_y = f_y \quad (68)$$

$$(M_l + m)\ddot{l} + D_l\dot{l} - mg = f_l \quad (69)$$

$$l\ddot{\theta}_x + \ddot{x} + g\theta_x = 0 \quad (70)$$

$$l\ddot{\theta}_y + \ddot{y} + g\theta_y = 0 \quad (71)$$

O modelo linearizado resultante constitui-se de três dinâmicas desacopladas para os movimentos x - θ_x , y - θ_y e o movimento de içamento em l . Além disso, as dinâmicas de

$x-\theta_x$, apresentadas em (67) e (70) e as dinâmicas de $y-\theta_y$, apresentadas em (68) e (71), são análogas. Para as condições de linearização o modelo resultante apresenta considerável redução de complexidade.

3.3 Conjuntos de parâmetros utilizados nas simulações

Para realizar a simulação do sistema e estimativas de parâmetros propostas, foram considerados os parâmetros apresentados na literatura em (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) e (TUAN *et al.*, 2013). Esses parâmetros foram escolhidos de forma a possibilitar uma representação mais ampla de sistemas possíveis, devido às diferenças de dimensões das massas entre os modelos. Ambos conjuntos de parâmetros representam protótipos de sistemas guindaste de ponte, porém o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) possui uma capacidade de carga consideravelmente maior. Os valores dos parâmetros dos guindastes considerados são apresentados na Tabela 1.

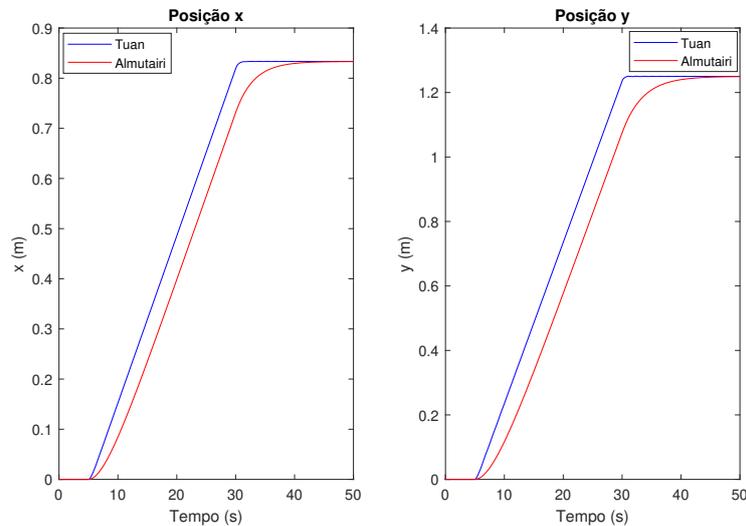
Tabela 1 – Parâmetros utilizados nas simulações (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN *et al.*, 2013).

	(ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009)	(TUAN <i>et al.</i> , 2013)
m	30 kg	0,85 kg
M_x	1440 kg	12 kg
M_y	110 kg	5 kg
M_l	500 kg	2 kg
D_x	480 kg/s	30 kg/s
D_y	40 kg/s	20 kg/s
D_l	200 kg/s	50 kg/s

A fim de gerar uma comparação entre os dois conjuntos de parâmetros e também consolidar a compreensão do comportamento do sistema, foi observada a resposta ao salto do sistema com os parâmetros da Tabela 1. Uma força constante foi aplicada em F_l com o valor $-mg$ para manter a carga em uma altura aproximadamente constante, com $l = 0, 5$. Um degrau aplicado foi aplicado dos 5 aos 30 segundos do ensaio em F_x e F_y , com sua amplitude ajustada para produzir um deslocamento semelhante nos dois sistemas. Para o sistema de (TUAN *et al.*, 2013) os degraus de força em F_x e F_y foram de amplitude 1N, já para o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), as amplitudes foram de 16N e 2N para F_x e F_y , respectivamente.

A Figura 6 apresenta as posições x e y para o sistema com os dois conjuntos de parâmetros considerados. Nota-se a resposta de dinâmica mais lenta do sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), em conformidade com sua estrutura mais pesada. As oscilações θ_x e θ_y produzidas pelo movimento do mecanismo de suporte são apresentadas na Figura 7. A variação no comprimento de cabo causada pelo não cancelamento total do peso da

Figura 6 – Comparação das respostas em x e y dos modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN *et al.*, 2013) para entradas de tipo salto em F_x e F_y .



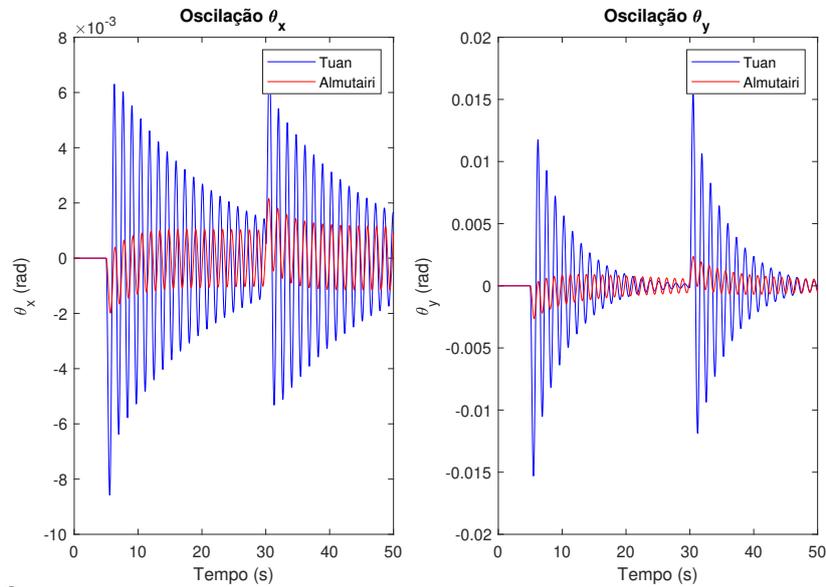
Fonte: O autor.

massa de carga pela força F_l constante, devido à oscilação da carga pode ser observada na Figura 8

Outra característica que é importante ressaltar na dinâmica desses sistemas é a variação na resposta dos ângulos de oscilação quando diferentes comprimentos de cabo são considerados. Tendo em conta uma aplicação em que o mecanismo de suporte se desloca no plano enquanto o comprimento de cabo é mantido constante, foram aplicados os mesmos degraus de força nos sistemas de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN *et al.*, 2013). A resposta de θ_x e θ_y foi analisada para um comprimento de cabo $l = 0,5\text{m}$ e outros dois comprimentos de cabo, um 15% maior, resultando em $l = 0,65\text{m}$ e outro 50% maior, o que significa $l = 0,75\text{m}$.

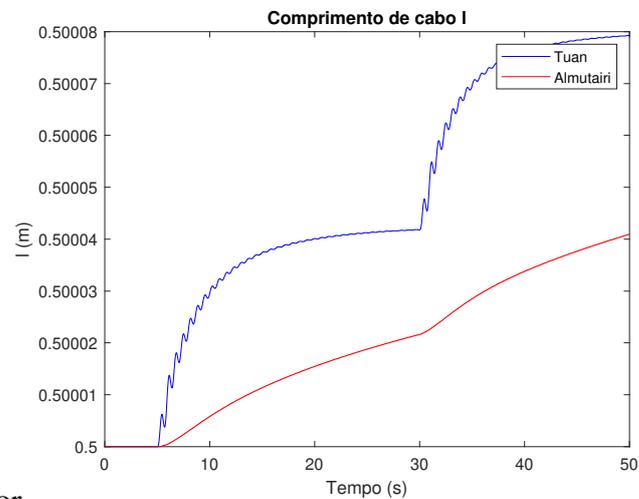
A resposta do sistema de (TUAN *et al.*, 2013) para os degraus de força considerando os três comprimentos de cabo propostos é apresentada na Figura 9. Já Figura 10 apresenta a resposta para o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009). É importante observar essa condição para a identificação de modelos lineares caixa preta, uma vez que o modelo estará atrelado ao comprimento de cabo considerado nos experimentos de identificação.

Figura 7 – Comparação das oscilações em θ_x e θ_y dos modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN *et al.*, 2013) para entradas de tipo salto em F_x e F_y .



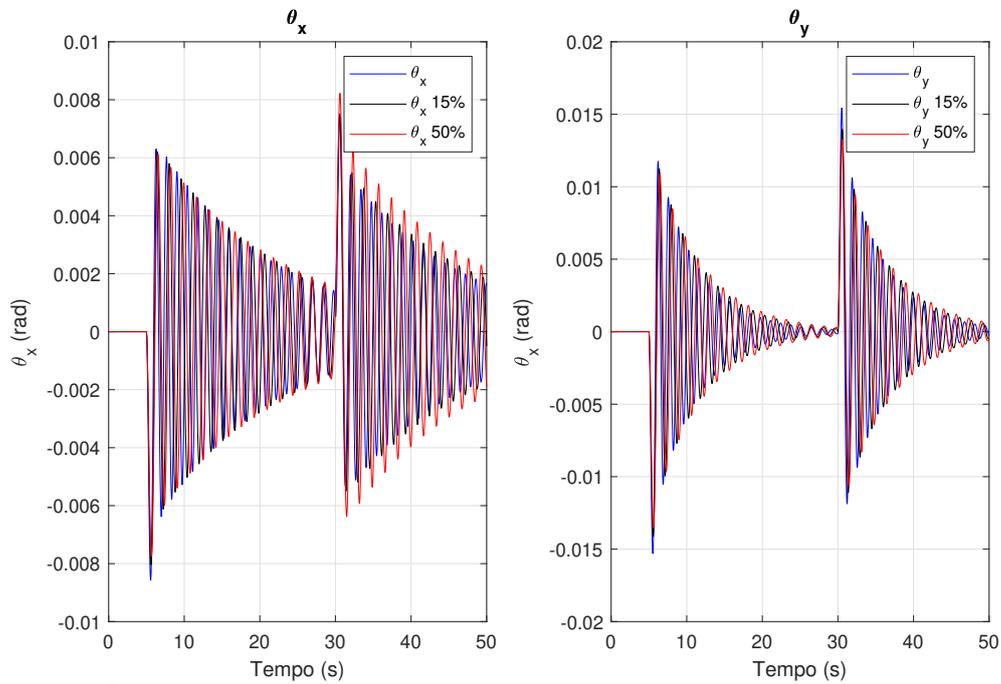
Fonte: O autor.

Figura 8 – Variações do comprimento de cabo l modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN *et al.*, 2013) devido à oscilação da carga.



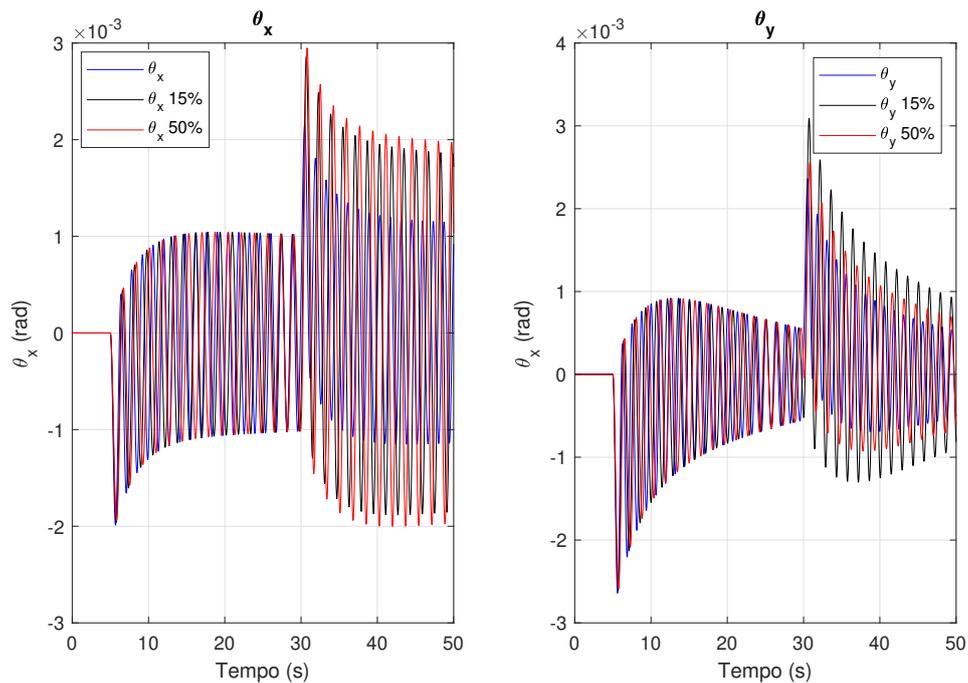
Fonte: O autor.

Figura 9 – Comparação das oscilações em θ_x e θ_y dos modelos com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013), considerando operação com três comprimentos de cabo diferente.



Fonte: O autor.

Figura 10 – Comparação das oscilações em θ_x e θ_y dos modelos com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), considerando operação com três comprimentos de cabo diferente.



Fonte: O autor.

4 ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS PARA MODELO DE GUINDASTE DE PÓRTICO

A partir da modelagem matemática do sistema realizada no Capítulo 3, é possível determinar os parâmetros físicos do modelo a partir do erro de predição, com algum método na forma de (17). A seguir são apresentados os estimadores propostos para tal finalidade. Também é apresentada a determinação das estruturas dos modelos polinomiais lineares e, por fim, os sinais de entrada escolhidos para realizar os ensaios de identificação. A motivação para a estimação dos parâmetros físicos do modelo de guindastes de pórtico, ocorre tendo em vista métodos de controle, como os apresentados em (TUAN *et al.*, 2013) e (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), os quais exigem o conhecimento desses parâmetros para implementação das leis de controle. Cogitando, também, o emprego de outras técnicas de controle se estabeleceu o fornecimento de modelos lineares polinomiais para o sistema. Com esse propósito foram avaliadas as diferentes estruturas de modelos e estimadores para verificar sua capacidade de descrever o sistema.

4.1 Estimação dos Parâmetros Físicos

Considerando os modelos não linear (34)-(38) e linearizado (67)-(71) do sistema, observa-se que sua dinâmica é modelada a partir dos mesmos oito parâmetros: M_x , M_y , M_l , D_x , D_y , D_l , m e g . Como a massa da carga m não representa um componente intrínseco do sistema e é alterada a cada aplicação, sua estimação não é realizada. Além disso a aceleração gravitacional g é considerada conhecida, sendo também descartada a sua estimação junto aos outros parâmetros. Com isso é realizada a estimação dos seis parâmetros característicos do guindaste: M_x , M_y , M_l , D_x , D_y , D_l , considerando uma massa de carga conhecida para os ensaios de estimação. O problema de determinação de massa de carga durante a operação do sistema deve ser tratado separadamente e não é abordado neste trabalho. Em (WU *et al.*, 2021), é apresentada a identificação *online* da massa de carga para guindastes de tipo torre.

Ao todo foram propostas e estudadas quatro classes de estimadores. Esses estimadores diferem entre si pelo modelo adotado para representar o sistema: (1) modelo não linear

(`nlin`); (2) modelo linearizado (`lin`), e também pelo método de discretização utilizado: (1) método de Euler (`ode1`); (2) método de Runge Kutta (`ode4`). Combinando-se o modelo com o método de discretização são obtidos os quatro estimadores analisados: `nlinode1`, `nlinode4`, `linode1` e `linode4`. A estimação é realizada através da construção de um problema de otimização baseado no erro de predição.

O problema de otimização estabelecido para estimação dos parâmetros é definido por:

$$\hat{\theta}_N = \arg \min_{\theta} J(\theta) \quad (72)$$

onde $\hat{\theta}_N$ representa os parâmetros estimados e a função de custo $J(\theta)$ é obtida através do erro quadrático de predição, conforme:

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N (\hat{q}_{m_k}(\theta) - q_{m_k})^T (\hat{q}_{m_k}(\theta) - q_{m_k}) \quad (73)$$

sendo q_{m_k} a saída do sistema medida em uma amostra k , $\hat{q}_{m_k}(\theta)$ a saída estimada do sistema para a amostra k e N o total de amostras.

Considerando-se sensores para medir os estados de posições do sistema (deslocamentos e ângulos), as saídas do sistema podem ser expressas por:

$$q_{m_k} = CX_k + \nu_k \quad (74)$$

onde q_{m_k} representa os valores medidos pelos sensores de posição em uma amostra k , considerando o ruído ν . A matriz C é estabelecida conforme o estimador usado e é elaborada de forma a obter-se as apenas as posições como saída. Os valores de \hat{q}_{m_k} são calculados através da simulação do sistema para cada amostra, sendo $\hat{q}_{m_k} = C\hat{X}_k$. O estado estimado do sistema \hat{X}_k é calculado por meio de (15) ou (16), conforme o método de discretização adotado pelo estimador.

Para a otimização, foi selecionada a função `fmincon` do *software* Matlab, que permite resolver problemas de otimização com restrições. O método *interior-point* foi aplicado. Foi imposta uma restrição de que $0 \leq \hat{\theta}$, pois sabe-se que os parâmetros físicos do sistema não possuem valores negativos. Assim como foi estabelecido para a identificação dos modelos lineares, a avaliação dos estimadores propostos foi realizada através de ensaios simulados. O modelo não linear do sistema foi simulado de modo a representar o sistema. Adicionou-se ruído branco à saída conforme (74).

4.1.1 Estimadores de modelo linearizado

Conforme salientado anteriormente, o modelo linearizado dos guindastes de pórtico (equações (67) a (69)) apresenta um desacoplamento entre as dinâmicas do sistema, para os movimentos em x - θ_x , y - θ_y e l , considerando um comprimento de corda constante ou variando lentamente para os movimentos no plano x - y . Com base nessa característica, os estimadores de modelo linearizado foram propostos de forma a considerar separadamente

as dinâmicas de movimento nas direções x , y e l . A partir dessa consideração se obtém 2 classes de estimadores de modelo linearizado (lin), uma para estimar os parâmetros da dinâmica de içamento, em que $\theta = [M_l \ D_l]^T$ e outra para estimar os parâmetros do movimento no plano. Valendo-se da correspondência das expressões (67)-(70) e (68)-(71), que representam a dinâmica dos movimentos na direção x e y , respectivamente, o mesmo estimador pode ser empregado para estimar $\theta = [M_x \ D_x]^T$ ou $\theta = [M_y \ D_y]^T$.

Conforme indicado na Seção 2.2, o estado do sistema corresponde às suas posições e velocidades $X = [q_e \ \dot{q}_e]^T$, onde definiu-se $q_e \subseteq q$ para possibilitar uma representação generalizada dos métodos de discretização. Para os estimadores com modelo linearizado, tem-se $q_e = l$ para o estimador de M_l - D_l , $q_e = [x \ \theta_x]^T$, para o estimador de M_x - D_x e $q_e = [y \ \theta_y]^T$, quando é realizada a estimativa de M_y - D_y .

A expressão do modelo f do sistema linearizado, para o cálculo dos estados estimados é obtida através da formulação de espaço de estados

$$f = A\hat{X}_k + BF_k \quad (75)$$

Para obter-se as matrizes A e B , deve-se recorrer às equações (67)-(71), conforme os parâmetros que se deseja estimar. Como pode ser observado pelas equações do modelo linearizado, quando realizado o movimento de içamento isoladamente, sua dinâmica pode ser determinada através de (69), portanto para o estimador de M_l e D_l é considerada essa equação e as matrizes A e B são obtidas por:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\hat{D}_l/(\hat{M}_l + m) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1/(\hat{M}_l + m) \end{bmatrix} \quad (76)$$

além disso para esse estimador define-se $F_k = F_l(kT_a) + mg$. A matriz C para garantir a saída de posição $q_m = l$ a partir de (74) é dada por

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (77)$$

As matrizes A e B para o estimador de M_x - D_x e M_y - D_y são análogas, devido à condição já verificada de suas equações linearizadas serem equivalentes. Essas matrizes são dadas por:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{mg}{\hat{M}_x} & -\frac{\hat{D}_x}{\hat{M}_x} & 0 \\ 0 & -\frac{g(\hat{M}_x+m)}{l\hat{M}_x} & \frac{\hat{D}_x}{l\hat{M}_x} & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{\hat{M}_x} \\ -\frac{1}{l\hat{M}_x} \end{bmatrix} \quad (78)$$

para essas estimações, F_k é a $F_x(kT_a)$ ou $F_y(kT_a)$. E a matriz C para expressar as saídas

de posição $q_m = q_e$ corresponde a

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (79)$$

4.1.2 Estimadores de modelo não linear

Os estimadores de modelo não linear (nlin) consideram o modelo não linear completo do sistema, devido ao acoplamento verificado nas equações (34)-(38). Dessa forma todos os seis parâmetros característicos do sistema podem ser estimados através desses estimadores. Entretanto, conforme observado observado nas simulações, a estimação de todos os seis parâmetros através do estimador de modelo não linear apresentou maiores erros percentuais e demandou de maiores tempos de estimação, sendo necessário reduzir as tolerâncias do algoritmo de otimização para se obter parâmetros com o grau semelhante de erro percentual. Com base nessa característica, foi proposta a estimação somente dos parâmetros das dinâmicas de x e y com o modelo não linear, utilizando-se de M_l e D_l conforme estimados pelos estimadores da dinâmica de içamento baseados no modelo linearizado. Essa decisão permite reduzir a complexidade do problema de otimização, decompondo-o em dois problemas menores. O conjunto de parâmetros a ser estimado pelos estimadores de modelo não linear é, portanto, $\theta = [M_x \ D_x \ M_y \ D_y]$. Conforme o modelo completo do sistema é considerado, tem-se $q_e = q$ para o cálculo dos estados estimados.

Considerando a representação da dinâmica do sistema na forma matricial conforme (39), é possível calcular as acelerações do sistema através de

$$\ddot{q} = M^{-1}(F_k - D\dot{q} - C(q, \dot{q})\dot{q} - G(q)), \quad (80)$$

com isso, a função f que representa o modelo do sistema para determinar os valores dos estados estimados é obtida por

$$f = \begin{bmatrix} \dot{q} \\ M^{-1}(F_k - D\dot{q} - C(q, \dot{q})\dot{q} - G(q)) \end{bmatrix}. \quad (81)$$

A matriz C para a saída do sistema corresponder aos valores de posição relacionados

às dinâmicas em x e y é dada por

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (82)$$

com isso têm-se $q_m = [x \ y \ \theta_x \ \theta_y]^T$ e a função de custo (73) é calculada considerando apenas as posições relacionadas aos parâmetros estimados, desconsiderando l .

4.2 Identificação de modelos polinomiais para guindastes de pórtico

Além da estimação dos parâmetros físicos do modelo do sistema, foi proposta a identificação de modelos polinomiais lineares caixa preta para o sistema. O modelo linearizado do guindaste (67) - (71) apresenta um significativo desacoplamento das dinâmicas em x (67)-(70), y (68)-(71) e l (69), quando respeitadas as condições de linearização. Valendo-se deste aspecto, a identificação do modelo foi separada em três etapas: uma etapa para identificação de um modelo para a dinâmica de içamento, uma etapa para a dinâmica no eixo x e outra para a dinâmica no eixo y . Uma vez que a dinâmica linearizada para x e θ_x é análoga à de y e θ_y a estrutura de modelo, bem como os sinais de excitação escolhidos para ambos os casos serão os mesmos.

Com isso, decidiu-se analisar a identificação de modelos ARMAX e OE para o sistema. A representação dos modelos ARMAX apresentada em (7), pode ser expressa como

$$A_l(q)l_k = B_l(q)F_{l_k} + C_l(q)\nu_k \quad (83)$$

para o modelo da dinâmica de içamento. Já para a dinâmica de movimento no plano, tem-se um modelo multivariável, como o apresentado em (8), que é apresentado a seguir para a dinâmica em x - θ_x , sendo análogo para y - θ_y

$$\begin{bmatrix} A_x(q) & A_2(q) \\ A_1(q) & A_{\theta_x}(q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ \theta_{x_k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_x(q) \\ B_{\theta_x}(q) \end{bmatrix} F_{x_k-n_k} + \begin{bmatrix} C_x(q) \\ C_{\theta_x}(q) \end{bmatrix} \nu_k \quad (84)$$

A representação dos modelos OE, conforme apresentada em (10) é expressa através de:

$$l_k = \frac{B_l(q)}{H_l(q)} F_{l_k} + \nu_k \quad (85)$$

para a dinâmica de içamento. Já para a dinâmica do movimento no plano, conforme o caso MIMO apresentado em (11), é dada por:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ \theta_{x_k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{B_x(q)}{H_x(q)} \\ \frac{B_{\theta_x}(q)}{H_{\theta_x}(q)} \end{bmatrix} F_{x_{k-n_k}} + \nu_k \quad (86)$$

para movimentos na direção x e conforme ocorre com o modelo ARMAX, também é análoga para os deslocamentos em y .

4.2.1 Definição da estrutura dos modelos

Com a representação matemática definida, deve-se determinar a estrutura desse modelo. Este é um elemento bastante relevante no processo de identificação e nele é realizada a escolha da ordem dos polinômios dos modelos ARMAX e OE. Um modelo com ordem muito diferente da ordem do sistema real pode ser incapaz de reproduzir a dinâmica do sistema, ou gerar uma estimação de parâmetros mal condicionada (AGUIRRE, 2015).

Para a execução dessa etapa foi, portanto, utilizado o conhecimento já existente a respeito do modelo do sistema. Como ponto de partida, utilizou-se o modelo linearizado para se obter funções de transferência do sistema, relacionando as saídas com as forças responsáveis por sua excitação e com isso, através das ordens dessas funções de transferências, foram estabelecidas as ordens iniciais para os polinômios dos modelos. Assim, a partir do modelo linearizado para o guindaste (67)-(71), foram calculadas as funções de transferência para as saídas de posição x e θ_x , considerando a entrada F_x , para y e θ_y , considerando a entrada F_y e para a saída l tendo em conta a entrada F_l .

No caso do movimento de içamento, cuja dinâmica linearizada é determinada por (69), pode-se calcular a transformada de Laplace dessa equação, através da qual a seguinte função de transferência é obtida:

$$\frac{L(s)}{U(s)} = \frac{1}{(M_l + m)s^2 + D_l s} \quad (87)$$

onde se considera uma entrada $u(t) = F_l(t) + mg$. O modelo resultante, com dois polos é usado para estabelecer as ordens dos os polinômios de (83) e (85). Para o modelo ARMAX, as ordens dos polinômios $A_l(q)$ e $C_l(q)$ são definidas para corresponder ao número de polos da função de transferência, dessa forma $n_a = 2$ e $n_c = 2$. Já a ordem do polinômio $B(q)$ é definida para corresponder a 1 mais o número de zeros da função de transferência, portanto $n_b = 1$. Também é adotado atraso na entrada $n_k = 1$ amostra. Ao se considerar o modelo OE o mesmo método é considerado para estabelecer as ordens dos polinômios, assim sendo a ordem do polinômio $B(q)$ segue sendo $n_b = 1$ e para $H(q)$ é estabelecido $n_h = 2$. O atraso na entrada foi considerado de uma amostra, também.

Para os modelos de $x-\theta_x$ e $y-\theta_y$, as funções de transferência foram obtidas organizando-

se os pares (67)-(70) e (68)-(71) no espaço de estados conforme:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta}_x \\ \dot{\theta}_y \\ \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{\theta}_x \\ \ddot{\theta}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \frac{mg}{M_x} & 0 & \frac{-D_x}{M_x} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{mg}{M_y} & 0 & \frac{-D_y}{M_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-g(M_x+m)}{lM_x} & 0 & \frac{D_x}{lM_x} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{-g(M_y+m)}{lM_y} & 0 & \frac{D_y}{lM_y} & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta_x \\ \theta_y \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta}_x \\ \dot{\theta}_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \frac{1}{M_x} & 0 \\ 0 & \frac{1}{M_y} \\ \frac{-1}{lM_x} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{lM_y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \end{bmatrix}, \quad (88)$$

com as saídas de posição x , θ_x , y e θ_y calculadas através de $C_i X$, em que C_i é definido para cada uma das saídas como

$$C_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (89)$$

$$C_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (90)$$

$$C_{\theta_x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (91)$$

$$C_{\theta_y} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (92)$$

Com base em (88)-(92), é possível calcular as funções de transferência do sistema através de

$$G_i = C(sI - A)^{-1}B. \quad (93)$$

Dessa forma, considerando uma entrada F_x , as funções de transferência para a saída x e θ_x são apresentadas a seguir:

$$G_x(s) = \frac{ls^2 + g}{s[D_x g + (M_x + m)gs + lD_x s^2 + lM_x s^3]} \quad (94)$$

$$G_{\theta_x}(s) = \frac{s}{D_x g + (M_x + m)gs + lD_x s^2 + lM_x s^3}. \quad (95)$$

Conforme observado anteriormente, devido à equivalência entre as dinâmicas linearizadas de $x-\theta_x$ e $y-\theta_y$, suas funções de transferências são igualmente análogas. A partir de (94) e (95), pode-se observar que os zeros dos sistemas independem dos parâmetros de massa e atrito, estando relacionados apenas ao comprimento de cabo e aceleração da gravidade para os movimentos em x e y . Além disso, como é de se esperar para um sistema mecânico de posicionamento, ocorre um polo na origem em G_x e G_y .

Com base nas funções de transferência calculadas, percebe-se que G_x e G_y apresentam quatro polos e dois zeros, com isso, para os modelos ARMAX, os polinômios $A_x(q)$, $A_2(q)$ e $C_x(q)$ foram estabelecidos com ordem 4, refletindo o número de polos da função de transferência. Para corresponder ao número de zeros +1, $B_x(q)$ tem ordem 3. As mesmas ordens são atribuídas aos polinômios correspondentes $A_y(q)$, $A_2(q)$, $C_y(q)$ e $B_y(q)$.

A fim de determinar as ordens dos polinômios para dinâmica de oscilação, observa-se o número de polos e zeros de G_{θ_x} e G_{θ_y} , seguindo o mesmo procedimento para atribuição das ordens. Com isso os polinômios $A_{\theta_x}(q)$, $A_1(q)$, $C_{\theta_x}(q)$ e também $A_{\theta_y}(q)$, $A_1(q)$, $C_{\theta_y}(q)$ são estabelecidos com ordem 3. Já a ordem de $B_{\theta_x}(q)$, bem como de $B_{\theta_y}(q)$ é definida como 2. O atraso na entrada foi considerado de uma amostra.

Da mesma forma são obtidas as ordens dos polinômios dos modelos OE. Com isso a ordem de $B_x(q)$ e $B_y(q)$ é 3, a ordem de $F_x(q)$ e $F_y(q)$ é 4, a ordem de $B_{\theta_x}(q)$ e $B_{\theta_y}(q)$ é 2 e, por fim, a ordem de $F_{\theta_x}(q)$ e $F_{\theta_y}(q)$ é 3. Considerando-se um atraso de uma amostra na entrada. A Tabela 2 resume as ordens iniciais adotadas para a identificação dos modelos. Como as ordens dos polinômios $A_x(q)$ e $A_y(q)$ são iguais, assim como as $A_1(q)$ e A_{θ_x} , denominou-se apenas como as ordens dos polinômios $A(q)$.

Tabela 2 – Ordem dos polinômios para os modelos ARMAX e OE.

		Ordem dos polinômios			
Modelo	Variável de saída	A(q)	B(q)	C(q)	H(q)
OE	l	0	1	0	2
ARMAX		2	1	2	0
OE	x, y	0	3	0	4
	θ_x, θ_y	0	2	0	3
ARMAX	x, y	4	3	4	0
	θ_x, θ_y	3	2	3	0

Com a definição da estrutura dos modelos, é possível analisar a quantidade de parâmetros a serem estimados. Essa quantidade pode ser determinada pela soma das ordens dos polinômios do modelo, conforme definido em (12), para os modelos ARMAX e (13), para os modelos OE. Assim sendo, os modelos da dinâmica de içamento são descritos através de 5 parâmetros para o modelo ARMAX e 3 para o modelo OE. Os modelos da dinâmica $x-\theta_x$ ou $y-\theta_y$ requerem 26 parâmetros para os modelos ARMAX e 12 para os modelos OE. Dessa forma, um modelo completo da dinâmica do sistema requer a estimação de 57 parâmetros, quando usados os modelos ARMAX e 27 parâmetros, quando considerado o modelo OE. Destaca-se que os modelos caixa branca apresentados nas equações (34)-(38), para o caso não linear e (67)-(71), para o caso linearizado, contém 8 parâmetros, dos quais dois são considerados conhecidos, a aceleração da gravidade g e a massa da carga m , restando somente 6 parâmetros a serem estimados.

A definição da ordem dos modelos não necessita se restringir às ordens correspondentes de suas funções de transferência. De fato, pode-se adotar diferentes combinações de ordens para os polinômios e no procedimento de identificação, usualmente, se faz uma avaliação de diferentes ordens para se determinar quais são capazes de melhor representar a dinâmica do sistema. Assim sendo, neste trabalho foram adotadas as ordens acima des-

critas como um ponto de partida para identificação do sistema e, em seguida, diferentes combinações de ordens para os modelos foram adotadas, buscando verificar qual a mais adequada para a tarefa. Com base nas ordens adotadas para os modelos ARMAX de movimento no plano $x-y$ na Tabela 2, foram analisados modelos com o acréscimo de ordens nos polinômios. Esse acréscimo de ordens foi explorado com incremento nas ordens de todos os polinômios simultaneamente, depois apenas dos polinômios das matrizes $A(q)$ e $B(q)$, dos polinômios das matrizes $B(q)$, $C(q)$ e da diagonal principal da matriz $A(q)$ ($A_x(q)$, $A_{\theta_x}(q)$), dos polinômios das matrizes B , C e da diagonal secundária da matriz A ($A_1(q)$ e $A_2(q)$) e, por fim, apenas o acréscimo de ordens na matriz $B(q)$.

A estimação dos parâmetros dos modelos ARMAX e OE foi realizada através da *toolbox ident* (LJUNG, 1988) do Matlab. Essa *toolbox* aplica métodos iterativos, como o método Gauss-Newton ou de Levenberg-Marquardt para estimar os parâmetros. Ambos tratam de métodos quasi-Newton.

4.3 Escolha dos sinais de excitação

Assim como na determinação das ordens dos modelos, para a escolha dos sinais de excitação da identificação e estimação dos parâmetros físicos, foi considerado o conhecimento a respeito do modelo do sistema. Como sinal de força para estimação de parâmetros da dinâmica de içamento, foram considerados sinais do tipo degrau para identificação dos modelos polinomiais e do tipo onda triangular para a estimação dos parâmetros físicos. Já para os sinais de F_x e F_y para identificar os modelos da dinâmica no plano, foram considerados sinais formados pela soma de senoides e um degrau, visando excitar uma ampla faixa de frequências do sistema e dado que a soma de senoides é um sinal de entrada bastante natural e prático, que permite excitar o sistema em frequências desejadas (CAMPESTRINI, 2010). Para compreender melhor qual faixa de frequência determinar para os sinais senoidais, foram analisadas as funções de transferência (94) e (95) com os parâmetros da Tabela 1. Com base nos parâmetros dos dois sistemas estudados, é possível compreender a dinâmica desses sistemas e extrapolar as relações para demais guindastes, tendo em vista a diferença de proporções dos modelos adotados.

Os valores de polos e zeros das funções de transferência $G_x(s)$ e $G_{\theta_x}(s)$, são apresentados na Tabela 3. Já a Tabela 4, apresenta os polos e zeros das funções de transferência $G_y(s)$ e $G_{\theta_y}(s)$.

Levando em consideração os módulos dos polos dos dois sistemas, foi determinada a faixa de frequência das senoides aplicadas nas entradas F_x e F_y . Após alguns ensaios de identificação preliminares, se determinou um total de dez senoides, com frequências variando entre 0, 1rad/s e 10rad/s e um sinal de degrau que foi aplicado durante 5% dos tempos de ensaios. Essa decisão é motivada pela intenção de excitar uma ampla faixa de frequências do sistema.

Tabela 3 – Polos e zeros das funções de transferência para x e θ_x .

(ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009)				(TUAN <i>et al.</i> , 2013)			
$G_x(s)$		$G_{\theta_x}(s)$		$G_x(s)$		$G_{\theta_x}(s)$	
Polos	Zeros	Polos	Zeros	Polos	Zeros	Polos	Zeros
0	$\pm 4,429j$	$-0,0034 \pm 4,475j$	0	0	$\pm 4,429j$	$-0,0652 \pm 4,549j$	0
$-0,0034 \pm 4,475j$		$-0,3265666$		$-0,0652 \pm 4,549j$		$-2,3695$	
$-0,3265666$				$-2,3695$			

Tabela 4 – Polos e zeros das funções de transferência para y e θ_y .

(ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009)				(TUAN <i>et al.</i> , 2013)			
$G_y(s)$		$G_{\theta_y}(s)$		$G_y(s)$		$G_{\theta_y}(s)$	
Polos	Zeros	Polos	Zeros	Polos	Zeros	Polos	Zeros
0	$\pm 4,429j$	$-0,0388 \pm 4,995j$	0	0	$\pm 4,429j$	$-0,1846 \pm 4,645j$	0
$-0,0388 \pm 4,995j$		$-0,2859$		$-0,1846 \pm 4,645j$		$-3,631$	
$-0,2859$				$-3,631$			

Evidentemente a informação sobre a posição dos polos e zeros não se fará disponível em sistemas cujos parâmetros são desconhecidos, porém fazer uso do seu conhecimento em outros sistemas do mesmo tipo é uma possibilidade para guiar as escolhas dos sinais de excitação. Considerando, por exemplo, a variação de proporções entre o sistema de (TUAN *et al.*, 2013) para o de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), que apresenta inércias significativamente maiores, se sabe que é possível esperar um polo mais lento. Dessa forma, a percepção de algumas características do sistema pode determinar a escolha dos valores de frequências para as senoides.

5 ESTUDOS DE CASO

Para examinar o desempenho dos modelos e estruturas propostos para a identificação, assim como dos estimadores propostos, foram realizados experimentos simulados do modelo não linear, dado por (34)-(38), utilizando os parâmetros apresentados em (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009; TUAN *et al.*, 2013), disponibilizados na Tabela 1. Considerou-se que a saída do sistema é afetada por ruído branco de variância 1×10^{-6} com a finalidade de representar a leitura dos sensores. Além disso, a fim de fazer uma análise estatística dos resultados obtidos, foram realizados 100 experimentos de Monte Carlo para os estimadores dos parâmetros físicos e para os modelos polinomiais identificados.

A seguir são apresentados os resultados obtidos através dos modelos e ensaios determinados no capítulo 4. Primeiramente, são relatados os resultados da estimação dos parâmetros físicos do sistema através dos estimadores com modelo linearizado e não linear discretizados através do método de Euler e Runge-Kutta. Em seguida são apresentados os resultados dos modelos polinomiais lineares identificados. Por fim é realizada uma comparação dos resultados da identificação e estimação através da medida de ajuste dos modelos aos dados. O ajuste é calculado por meio da raiz do erro médio quadrado normalizado (NRMSE).

5.1 Resultados de estimação dos parâmetros físicos

De acordo com o que foi estabelecido no Capítulo 4, a estimação dos parâmetros físicos do modelo do sistema considerou quatro classes de estimadores. Em todas as classes são computadas uma função de custo com base no erro quadrático da saída medida e da saída do modelo simulado, conforme (73). Esses estimadores diferem entre si pelo modelo adotado para representar o sistema: (1) modelo não linear (`nlin`); (2) modelo linearizado (`lin`), e também pelo método de discretização utilizado: (1) método de Euler (`ode1`); (2) método de Runge Kutta (`ode4`). Combinando-se o modelo com o método de discretização são obtidos os quatro estimadores analisados: `nlinode1`, `nlinode4`, `linode1` e `linode4`. Os parâmetros estimados através do estimador com modelo linearizado são M_l , D_l , M_x , D_x , M_y e D_y , já para o estimado com modelo não linear,

estima-se M_x , D_x , M_y e D_y e os parâmetros M_l , D_l são usados conforme obtido pelo estimador de modelo linearizado. Essa decisão ocorre devido a um aumento de até 200% no tempo de estimação quando considerando os seis parâmetros para o modelo não linear, portanto resolveu-se reduzir a complexidade do problema de otimização, levando em consideração que os resultados de M_l e D_l foram satisfatórios através dos estimadores de modelo linearizado, conforme será apresentado a seguir. Além dos maiores tempos de estimação, foram constatados maiores erros percentuais nos parâmetros M_l e D_l quando consideradas as mesmas tolerâncias adotadas para os estimadores de modelo linearizado, chegando a erros de 50% e 80%, respectivamente, tendo em conta dos parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) e erros superiores a 1000% para M_l e D_l com o sistema de (TUAN *et al.*, 2013). Esses erros percentuais superiores são causados pela convergência para mínimos locais e serve como a principal motivação para a implementação sugerida de estimar apenas os parâmetros de movimento no plano $x - y$ através do modelo não linear. A massa da carga m foi considerada conhecida nos ensaios. É importante reforçar que a simulação dos sinais medidos do sistema é realizada com o modelo não linear das equações de dinâmica.

Para avaliar a qualidade das estimações, foram considerados os valores calculados das funções de custo J , o ajuste (FIT) aos dados do modelo com parâmetros médios estimados, calculado por (97) e o erro percentual dos parâmetros estimados, que é definido por:

$$E\% = 100 \frac{\|\theta - \hat{\theta}\|}{\theta} \quad (96)$$

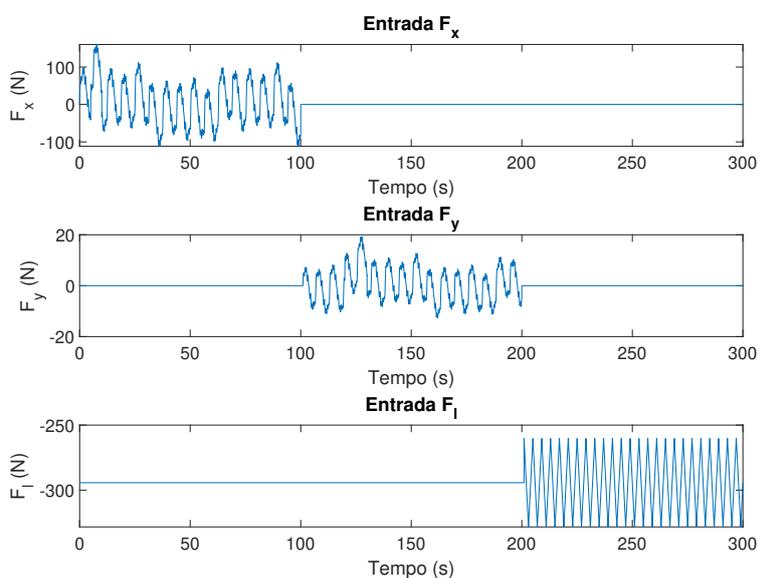
onde θ é o vetor de parâmetros do sistema e $\hat{\theta}$ é o vetor de parâmetros estimados.

Os esforços utilizados para excitar o sistema consistem em uma soma de senoides e um degrau para as forças F_x e F_y , os mesmos usados para a identificação e uma onda triangular para a força F_l . Valendo-se do desacoplamento característico do modelo linearizado, o estimador com modelo linearizado realiza 3 estimações separadas: uma para dinâmica em x , outra para em y e outra para dinâmica em l . Dessa forma as forças F_x , F_y e F_l são aplicadas ao sistema separadamente, cada uma por um intervalo de 100 segundos, totalizando ensaios de 300 segundos. Já para o estimador com o modelo não linear, não é realizada a estimação dos parâmetros da dinâmica de içamento, pois os resultados para estes foram considerados satisfatórios a partir das equações linearizadas, como será visto a seguir, portanto a força F_l não é aplicada ao sistema e as forças F_x e F_y são aplicadas simultaneamente durante um intervalo de 100 segundos, tempo total dos ensaios realizados para este estimador. Os sinais de força aplicados tanto para o conjunto de parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), quanto de (TUAN *et al.*, 2013) são os similares em formato, porém visando melhor adequar a excitação às dimensões de cada sistema, é aplicado um ganho específico nos sinais para os diferentes sistemas. Também

há um ajuste na amplitude dos esforços em F_x e F_y , conforme discutido anteriormente, que destina-se a adequar o esforço à diferença de massa deslocada na direção x e y do guindaste.

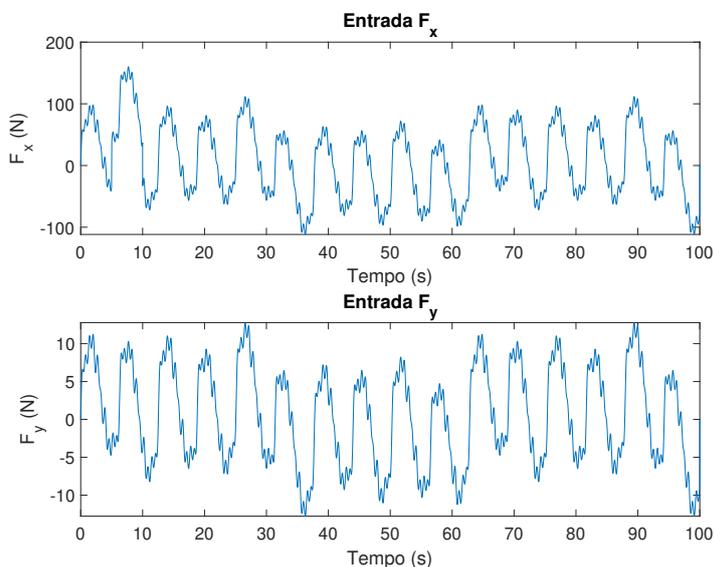
A Figura 11 apresenta os esforços aplicados ao sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) para a realização dos ensaios de estimação dos parâmetros com o modelo linearizado. As forças F_x e F_y aplicadas nos ensaios para estimação com modelo não linear são as mesmas, porém ativadas concomitantemente, conforme retratado na Figura 12.

Figura 11 – Forças aplicadas nos ensaios para estimação de parâmetros com o modelo linearizado, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).



Fonte: O autor.

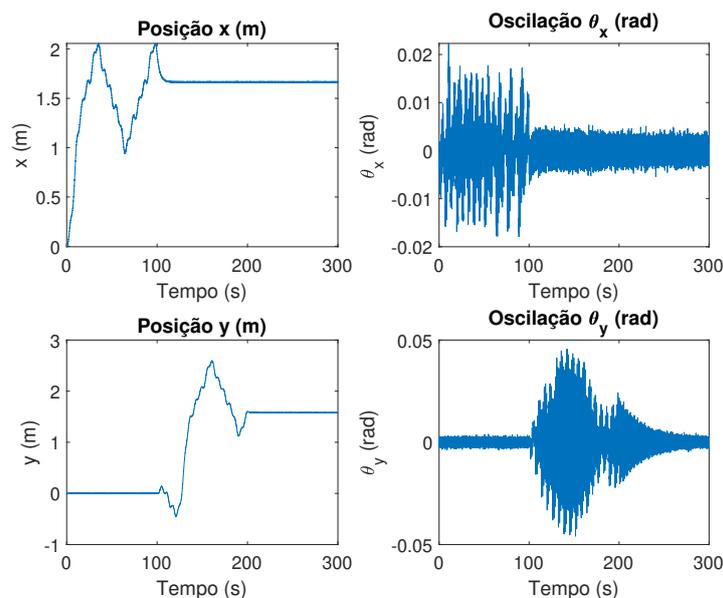
Figura 12 – Forças aplicadas nos ensaios para estimação de parâmetros com o modelo não linear, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).



Fonte: O autor.

A resposta do sistema para estes esforços foi simulada através de seu modelo não linear e foi adicionado ruído branco com variância 1×10^{-6} aos sinais de posição para representar a medição dos mesmos através de sensores. A Figura 13 apresenta as saídas $x-y$ do sistema aos esforços aplicados para o estimador com modelo linearizado. Destaca-se nessa figura uma diferença perceptível nas frequências dos sinais de posição x e y e os ângulos de oscilação θ_x e θ_y . Essa característica ocorre devido ao baixo amortecimento das oscilações, de fato, conforme o modelo apresentado por (LEE, 1998) e utilizado neste trabalho, os termos de atrito viscoso para os ângulos de oscilação são considerados nulos, portanto a resposta dos ângulos apresenta essa característica subamortecida, como foi visto nas respostas do sistema em malha aberta para entradas de tipo salto, apresentadas na Figura 7. A saída l utilizada para esse estimador é exposta na Figura 14. É possível notar nessa figura uma variação do comprimento da corda durante o intervalo em que são aplicadas as forças em F_x e F_y . Isso ocorre pois não foi implementado um controlador de posição para manter a carga em uma altura fixa. Apenas foi utilizada uma força constante de valor mg para manter a carga em uma determinada altura, porém como nos ensaios em x e y ocorre uma alteração no ângulo da carga a força mg aplicada em F_l deixa de se decompor exclusivamente na horizontal, causando um pequeno deslocamento da carga. Por fim, a saída do sistema em resposta aos esforços aplicados para a estimação com o modelo não linear é exposta na Figura 15.

Figura 13 – Resposta do sistema no plano $x - y$ aos esforços aplicados para o estimador com modelo linearizado, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).

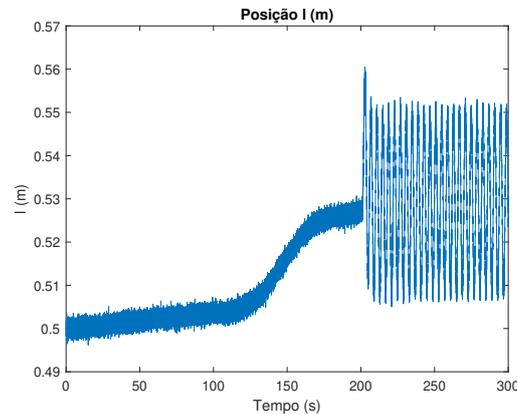


Fonte: O autor.

Para todas as estimações, foram consideradas os seguintes valores iniciais para os parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009): $\hat{M}_{l0} = 100$, $\hat{D}_{l0} = 100$, $\hat{M}_{x0} = 1400$, $\hat{D}_{x0} = 450$, $\hat{M}_{y0} = 100$ e $\hat{D}_{y0} = 30$. Já para os parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013), foram

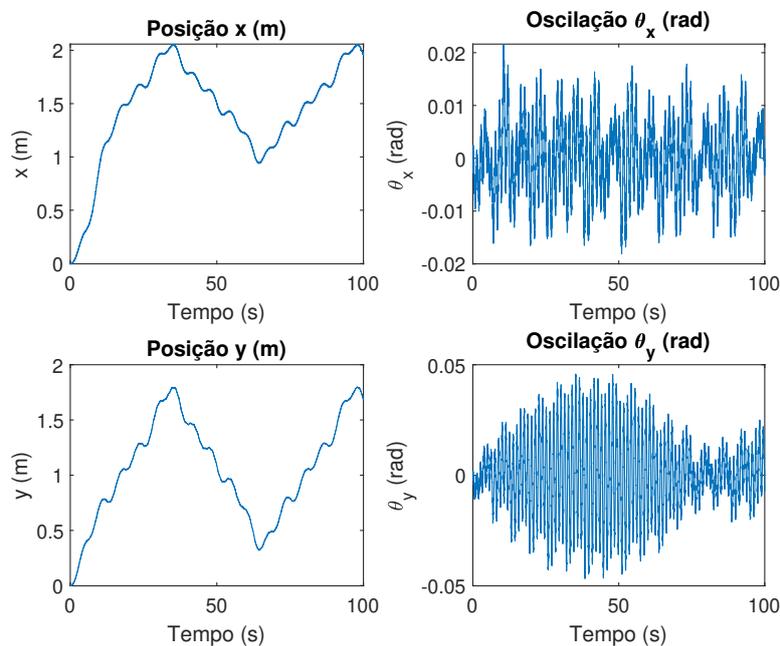
considerados os valores iniciais: $\hat{M}_{l0} = 1$, $\hat{D}_{l0} = 20$, $\hat{M}_{x0} = 10$, $\hat{D}_{x0} = 30$, $\hat{M}_{y0} = 1$ e $\hat{D}_{y0} = 10$. A seguir são apresentados os resultados das estimações realizadas através dos ensaios descritos.

Figura 14 – Resposta do sistema aos esforços aplicados em F_l para o estimador com modelo linearizado, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).



Fonte: O autor.

Figura 15 – Resposta do sistema no plano $x - y$ aos esforços aplicados para o estimador com modelo não linear, considerando o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).



Fonte: O autor.

5.1.1 Resultados da estimação com modelo linearizado

Com base nos sinais de excitação descritos foram realizados 100 ensaios para estimação dos parâmetros através dos estimadores com modelo linearizado. Os parâmetros do sistema foram adquiridos, e seus valores médios e desvio padrão calculados. A Tabela 5

apresenta os resultados para os modelos de (TUAN *et al.*, 2013) e (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) com estimadores `linode1`. Os valores médios da função de custo e seu desvio padrão para cada estimador `linode1` são exibidos na Tabela 6.

Tabela 5 – Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com modelo linearizado com discretização por Euler - `linode1`.

		M_l	D_l	M_x	D_x	M_y	D_y
Tuan	Valor nominal	2	50	12	30	5	20
	Média	1,9398	50,0559	10,9142	30,0098	4,8228	20,0035
	Desvio Padrão	$1,1627 \times 10^{-1}$	$4,6455 \times 10^{-2}$	$3,0714 \times 10^{-3}$	$2,5981 \times 10^{-4}$	$1,2863 \times 10^{-3}$	$2,3635 \times 10^{-4}$
	Erro %	3,0120	$1,1189 \times 10^{-1}$	9,0484	$3,2642 \times 10^{-2}$	3,5437	$1,7302 \times 10^{-2}$
Almutairi	Valor nominal	500	200	1440	480	110	40
	Média	500,0563	204,3527	1602,0919	478,7038	111,4445	40,0954
	Desvio Padrão	$2,5460 \times 10^{-1}$	$4,0381 \times 10^{-1}$	1,6111	$1,5855 \times 10^{-2}$	$1,8700 \times 10^{-1}$	$6,3251 \times 10^{-3}$
	Erro %	$1,1254 \times 10^{-2}$	2,1764	11,2564	$2,7003 \times 10^{-1}$	1,3132	$2,3862 \times 10^{-1}$

Tabela 6 – Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com modelo linear com discretização por Euler- `linode1`.

		Estimação L	Estimação X	Estimação Y
Tuan	J médio	$5,0139 \times 10^{-2}$	1,7645	$1,6031 \times 10^{-1}$
	std(J)	$4,4277 \times 10^{-4}$	$5,5752 \times 10^{-3}$	$8,1383 \times 10^{-4}$
Almutairi	J médio	$7,5427 \times 10^{-2}$	$9,3454 \times 10^1$	$8,7490 \times 10^1$
	std(J)	$7,0940 \times 10^{-4}$	$3,0053 \times 10^{-1}$	$3,2016 \times 10^{-1}$

Os resultados da estimação com os estimadores de modelo linearizado `linode1` indicam uma boa correspondência entre os parâmetros estimados na dinâmica de içamento com os parâmetros reais, observando-se o erro percentual de M_l abaixo de 5% para o conjunto de parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013) e abaixo de 1% para os parâmetros (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), bem como erro percentual de D_l abaixo de 3% para (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) e abaixo de 1% para (TUAN *et al.*, 2013). Já para os parâmetros da dinâmica em x e y nota-se erros percentuais maiores, chegando a 11% para M_x de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) e 9% para o de (TUAN *et al.*, 2013). Também há a indicação de um elevado erro quadrático acumulado. Foram exatamente esses resultados que motivaram a implementação do estimador com o discretização pelo método de Runge-Kutta, visando melhorar a estimação obtida. A Tabela 7 apresenta os resultados obtidos através dos estimadores de modelo linearizado `linode4`. Os valores médios e desvio padrão das funções de custo para esses estimadores são apresentados na Tabela 8.

Tabela 7 – Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com modelo linearizado do sistema com discretização por Runge-Kutta - `linode4`.

		M_l	D_l	M_x	D_x	M_y	D_y
Tuan	Valor nominal	2	50	12	30	5	20
	Média	1,9749	50,0224	11,9516	30,0002	4,9648	20,0017
	Desvio Padrão	$9,8920 \times 10^{-2}$	$4,8798 \times 10^{-2}$	$3,6547 \times 10^{-3}$	$2,8049 \times 10^{-4}$	$1,2476 \times 10^{-3}$	$2,3228 \times 10^{-4}$
	Erro %	1,2540	$4,4716 \times 10^{-2}$	$4,0327 \times 10^{-1}$	$7,2663 \times 10^{-4}$	$7,0402 \times 10^{-1}$	$8,7789 \times 10^{-3}$
Almutairi	Valor nominal	500	200	1440	480	110	40
	Média	500,1090	197,8959	1439,3265	480,0024	109,9876	40,0025
	Desvio Padrão	$2,2747 \times 10^{-1}$	$2,3587 \times 10^{-1}$	$1,3156 \times 10^{-1}$	$4,0252 \times 10^{-3}$	$1,0213 \times 10^{-2}$	$3,0153 \times 10^{-3}$
	Erro %	$2,1801 \times 10^{-2}$	1,0520	$4,6771 \times 10^{-2}$	$4,9320 \times 10^{-4}$	$1,1244 \times 10^{-2}$	$6,1509 \times 10^{-3}$

Tabela 8 – Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com modelo linearizado com discretização por Runge-Kutta - `linode4`.

		Estimação L	Estimação X	Estimação Y
Tuan	J médio	$2,5097 \times 10^{-2}$	$1,2598 \times 10^{-1}$	$5,0474 \times 10^{-2}$
	std(J)	$2,0250 \times 10^{-4}$	$8,7123 \times 10^{-4}$	$3,4986 \times 10^{-4}$
Almutairi	J médio	$3,7106 \times 10^{-2}$	$1,2519 \times 10^{-1}$	$6,3515 \times 10^{-2}$
	std(J)	$3,5293 \times 10^{-4}$	$7,9724 \times 10^{-4}$	$6,2713 \times 10^{-4}$

Com os estimadores `linode4` é possível notar uma considerável redução nos erros percentuais para os parâmetros das dinâmicas $x-\theta_x$ e $y-\theta_y$, permanecendo todos abaixo de 1%. Esses resultados podem ser notados também na redução do custo ao final das estimações. Dessa forma nota-se que a utilização do método de Runge-Kutta para discretização do modelo assegura melhores estimações. Destaca-se que os estimadores com `ode4` exigem maiores tempos de estimação que os estimadores com `ode1`. Em ensaios foi possível observar o estimador `linode1` realizando a estimação de M_x , D_x , M_y e D_y em tempo médio de 48 segundos, enquanto o `linode4` precisou de 99 segundos em média para estimar esses parâmetros. Esse aumento de tempo está relacionado à maior complexidade no cálculo do método de Runge-Kutta. Apesar desse aumento de tempo médio, pode-se considerar que, devido à redução no erro percentual, o estimador `linode4` se sobressai ao estimador `linode1`. Além disso, sendo a estimação realizada *offline*, não há inconveniente em se utilizar um método mais vagaroso que apresente resultados melhores.

5.1.2 Resultados dos parâmetros estimados com modelo não linear

Os estimadores com modelo não linear estimam os parâmetros M_x , M_y , D_x e D_y . Foram, inicialmente, realizados ensaios considerando a estimação do conjunto completo dos parâmetros do sistema, porém se constataram maiores erros percentuais nos parâmetros relacionados à dinâmica de içamento da carga, além de um aumento de até 200% no tempo de estimação. Para esses estimadores, os erros percentuais dos parâmetros M_x , D_x ,

M_y e D_y se mantiveram comparáveis aos obtidos com os estimadores de modelo linearizado, porém foram alcançados erros de até 50% para M_l e 70% para D_l com o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) e erros superiores a 1000% com o sistema de (TUAN *et al.*, 2013). Nesse caso, embora tendo em vista a aplicação *offline* do procedimento de estimação, devido à ausência de melhorias nos erros percentuais apresentados, se optou por adotar uma outra abordagem. Ao invés de buscar ajustar tolerâncias menores para o procedimento de otimização, se decidiu dividir o problema em dois, fazendo-se a estimação dos parâmetros da dinâmica de içamento através dos estimadores de modelo linearizado e utilizando esses parâmetros para se realizar a estimação dos parâmetros característicos da dinâmica no plano $x - y$ através de estimadores de modelo não linear. Com isso é possível reduzir a complexidade do problema de otimização. Assim, aplicam-se apenas as forças F_x e F_y para a coleta de dados e utilizam-se os parâmetros M_l e D_l obtidos através do estimador `linode1` e apresentados na Tabela 5.

A partir dessas considerações e tendo em conta os sinais de excitação já discutidos, foram realizados 100 ensaios para avaliar os estimadores `nlinode1` e `nlinode4`. Os valores médios dos parâmetros obtidos, seu desvio padrão e erro percentual na comparação com os parâmetros nominais dos sistemas são apresentados na Tabela 9, para o estimador `nlinode1`. Os valores médios da função de custo e seu desvio padrão são apresentados na Tabela 10 para esse estimador.

Tabela 9 – Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com o modelo não linear do sistema com discretização por Euler - `nlinode1`.

		M_x	D_x	M_y	D_y
Tuan	Valor nominal	12	30	5	20
	Média	3,9872	30,3107	3,6926	28,1906
	Desvio Padrão	4,0375	1,2156	1,9928	$3,5571 \times 10^1$
	Erro %	$6,6773 \times 10^1$	1,0356	$2,6147 \times 10^1$	$4,0953 \times 10^1$
Almutairi	Valor nominal	1440	480	110	40
	Média	1436,7975	480,1083	99,6355	40,1286
	Desvio Padrão	$1,9151 \times 10^{-1}$	$4,4148 \times 10^{-3}$	$8,8667 \times 10^{-3}$	$1,2471 \times 10^{-4}$
	Erro %	$2,2239 \times 10^{-1}$	$2,2561 \times 10^{-2}$	9,4223	$3,2146 \times 10^{-1}$

Tabela 10 – Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com o modelo não linear do sistema com discretização por Euler - `nlinode1`.

	Tuan	Almutairi
J médio	$2,1268 \times 10^3$	$2,6766 \times 10^2$
std(J)	$8,5430 \times 10^3$	$3,2028 \times 10^{-2}$

Destaca-se que os resultados para os parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013) foram ruins,

pois a otimização não foi capaz de determinar os valores mínimos dos parâmetros conforme as tolerâncias estabelecidas em todos os ensaios, podendo ter encontrado outros mínimos locais para J . Isso pode ser observado pelo alto desvio padrão apresentado para o custo J . Para o conjunto de parâmetros (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) os resultados apresentaram maiores erros percentuais do que de `linode4` e erros comparáveis aos de `linode1`. Os resultados da estimação com modelo não linear e discretização por meio do método de Runge-Kutta (`nlinode4`) são apresentados na Tabela 11. Os valores médios e desvio padrão para esses estimadores são apresentados na Tabela 12.

Tabela 11 – Resultados dos parâmetros estimados através do estimador com o modelo não linear do sistema com discretização por Runge-Kutta - `nlinode4`.

		M_x	D_x	M_y	D_y
Tuan	Valor nominal	12	30	5	20
	Média	11,9501	30,0002	4,9640	20,0003
	Desvio Padrão	$3,0794 \times 10^{-3}$	$2,9401 \times 10^{-4}$	$1,2921 \times 10^{-3}$	$9,6286 \times 10^{-5}$
	Erro %	$4,1581 \times 10^{-1}$	$7,1680 \times 10^{-4}$	$7,1950 \times 10^{-1}$	$1,3450 \times 10^{-3}$
Almutairi	Valor nominal	1440	480	110	40
	Média	1439,4754	480,0008	110,0152	39,9997
	Desvio Padrão	$1,4176 \times 10^{-1}$	$4,2501 \times 10^{-3}$	$2,9080 \times 10^{-3}$	$8,4250 \times 10^{-5}$
	Erro %	$3,6433 \times 10^{-2}$	$1,6639 \times 10^{-4}$	$1,3837 \times 10^{-2}$	$7,9945 \times 10^{-4}$

Tabela 12 – Valores médios e desvio padrão das funções de custo com os parâmetros estimados com o modelo não linear do sistema com discretização por Runge-Kutta - `nlinode4`.

	Tuan	Almutairi
J médio	$1,7598 \times 10^{-1}$	$1,8474 \times 10^{-1}$
std(J)	$8,4886 \times 10^{-4}$	$9,6170 \times 10^{-4}$

Os estimadores `nlinode4` obtêm resultados melhores que os estimadores `nlinode1`, porém não garantem melhorias em redução no erro percentual ou custo quando comparados aos estimadores `linode4`. Ademais, considerando-se que os dois modelos apresentam o mesmo conjunto de parâmetros, é possível, após a estimação dos parâmetros através do modelo linearizado, aplicar esses parâmetros na estrutura modelo não linear. Além da análise estatística, comparou-se o tempo das estimações dos parâmetros de x e y . Os estimadores com discretização por `ode1` apresentaram menores tempos de cálculo. O tempo médio da otimização para estimação dos parâmetros foi de 48s para o estimador `linode1`, 66s para o estimador `nlinode1`, 99s para o estimador `linode4` e 303s para o estimador `nlinode4`. Em todos esses casos o desvio padrão se manteve abaixo de 7s, com exceção do `nlinode4`, que apresentou desvio padrão de 83s. Os ensaios foram

executados em um computador com processador Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ, 16 GB de memória RAM e Matlab R2018a. É possível notar o impacto nos tempos de cálculos, devido tanto ao método de discretização, quanto ao modelo usado pelo estimador. Tempos maiores para simulação do modelo não linear estão relacionados ao cálculo da inversa da matriz de inércias e problema de otimização mais complexo. Deve-se observar que o ensaio do estimador com modelo linearizado foi proposto com aplicações de esforços em instantes separados, levando mais tempo para ser concluído. Ainda assim os tempos de estimação são menores quando se considera `linode4` com 200 segundos de aplicação de forças F_x e F_y . O fato da estimação ser realizada *off-line* pode tornar irrelevante esse aumento no tempo necessário para a estimação. Salienta-se que para os ensaios com estimadores com modelo linearizado é necessário respeitar as condições impostas para sua linearização durante os experimentos de estimação, enquanto que com os estimadores de modelo não linear não há essa necessidade.

5.2 Resultados dos modelos polinomiais

A identificação de modelos lineares através dos sinais de posição do sistema foi realizada por meio de experimentos simulados nos quais o modelo não linear do guindaste foi submetido aos sinais de entrada de força estabelecidos e discutidos no Capítulo 4. Os ensaios foram divididos em três etapas para a aplicação separadamente de força nas três entradas disponíveis do sistema, dessa forma são obtidos modelos para a dinâmica de içamento (movimento em l), para dinâmica de $x-\theta_x$ e para a dinâmica de $y-\theta_y$. Cada etapa de identificação foi realizada com a aplicação de esforços e coleta de dados durante um intervalo de 100 segundos, totalizando 300 segundos para o ensaio completo. Para a identificação dos modelos, foram utilizados os sinais de entrada e saída do sistema, sendo as saídas as posições x , y , l e os ângulos de oscilação da carga θ_x e θ_y . Ao total foram realizadas 100 rodadas de experimentos Monte Carlo para aquisição dos dados de identificação do sistema de (TUAN *et al.*, 2013) e outras 100 para os de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009). Os esforços aplicados ao sistema considerando os parâmetros dos dois autores, são idênticos, sendo apenas aplicados ganhos nas entradas para melhor adequá-las às dimensões dos respectivos sistemas. Os resultados da identificação foram avaliados a partir do percentual de ajuste (FIT) dos dados do modelo identificado aos dados coletados na simulação. Os modelos ARMAX apresentaram melhor correspondência à dinâmica do sistema, conforme será demonstrado a seguir. Para os modelos ARMAX da dinâmica de movimento no plano $X_0 - Y_0$, foram exploradas outras combinações de ordens dos polinômios além das apresentadas na Tabela 2, conforme discutido na Seção 4.2.1. O cálculo do FIT dos modelos aos dados medidos é realizado através da raiz do erro quadrático

médio normalizado (22), conforme:

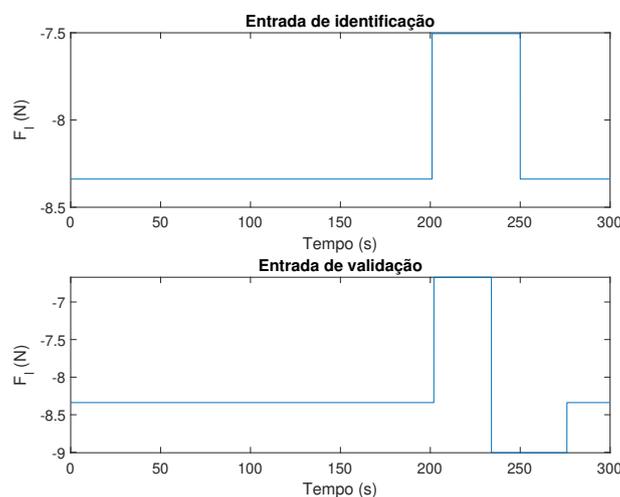
$$\mathbf{FIT} = 100\left(1 - \frac{\|q_e - \hat{q}_e\|}{\|q_e - \bar{q}_e\|}\right), \quad (97)$$

onde q_e são os valores medidos da saída do sistema, \hat{q}_e são os valores simulados das saídas do modelo identificado e \bar{q}_e é a média dos valores de q_e . Destaca-se que q_e configura um subconjunto de q , o vetor de coordenadas generalizadas do sistema, sendo $q_e = l$, para identificação do modelo da dinâmica de içamento, $q_e = [x \ \theta_x]^T$, para o modelo da dinâmica de x - θ_x e $q_e = [y \ \theta_y]^T$, para o modelo da dinâmica de y - θ_y . O resultado do cálculo representa o percentual de ajuste da resposta gerada pela simulação do sistema identificado aos dados medidos do sistema.

5.2.1 Modelos da dinâmica de içamento

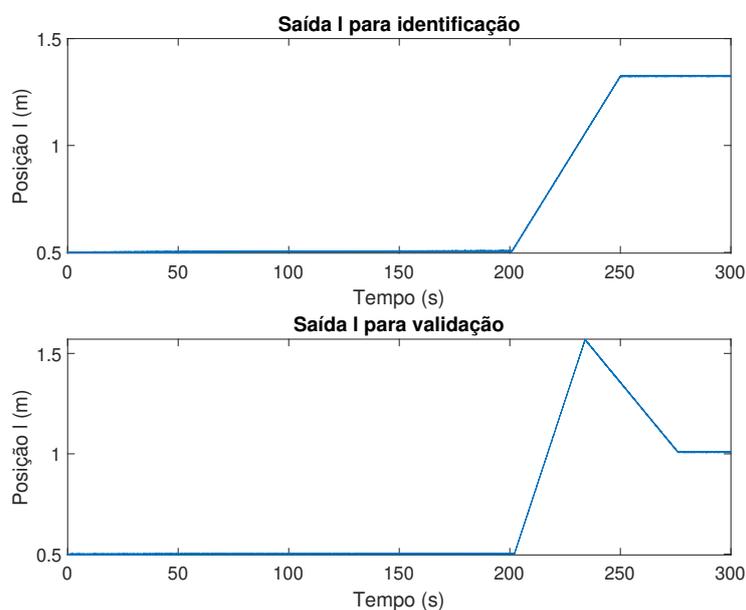
O ensaio de identificação do modelo para descrever a dinâmica em l foi realizado ao final de toda a simulação, reservando-se 100 segundos para aplicação da força em F_l e coleta dos dados de saída do sistema. A entrada aplicada para identificação e validação do sistema é apresentada na Figura 16, consistindo em um degrau de força. É possível observar que o valor inicial de F_l é não nulo e corresponde à força necessária para manter a carga equilibrada em uma altura aproximadamente constante durante as etapas de aplicação de força F_x e F_y . A entrada de força F_l aplicada ao sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) corresponde ao mesmo sinal, com um ganho para adequar o esforço às dimensões do sistema. Os sinais de saída foram simulados com base no modelo não linear apresentado em (34)-(38) e aplicou-se ruído branco com variância 1×10^{-6} sobre esses para representar o sinal medido através de sensores. A Figura 17 apresenta os sinais coletados para identificação e validação da dinâmica em l considerando o modelo com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

Figura 16 – Força F_l aplicada para a identificação da dinâmica de içamento do sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).



Fonte: O autor.

Figura 17 – Sinal l medido para a identificação e validação da dinâmica de içamento do sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).



Fonte: O autor.

O valor médio de ajuste dos modelos à resposta do sistema nos 100 ensaios realizados, bem como o ajuste máximo, mínimo e desvio padrão são apresentados nas tabelas a seguir. A Tabela 13 apresenta os resultados de ajuste dos modelos ARMAX ao sistema de (TUAN *et al.*, 2013), já na Tabela 14 são apresentados os dados de ajuste dos modelos OE ao sistema de (TUAN *et al.*, 2013). Os resultados para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) estão disponíveis na Tabela 15, para os modelos ARMAX e na Tabela 16, para os modelos OE. Nessas tabelas é apresentado tanto o ajuste dos modelos aos sinais usados para identificação e validação com a presença de ruído, como o ajuste desses modelos aos mesmos sinais sem a presença de ruído.

Tabela 13 – FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

	Com ruído		Sem ruído	
	Identificação	Validação	Identificação	Validação
Média	99,619	99,6	99,9915	99,9795
Máximo	99,624	99,606	99,997	99,998
Mínimo	99,602	99,436	99,897	99,604
Desvio Padrão	$6,5899 \times 10^{-3}$	$7,8110 \times 10^{-2}$	$4,5138 \times 10^{-2}$	$1,8539 \times 10^{-1}$

Tanto o modelo ARMAX quanto o modelo OE apresentaram elevada adequação aos dados obtidos, com FIT médio superior a 90%. Destaca-se entretanto que os resultados dos modelos ARMAX foram mais consistentes, como pode ser visto pelo baixo desvio padrão. Essa consistência também pode ser observada através dos valores máximos e

mínimos dos *fits*, que para os modelos ARMAX chegam a 99,96% e 93,12%, respectivamente, para o ajuste aos sinais de identificação com o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009). Já para os modelos OE o ajuste aos sinais de identificação foi de 94,40% no máximo e -156,8% no mínimo. Tratando-se de uma dinâmica de segunda ordem com dois polos e nenhum zero, esperava-se que os modelos com as ordens selecionadas não apresentassem dificuldades em descrever o comportamento do sistema.

Tabela 14 – FIT (%) do modelo OE da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

	Com ruído		Sem ruído	
	Identificação	Validação	Identificação	Validação
Média	99,595	99,403	99,8655	99,557
Máximo	99,612	99,483	99,913	99,668
Mínimo	-245,86	-468,87	-245,87	-468,87
Desvio Padrão	35,0288	57,8074	35,0587	57,8246

Tabela 15 – FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).

	Com ruído		Sem ruído	
	Identificação	Validação	Identificação	Validação
Média	99,959	99,957	99,999	99,998
Máximo	99,96	99,958	99,999	99,998
Mínimo	93,118	82,652	93,119	82,652
Desvio Padrão	1,3254	3,3867	1,3331	3,3946

Tabela 16 – FIT (%) do modelo OE da dinâmica em l para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).

	Com ruído		Sem ruído	
	Identificação	Validação	Identificação	Validação
Média	92,821	80,9035	92,8215	80,9035
Máximo	94,402	81,575	94,402	81,574
Mínimo	-156,8	-230,7	-156,8	-230,7
Desvio Padrão	57,5621	73,6927	57,5622	73,6927

A seguir é apresentado um dos modelos ARMAX da dinâmica de içamento identificado para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009). Observa-se que, de acordo com as ordens estabelecidas para os polinômios, devem ser estimados 5 parâmetros para esses modelos. Já os modelos OE exigem a estimação de 3 parâmetros, seguindo as ordens estabelecidas.

$$A_l(q)l(t) = B_l(q)F_l(t) + C_l(q)\nu(t) \quad (98)$$

$$A_l(q) = 1 - 1,998q^{-1} + 0,9985q^{-2} \quad (99)$$

$$B_l(q) = 3,015 \times 10^{-8}q^{-1} \quad (100)$$

$$C_l(q) = 1 - 1,998q^{-1} + 0,9976q^{-2} \quad (101)$$

Por fim, um dos modelos OE obtidos para o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) é dado por:

$$l(t) = \frac{B_l(q)}{H_l(q)}F_l(t) + \nu(t) \quad (102)$$

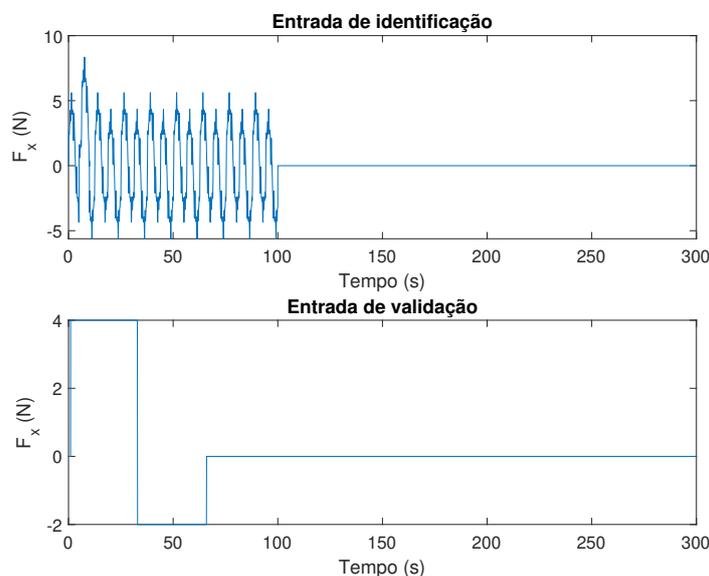
$$B_l(q) = 3,693 \times 10^{-6}q^{-1} \quad (103)$$

$$H_l(q) = 1 - 1,833q^{-1} + 0,833q^{-2} \quad (104)$$

5.2.2 Modelos da dinâmica de movimento no plano $X_0 - Y_0$

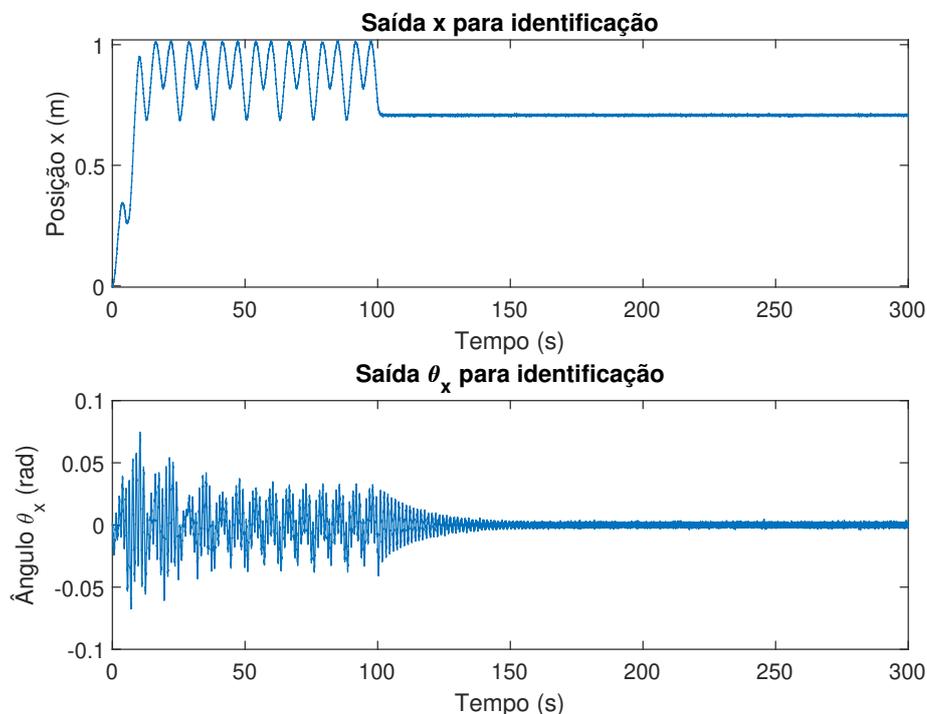
Para a dinâmica de movimento do guindaste no plano $X_0 - Y_0$ aplicou-se uma força F_x nos primeiros 100 segundos das simulações e uma força F_y nos 100 segundos seguintes. Essa escolha foi orientada pelo desacoplamento verificado entre as equações do sistema linearizado. Ainda considerando o modelo linearizado, em razão da equivalência entre os pares de equações (67)-(70) e (68)-(71), que representam a dinâmica do sistema em X_0 e Y_0 , pode-se considerar sinais de excitação F_x e F_y equivalentes. Dessa forma o sinal de força aplicado em F_x é similar ao aplicado em F_y , contando apenas com uma diferença de ganhos devido às distintas dimensões de carga que devem ser conduzidas pelos atuadores, afinal no movimento no eixo X_0 é transportada tanto a ponte, quanto o carro com a massa acoplada, já no movimento no eixo Y_0 o atuador necessita apenas movimentar o carro com a carga. Os esforços aplicados em F_x tanto para identificação, quanto para validação do sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013) são apresentados na Figura 18. Visando excitar uma ampla faixa de frequências do sistema, as forças F_x e F_y para identificação são compostas de uma soma de dez senoides com frequências variando de 0,1 rad/s a 10 rad/s e um degrau aplicado durante 5% do tempo de ensaio. Para validação são considerados dois degraus de força. A posição em x do carro e o ângulo de oscilação da carga em resposta aos esforços de identificação e validação são apresentados nas figuras 19 e 20, respectivamente. Observa-se que essas figuras apresentam a janela de tempo de 300 segundos do ensaio completo e que os sinais de interesse para o modelo da dinâmica de $x-\theta_x$ se limitam aos 100 primeiros segundos. Para evitar que o modelo identificado tente se adequar ao sinal de ruído dos 200 segundos restantes de ensaio, a identificação é realizada considerando apenas a janela de 100 segundos na qual ocorrem os sinais de interesse. Os esforços aplicados no sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) são análogos aos aplicados no sistema de (TUAN *et al.*, 2013), contando com um ganho para adequá-los as dimensões desse sistema.

Figura 18 – Força F_x aplicada para a identificação da dinâmica de movimento no plano $x - y$ do sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).



Fonte: O autor.

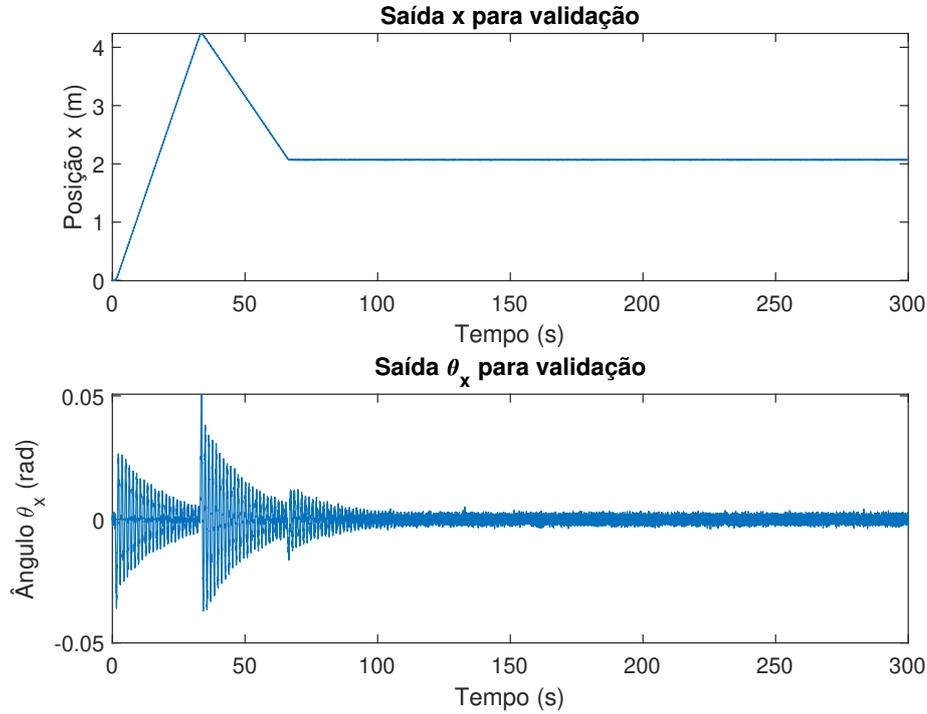
Figura 19 – Sinais de posição x e oscilação θ_x medidos para a identificação dos modelos de $x-\theta_x$ do sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).



Fonte: O autor.

A seguir são apresentados os resultados dos modelos ARMAX e OE identificados com as ordens definidas na Tabela 2. Em seguida os resultados dos modelos ARMAX da dinâmica no plano com diferentes ordens são exibidos. As equações (105) a (109)

Figura 20 – Sinais de posição x e oscilação θ_x medidos para a validação dos modelos de $x-\theta_x$ do sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).



Fonte: O autor.

apresentam um dos modelos ARMAX identificados para a dinâmica em x do sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), em (110)-(114) é apresentada a parte do modelo com a dinâmica de oscilação do ângulo θ_x . O modelo para dinâmica de y é exibido em (115)-(119) e para o ângulo θ_y em (120)-(124). Conforme apontado no Capítulo 4, o modelo ARMAX com as ordens base estabelecidas através da Tabela 2 possui um total de 15 parâmetros para as equações de dinâmica em x e y e 11 parâmetros para a dinâmica de θ_x e θ_y , totalizando 26 parâmetros para descrever o par de descolamento e oscilação $x-\theta_x$ ou $y-\theta_y$. Para os modelos OE, esse par pode ser descrito através de 12 parâmetros. Considerando um modelo da dinâmica completa, isto é: movimentos em x , y , l , θ_x e θ_y , são necessários 57 parâmetros para o modelo ARMAX e 27 para o modelo OE propostos. Recorda-se que para a estimação de parâmetros físicos é necessário um número bem inferior de parâmetros, sendo estimados o total de 6 parâmetros neste trabalho.

$$A_x(q)x(t) = -A_2(q)\theta_x(t) + B_x(q)F_x(t) + C_x(q)\nu_1(t) \quad (105)$$

$$A_x(q) = 1 - 0,2225q^{-1} - 1,764q^{-2} + 0,1991q^{-3} + 0,7871q^{-4} \quad (106)$$

$$A_2(q) = 0,0154q^{-1} - 0,01738q^{-2} - 0,01309q^{-3} + 0,01511q^{-4} \quad (107)$$

$$B_x(q) = -8,749 \times 10^{-7}q^{-1} + 1,902 \times 10^{-6}q^{-2} - 9,911 \times 10^{-7}q^{-3} \quad (108)$$

$$C_x(q) = 1 - 0,1153q^{-1} - 1,635q^{-2} + 0,08955q^{-3} + 0,6605q^{-4} \quad (109)$$

$$A_{\theta_x}(q)\theta_x(t) = -A_1(q)x(t) + B_{\theta_x}(q)F_x(t) + C_{\theta_x}(q)\nu_2(t) \quad (110)$$

$$A_{\theta_x}(q) = 1 - 1,418q^{-1} - 0,1632q^{-2} + 0,5817q^{-3} \quad (111)$$

$$A_1(q) = -0,005207q^{-1} + 0,006213q^{-2} - 0,001006q^{-3} \quad (112)$$

$$B_{\theta_x}(q) = -7,451 \times 10^{-9}q^{-1} - 2,752 \times 10^{-8}q^{-2} \quad (113)$$

$$C_{\theta_x}(q) = 1 - 1,405q^{-1} - 0,179q^{-2} + 0,5843q^{-3} \quad (114)$$

$$A_y(q)y(t) = -A_2(q)\theta_y(t) + B_y(q)F_y(t) + C_y(q)\nu_1(t) \quad (115)$$

$$A_y(q) = 1 - 0,418q^{-1} - 1,217q^{-2} - 0,3075q^{-3} + 0,9422q^{-4} \quad (116)$$

$$A_2(q) = 0,005025q^{-1} - 0,004853q^{-2} - 0,005646q^{-3} + 0,005328q^{-4} \quad (117)$$

$$B_y(q) = 3,723 \times 10^{-5}q^{-1} - 7,378 \times 10^{-5}q^{-2} + 3,707 \times 10^{-5}q^{-3} \quad (118)$$

$$C_y(q) = 1 - 0,409q^{-1} - 1,214q^{-2} - 0,3116q^{-3} + 0,9353q^{-4} \quad (119)$$

$$A_{\theta_y}(q)\theta_y(t) = -A_1(q)y(t) + B_{\theta_y}(q)F_y(t) + C_{\theta_y}(q)\nu_2(t) \quad (120)$$

$$A_{\theta_y}(q) = 1 - 1,121q^{-1} - 0,7571q^{-2} + 0,8787q^{-3} \quad (121)$$

$$A_1(q) = -0,005078q^{-1} + 0,004805q^{-2} + 0,0002728q^{-3} \quad (122)$$

$$B_{\theta_y}(q) = -1,245 \times 10^{-6}q^{-1} + 7,074 \times 10^{-7}q^{-2} \quad (123)$$

$$C_{\theta_y}(q) = 1 - 1,122q^{-1} - 0,7447q^{-2} + 0,8674q^{-3} \quad (124)$$

O modelo OE obtido em uma das identificações é apresentado a seguir para a dinâmica de x e θ_x do sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009):

$$x(t) = \frac{B_x(q)}{H_x(q)}F_x(t) + \nu_1(t) \quad (125)$$

$$B_x(q) = -0,0111q^{-1} + 0,0003q^{-2} + 0,0108q^{-3} \quad (126)$$

$$H_x(q) = 1 + 1,624q^{-1} - 0,119q^{-2} - 1,626q^{-3} - 0,879q^{-4} \quad (127)$$

$$\theta_x(t) \frac{B_{\theta_x}(q)}{H_{\theta_x}(q)}F_x(t) + \nu_2(t) \quad (128)$$

$$B_{\theta_x} = -1,602 \times 10^{-7}q^{-1} + 1,603 \times 10^{-7}q^{-2} \quad (129)$$

$$H_{\theta_x} = 1 - 2,799q^{-1} + 2,603q^{-2} - 0,804q^{-3} \quad (130)$$

E por fim o modelo um dos modelos OE identificados para a dinâmica de y e θ_y do sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) é fornecido a seguir:

$$y(t) = \frac{B_y(q)}{H_y(q)}F_y(t) + \nu_1(t) \quad (131)$$

$$B_y(q) = -0,06684q^{-1} - 0,0071q^{-2} + 0,0744q^{-3} \quad (132)$$

$$H_y(q) = 1 + 0,9397q^{-1} - 0,0029q^{-2} - 0,9422q^{-3} - 0,9945q^{-4} \quad (133)$$

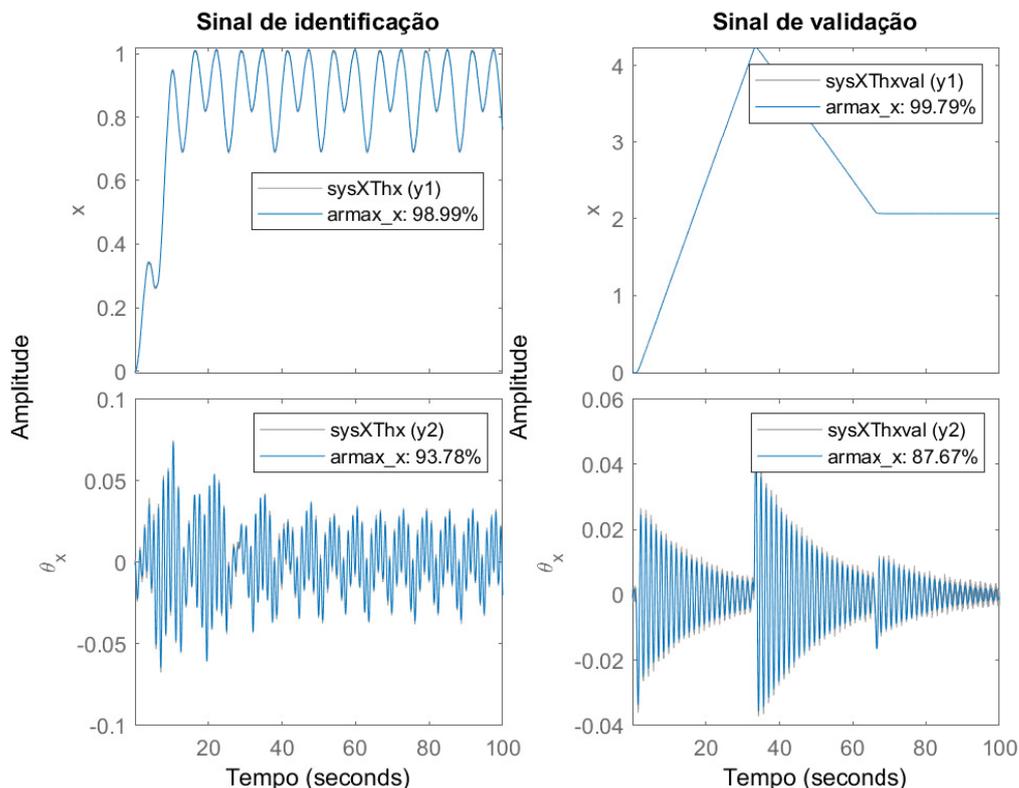
$$\theta_y(t) \frac{B_{\theta_y}(q)}{H_{\theta_y}(q)} F_y(t) + \nu_2(t) \quad (134)$$

$$B_{\theta_y} = 0,0015q^{-1} - 0,0015q^{-2} \quad (135)$$

$$H_{\theta_y} = 1 - 0,8708q^{-1} - 0,9649q^{-2} + 0,8441q^{-3} \quad (136)$$

A comparação de um dos modelos ARMAX obtidos para $x-\theta_x$ com a resposta do sistema não linear simulado considerando os parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013) é apresentada na Figura 21. Os resultados das 100 iterações de identificação são apresentados nas tabelas a seguir. As tabelas 17 e 18 exibem os valores de ajuste médio, máximo, mínimo e desvio padrão para os modelos ARMAX e OE, respectivamente, nas simulações com os parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013) para x e θ_x . As tabelas apresentam o ajuste da resposta produzida pelos modelos aos sinais de identificação e validação. Também é apresentado o ajustes desses mesmos modelos aos sinais de identificação e validação sem ruído, pois notou-se, em alguns casos, uma diferença apreciável entre esses ajustes. Os resultados da dinâmica em $y-\theta_y$ são apresentados nas tabelas 19 e 20 para os modelos ARMAX e OE considerando os parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

Figura 21 – Ajuste da resposta do modelo ARMAX aos dados obtidos do sistema de (TUAN *et al.*, 2013).



Fonte: O autor.

Tabela 17 – FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x
Média	99,521	95,001	99,794	88,634	99,973	98,058	99,983	94,163
Máximo	99,526	95,181	99,796	89,269	99,988	98,523	99,992	95,451
Mínimo	99,216	62,061	99,753	36,191	99,376	62,295	99,861	36,728
Desvio Padrão	$3,4929 \times 10^{-2}$	5,5079	$4,9360 \times 10^{-3}$	8,5744	$8,4626 \times 10^{-2}$	6,2954	$1,8793 \times 10^{-2}$	9,8877

Tabela 18 – FIT (%) do modelo OE da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x
Média	94,629	16,576	97,366	6,4642	94,648	16,601	97,375	6,5241
Máximo	99,506	95,309	99,793	89,779	99,864	98,818	99,969	96,711
Mínimo	86,241	-5,9996	86,942	-7,6787	86,25	-6,0235	86,945	-7,7558
Desvio Padrão	2,8038	37,6038	2,4502	38,4566	2,8448	38,8402	2,4654	41,0952

Tabela 19 – FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y
Média	99,793	94,776	99,973	91,2215	99,986	98,9335	99,986	91,6085
Máximo	99,796	94,831	99,975	92,836	99,989	98,957	99,99	93,321
Mínimo	99,791	93,266	99,961	90,839	99,97	95,64	99,968	91,211
Desvio Padrão	$9,6922 \times 10^{-4}$	$1,9890 \times 10^{-1}$	$2,7061 \times 10^{-3}$	$2,2240 \times 10^{-1}$	$3,5568 \times 10^{-3}$	$4,3773 \times 10^{-1}$	$4,2833 \times 10^{-3}$	$2,3360 \times 10^{-1}$

Tabela 20 – FIT (%) do modelo OE da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y
Média	98,29	91,749	98,997	83,3885	98,3035	94,0985	98,3035	94,0985
Máximo	99,706	94,833	99,942	91,032	99,787	98,966	99,787	98,966
Mínimo	80,173	-2,3094	80,132	-18,814	80,172	-2,3126	80,172	-2,3126
Desvio Padrão	2,9794	42,9160	3,0891	44,2617	2,9889	44,8594	2,9889	44,8594

Os valores de ajuste para os parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) em x e θ_x são indicados na tabela 21 para os modelos ARMAX e 22 para os modelos OE. E nas tabelas 23 e 24 são apresentados os valores de *fit* para os modelos ARMAX e OE, respectivamente, considerando a dinâmica em y e θ_y .

Tabela 21 – FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x
Média	99,5465	80,8195	99,7805	71,9275	99,834	86,8215	99,872	79,3705
Máximo	99,58	85,191	99,821	79,891	99,984	95,372	99,994	95,071
Mínimo	$-1,1717 \times 10^{208}$	$-1,1495 \times 10^{207}$	$-8,1456 \times 10^{206}$	$-2,6168 \times 10^{206}$	$-1,1717 \times 10^{208}$	$-1,1602 \times 10^{207}$	$-8,1457 \times 10^{206}$	$-2,669 \times 10^{206}$
Desvio Padrão	$5,0537 \times 10^{-1}$	$1,5094 \times 10^1$	$4,1708 \times 10^{-1}$	$1,7797 \times 10^1$	$5,9243 \times 10^{-1}$	$1,7827 \times 10^1$	$4,5201 \times 10^{-1}$	$2,1119 \times 10^1$

Tabela 22 – FIT (%) do modelo OE da dinâmica em x e θ_x para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x
Média	53,6265	14,3715	84,311	2,61005	53,627	14,6425	84,313	2,73085
Máximo	63,531	14,919	88,722	2,8459	63,535	15,126	88,723	2,9134
Mínimo	24,328	0,16722	70,712	-6,4111	24,329	0,1713	70,713	-6,5825
Desvio Padrão	6,4333	4,1565	3,9604	3,2696	6,4341	4,2419	3,9605	3,3944

Tabela 23 – FIT (%) do modelo ARMAX da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y
Média	99,5535	83,7765	99,8065	76,6005	99,8405	94,695	99,811	88,2375
Máximo	99,585	84,037	99,957	77,251	99,983	95,159	99,995	89,898
Mínimo	95,511	48,208	94,841	49,623	95,531	49,942	94,841	52,941
Desvio Padrão	$5,0744 \times 10^{-1}$	3,7917	$6,5588 \times 10^{-1}$	2,9723	$5,7249 \times 10^{-1}$	4,9851	$6,6077 \times 10^{-1}$	4,0445

Tabela 24 – FIT (%) do modelo OE da dinâmica em y e θ_y para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009).

	Identificação		Validação		Identificação sem ruído		Validação sem ruído	
	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y	y	θ_y
Média	74,525	76,119	79,86	-11,3315	74,531	81,519	74,531	81,519
Máximo	99,491	83,925	99,949	77,025	99,71	95,077	99,71	95,077
Mínimo	40,419	-7,7694	59,116	-312,88	40,424	-7,9258	40,424	-7,9258
Desvio Padrão	6,0308	31,0431	4,4646	51,0646	6,0496	34,2846	6,0496	34,2846

Assim como na identificação de modelos para dinâmica de hasteamento da carga, de forma geral os resultados dos modelos ARMAX foram mais consistentes, apresentando menor desvio padrão, sendo feita exceção para uma estimativa que é destacada como valor mínimo de FIT na Tabela 17. O desvio padrão para essa tabela foi computado descartando esse FIT. Além disso os modelos OE não apresentaram bom ajuste para a dinâmica de oscilação da carga. Os modelos ARMAX apresentaram boa correspondência ao comportamento dos modelos no deslocamento em x e y , com FIT médio superior a

97% em todos os casos. Notou-se porém, um desempenho mais fraco em termos de erro percentual na representação da dinâmica de θ_y para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), com ajuste aos dados de validação abaixo de 80%. Destaca-se, porém, que ao comparar os modelos com o sinal de validação sem ruído observa-se que o ajuste é na verdade próximo a 90%. De modo geral, é possível notar, também, valores mais altos de desvio padrão para os modelos da oscilação da carga.

Com relação ao desempenho dos modelos OE para representação da dinâmica no plano $x - y$, deve-se salientar, conforme abordado na Seção 2.1, que a estrutura de modelo OE utilizada não apresenta termos para descrever o efeito das saídas do sistema umas nas outras. Dessa forma não há no modelo componentes que representem explicitamente a contribuição do movimento do carro para os ângulos de oscilação e vice-versa. Essa limitação pode justificar o desempenho baixo em termos de FIT médio, principalmente com relação aos ângulos de oscilação, tendo em vista que há um impacto maior na oscilação da carga devido ao movimento do carro, do que no movimento do carro devido à oscilação da carga, em razão das dimensões das massas em questão, tendo em mente que a massa do carro em conjunto com a viga costuma ser maior ou muito maior que a massa da carga.

Com a finalidade de explorar outras ordens para os polinômios do modelo ARMAX, foram analisados os resultados de identificação do sistema considerando 5 diferentes configurações de ordens dos modelos. Para cada uma dessas configurações, partindo-se das ordens estabelecidas anteriormente para os polinômios, conforme a Tabela 2, foram variadas as ordens dos polinômios incrementando-se suas ordens em 1 até 15. Foram realizados, portanto, os 100 ensaios para cada uma dessas 5 configurações, com 15 ordens diferentes. Levando em conta a similaridade entre as dinâmicas de movimento na direção x e y , a exploração de diferentes ordens foi realizada apenas para os movimentos em x .

As configurações exploradas foram definidas como: `armaxT`, na qual as ordens de todos os polinômios das matrizes $A(q)$, $B(q)$ e $C(q)$ são incrementadas; `armaxAB`, na qual apenas as ordens dos polinômios das matrizes $A(q)$ e $B(q)$ são incrementadas; `armaxD1`, na qual os polinômios das matrizes $B(q)$, $C(q)$ e da diagonal principal da matriz $A(q)$ ($A_x(q)$, $A_{\theta_x}(q)$) tem suas ordens incrementadas; `armaxD2`, em que as ordens dos polinômios das matrizes $B(q)$, $C(q)$ e da diagonal secundária da matriz $A(q)$ ($A_1(q)$ e $A_2(q)$) são incrementadas; `armaxB`, onde apenas são incrementadas as ordens dos polinômios da matriz $B(q)$. A seguir são apresentados os valores médios de FIT dos modelos ARMAX considerando as configurações propostas para diferentes ordens dos polinômios. Aqui são apresentados somente os resultados para o incremento de uma e quinze ordens nas configurações propostas. A Tabela 25 apresenta os resultados considerando os parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013). Já os resultados levando em conta os parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) são apresentados na Tabela 26.

Tabela 25 – FIT (%) médio das configurações de incremento de ordens dos polinômios do modelo ARMAX testadas com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

Configuração	Incremento	Identificação				Validação			
		1		15		1		15	
		x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x
armaxT		99,517	94,252	99,525	95,135	99,792	87,707	99,794	88,962
armaxAB		99,499	83,381	99,517	93,330	99,790	71,762	99,789	85,901
armaxD1		99,521	94,697	99,524	95,132	99,793	88,212	99,794	88,959
armaxD2		99,521	93,818	99,521	93,969	99,793	86,596	99,792	87,080
armaxB		99,520	92,825	99,521	92,908	99,793	85,274	99,793	85,40

Ao se analisar os resultados para os parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013), tendo em vista os resultados da Tabela 17, em que se observa um ajuste médio de 99,5% à resposta em x e 95% à resposta em θ_x , não se constata em nenhuma das configurações com novas ordens um incremento significativo no FIT médio do modelo à resposta do sistema que justifique o aumento do número de parâmetros dos modelos. Todavia, cabe destacar que os experimentos de identificação com ordens maiores apresentaram menores desvios padrão da medida de FIT do modelo aos sinais de identificação de ângulo. Isso ocorreu especificamente com as configurações *armaxT* e *armaxD1* considerando incremento de 15 nas ordens iniciais que exibiram desvios menores que 0,05% em oposição a um desvio de 5,5% apresentado com as ordens iniciais.

Tabela 26 – FIT (%) médio das configurações de incremento de ordens dos polinômios do modelo ARMAX testadas com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013).

Configuração	Incremento	Identificação				Validação			
		1		15		1		15	
		x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x	x	θ_x
armaxT		99,348	75,667	99,570	83,910	99,614	65,175	99,807	75,841
armaxAB		98,685	69,081	99,182	74,492	99,090	57,488	99,451	62,776
armaxD1		99,310	75,906	99,562	84,667	99,588	66,897	99,800	76,682
armaxD2		99,282	77,782	99,481	82,201	99,558	68,824	99,724	73,741
armaxB		99,341	76,430	98,745	82,032	99,605	66,958	98,958	73,384

Já a análise com os parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) indica um pequeno aumento no ajuste médio dos modelos aos sinais de identificação e validação, tendo em vista os resultados apresentados na Tabela 21, em que se têm FIT de 99% para os sinais de x e 80,8% para os sinais de θ_x na identificação. Novamente, os desvios padrão para as configurações de maiores incrementos nas ordens dos polinômios se mostraram inferiores, com destaque para os desvios das configurações *armaxT* e *armaxD1*, assim como ocorreria com o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013). O desvio padrão de 15%

para a identificação com as ordens iniciais for reduzido para próximo de 3% com essas configurações. É relevante ressaltar que esses avanços são obtidos com um substancial incremento no número de parâmetros dos modelos, que já eram elevados em comparação aos parâmetros do modelo caixa branca.

5.3 Análise dos modelos estimados

Os modelos obtidos foram analisados e a seguir são apresentados o FIT dos modelos com parâmetros físicos aos sinais de identificação e a resposta dos modelos ARMAX em condições que diferem as condições estabelecidas para a linearização.

5.3.1 FIT dos modelos com parâmetros estimados

A fim de obter um comparativo entre os estimadores apresentados e os modelos polinomiais identificados, foram realizados ensaios dos modelos com os parâmetros estimados sob efeito dos sinais de identificação e validação. A partir dos ensaios do modelo não linear do guindaste com os valores médios de parâmetros obtidos com cada um dos estimadores, foi calculado o FIT desses. A Tabela 27 apresenta o ajuste da resposta dos modelos com parâmetros estimados em relação aos dados do sistema de (TUAN *et al.*, 2013). Os resultados são apresentados para cada uma das variáveis de saída. Foi considerado ruído branco com variância de 1×10^{-6} nos sinais de saída do sistema.

Tabela 27 – FIT (%) dos modelos com parâmetros estimados para o sistema com parâmetros de (TUAN *et al.*, 2013) ao sinal usado para identificação dos modelos polinomiais.

	Sinal de identificação					Sinal de validação				
	x	θ_x	y	θ_y	l	x	θ_x	y	θ_y	l
lin ode1	99,02	89,91	99,75	94,1	99,6	99,63	85,17	99,91	96,33	99,52
lin ode4	99,52	95,37	99,79	94,85	99,55	99,79	90,27	99,96	97,37	99,51
nlin ode1	92,99	12,43	69,82	69,27	-	99,68	27,42	50,51	75,39	-
nlin ode4	99,52	95,37	99,79	94,87	-	99,79	90,28	99,97	97,39	-

Comparando os valores de ajuste dos estimadores `linode4` e `nlinode4` da Tabela 27 com os valores das tabelas 13, 17 e 19, que apresentam o FIT dos modelos ARMAX para o sistema de (TUAN *et al.*, 2013), observa-se resultados muito próximos para o ajuste aos sinais de identificação. Já os sinais de validação apresentam ajuste levemente superior considerando os modelos com parâmetros físicos estimados. Os valores de ajuste para o sistema de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) podem ser observados na Tabela 28.

A comparação dos valores de ajuste dos estimadores `linode4` e `nlinode4` da Tabela 28 com os ajustes dos modelos ARMAX, apresentados nas tabelas 15, 21 e 23 mostra, novamente, valores de ajuste bastante próximos para a resposta ao sinal de identificação. O ajuste aos sinais de validação apresenta pequena melhora com os modelos estimados,

Tabela 28 – FIT (%) dos modelos com parâmetros estimados para o sistema com parâmetros de (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009) ao sinal usado para identificação dos modelos polinomiais.

	Sinal de identificação					Sinal de validação				
	x	θ_x	y	θ_y	l	x	θ_x	y	θ_y	l
lin ode1	99,86	79,68	99,39	83,14	93,41	99,49	75,24	99,34	77,74	92,87
lin ode4	99,58	85,93	99,58	84,58	93,42	99,82	80,41	99,95	79,73	92,87
nlin ode1	99,57	85,92	98,23	10,13	-	99,81	80,40	98,04	20,94	-
nlin ode4	99,58	85,93	99,58	86,61	-	99,82	80,41	99,96	79,74	-

podendo-se destacar o ajuste de 80,41% de `linode4` para o sinal de θ_x em comparação com 71,93% do modelo ARMAX. Observa-se que conforme os sinais de força se diferem dos sinais utilizados para identificação, ainda é possível manter um mesmo nível na qualidade da resposta dos sistemas obtidos através da estimação dos parâmetros físicos, o que não necessariamente ocorre com os modelos polinomiais identificados, reforçando a importância da escolha de bons sinais de identificação e também da região de atuação durante os experimentos de identificação, para garantir que o modelo sirva apropriadamente o seu propósito.

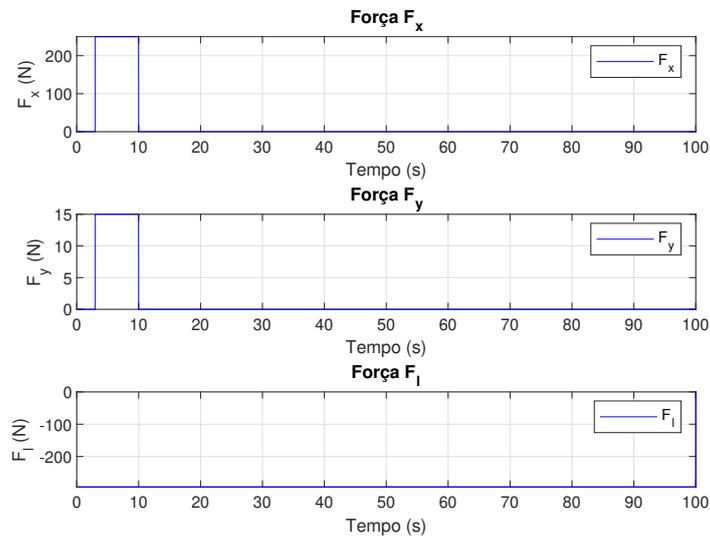
5.3.2 Análise dos modelos lineares fora das condições de linearização

Conforme apresentado na modelagem do sistema, o modelo linearizado é obtido para uma faixa de operações considerando algumas características gerais de aplicações dos guindastes, portanto deve-se ter em consideração essas características ao aplicar os modelos polinomiais obtidos. Visando demonstrar as limitações do modelo conforme as condições de linearização não são atendidas, foi realizada a análise do modelo ARMAX apresentado em (98)-(124). Inicialmente são aplicados nas entradas esforços que produzem uma resposta dentro da região de linearização do sistema, com a finalidade de expor o ajuste do modelo específico aos dados. A Figura 22 apresenta os esforços aplicados, consistindo em um degrau de força para F_x e F_y , com uma força constante em F_l para manter a carga numa posição aproximadamente constante.

A resposta do modelo ARMAX em comparação à resposta do sistema é apresentada nas figuras a seguir com os valores de ajuste aos dados. Também é apresentado o ajuste do modelo linearizado aos dados do modelo não linear. Para essa análise não foi considerado ruído nas medições, pois busca-se apenas comparar os modelos. O FIT dos modelos em $x-\theta_x$ é apresentado na Figura 23, já a Figura 24 apresenta o ajuste aos dados de $y-\theta_y$ e o ajuste ao comprimento de corda l é apresentado na Figura 25.

Observa-se que o modelo ARMAX apresenta FIT superior a 99% para os deslocamentos em x , y e l e superior a 80% para os ângulos de oscilação θ_x e θ_y . Destaca-se que os modelos lineares não são capazes de representar a pequena variação no comprimento

Figura 22 – Esforços aplicados ao sistema para demonstrar seu ajuste aos dados na região de operação linear.

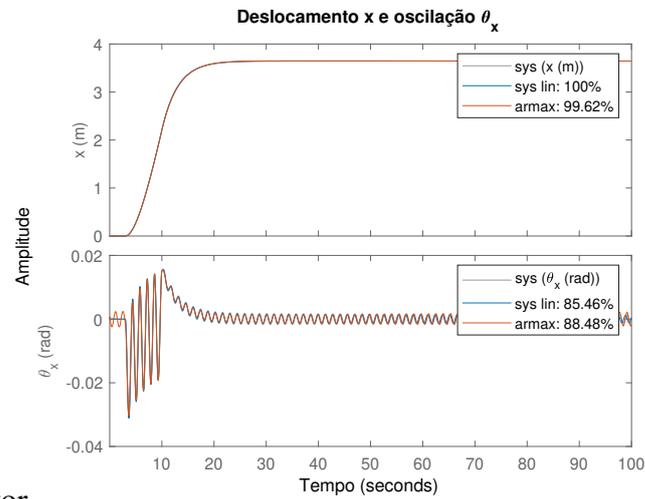


Fonte: O autor.

de cabo que ocorre devido à oscilação da carga. Agora para demonstrar uma aplicação em que as condições de linearização não são respeitadas, é aplicado um degrau de força em F_l , ao mesmo tempo em que é realizado o deslocamento da carga no plano. A Figura 26 apresenta os esforços aplicados no sistema.

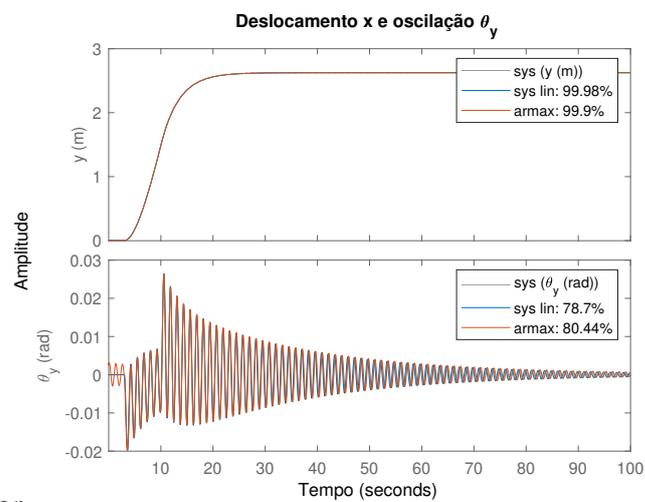
O ajuste do modelo linearizado e do modelo ARMAX aos dados de $x-\theta_x$ é apresentado na Figura 27. A Figura 28 apresenta o ajuste dos modelos aos dados de $y-\theta_y$ e o ajuste para o comprimento de cabo l é apresentado na Figura 29. Percebe-se um maior impacto desse modo de operação sobre a capacidade do modelo de representar as oscilações da carga, enquanto que o deslocamento no plano segue com um alto grau de ajuste. Dessa forma é importante considerar as condições de operação ao se aplicar os modelos lineares apresentados. Destaca-se, também, que os modelos apresentados para a dinâmica no plano foram obtidos para um comprimento de cabo específico e que alterações do mesmo causam alterações na dinâmica $x - y$ do sistema.

Figura 23 – Resposta em $x-\theta_x$ do sistema e dos modelos aos esforços na região de operação linear.



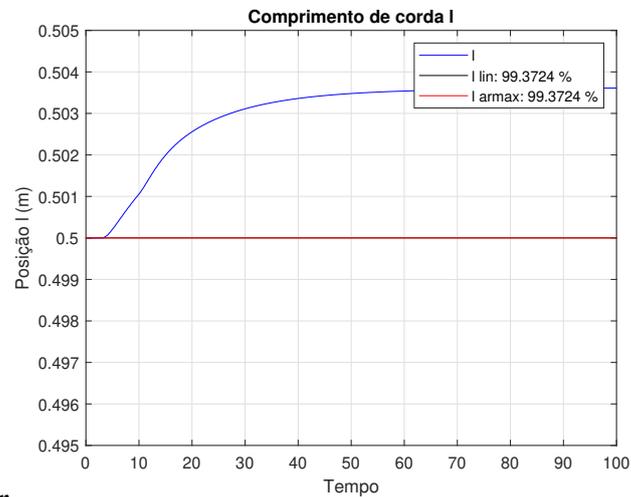
Fonte: O autor.

Figura 24 – Resposta em $y-\theta_y$ do sistema e dos modelos aos esforços na região de operação linear.



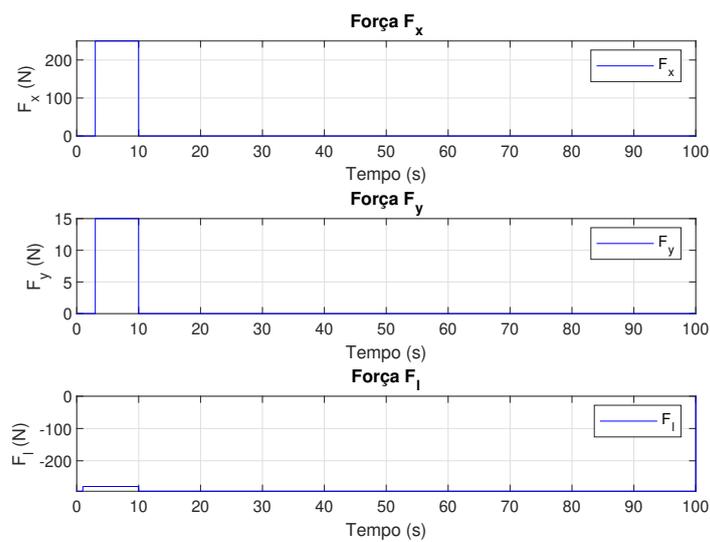
Fonte: O autor.

Figura 25 – Resposta em l do sistema e dos modelos aos esforços na região de operação linear.



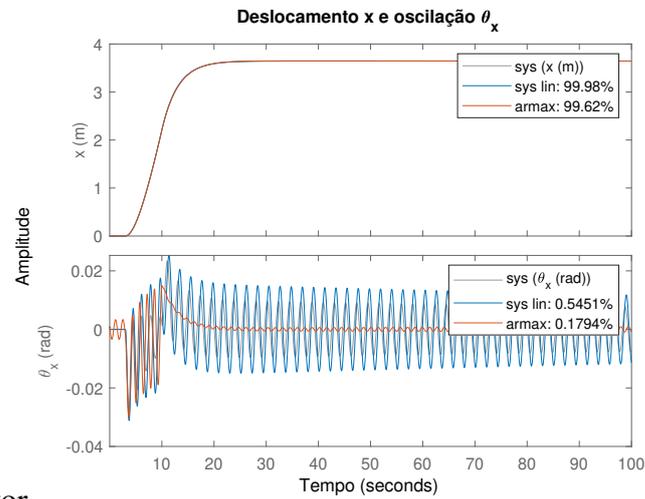
Fonte: O autor.

Figura 26 – Esforços aplicados ao sistema para demonstrar seu ajuste aos dados fora da região de operação linear.



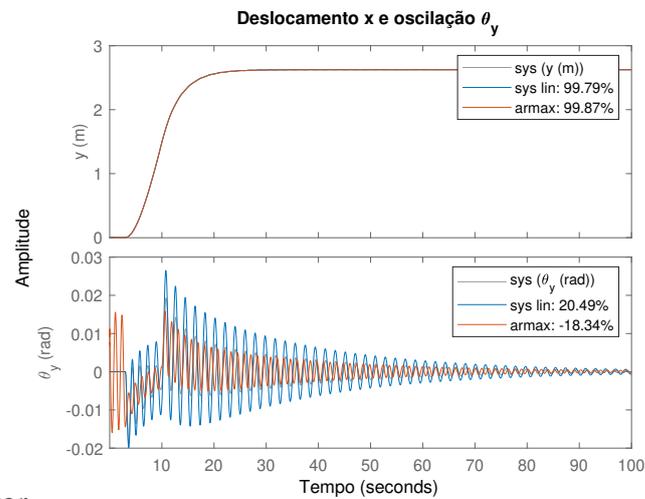
Fonte: O autor.

Figura 27 – Resposta em $x-\theta_x$ do sistema e dos modelos aos esforços fora da região de operação linear.



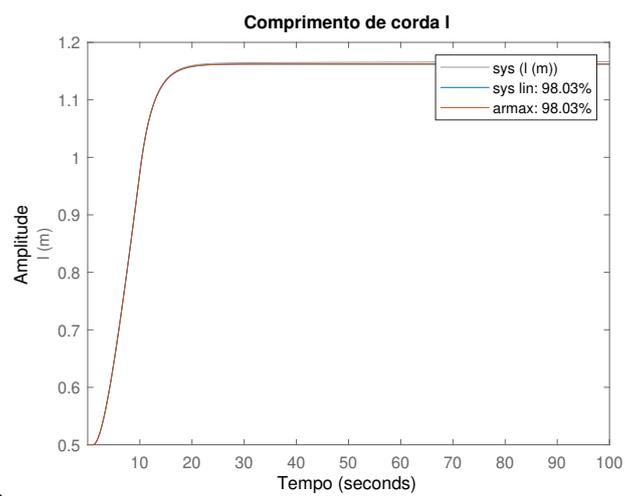
Fonte: O autor.

Figura 28 – Resposta em $y-\theta_y$ do sistema e dos modelos aos esforços fora da região de operação linear.



Fonte: O autor.

Figura 29 – Resposta em l do sistema e dos modelos aos esforços fora da região de operação linear.



Fonte: O autor.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi explorada identificação de modelos tri dimensionais para guindastes de pórtico. Com essa finalidade, a modelagem 3D desses sistemas foi realizada, apresentando uma correção do termo de energia potencial observado na literatura. A estimação dos parâmetros físicos do sistema foi realizada através de quatro estimadores propostos: `linode1`, `linode4`, `nlinode1` e `nlinode4`, os quais diferem entre si pelo modelo utilizado (`lin` - linear ou `nlin` - não linear) e método de discretização aplicado (`ode1` - Euler ou `ode4` - Runge-Kutta de quarta ordem). Além da estimação dos parâmetros físicos, foi realizada a identificação de modelos polinomiais lineares. Para isso modelos com estrutura ARMAX e OE foram propostos.

No que diz respeito a estimação dos parâmetros físicos, os resultados mostraram que os estimadores que utilizam o método de discretização de Runge-Kutta apresentaram menores erros percentuais que os homólogos com discretização de Euler. Isso pode ocorrer devido ao maior erro de truncamento característico desse método. Não foi observada diferença substancial nos erros percentuais dos parâmetros com modelo não linear e linearizado considerando a discretização de Runge-Kutta. Cabe destacar que os estimadores de modelo linearizado conseguem realizar as estimações em menores tempos, porém foram desenvolvidos a partir de ensaios que requerem maiores tempos para aplicação separada das forças e precisam de atenção para respeitar condições de linearização durante a estimação.

A estratégia estimar os parâmetros da dinâmica de içamento através do estimador de modelo linearizado em conjunto com a estimação da dinâmica de movimento no plano $x - y$ se mostrou interessante alternativa à realização da estimação do conjunto completo de parâmetros com o estimador de modelo não linear, permitindo decompor a tarefa de estimação em dois procedimentos de menor complexidade e dispensando à necessidade de menores tolerâncias para se obter resultados comparáveis aos obtidos com os estimadores de modelo linearizado. Com isso, destaca-se a recomendação do uso dos estimadores de modelo linearizado para a estimação dos parâmetros da dinâmica de içamento. Por fim, pôde-se constatar que os estimadores `linode4` e `nlinode4` foram capazes de obter os parâmetros do sistema com baixo erro percentual (abaixo de 1%), permitindo

o emprego desses parâmetros nas leis de controle como as propostas em (TUAN *et al.*, 2013) e (ALMUTAIRI; ZRIBI, 2009), conforme pretendido.

Os modelos polinomiais conseguiram de maneira geral obter bons resultados de acordo com a métrica estabelecida de FIT aos dados de identificação e validação. Destaca-se que a obtenção das ordens desses modelos através da modelagem matemática forneceu resultados satisfatórios. A análise de diferentes ordens para os modelos ARMAX mostrou que o aumento das ordens dos polinômios não representou um aumento expressivo no FIT médio dos modelos, destaca-se apenas uma maior consistência dos resultados com ordens maiores. Foi possível observar uma boa capacidade dos modelos em reproduzir a dinâmica de movimento em x , y e l . Para os ângulos de oscilação a capacidade de ajuste dos modelos apresentou-se inferior, principalmente para os modelos OE, devido à implementação utilizada em que os modelos OE consistem em um conjunto de modelos SISO. Destaca-se também a maior consistência apresentada na identificação de modelos ARMAX em comparação com os modelos OE, que obteve maiores valores de desvio padrão no FIT, além de diversos valores discrepantes.

Ao final dos estudos de caso, foi realizado o cálculo dos valores de FIT dos modelos com parâmetros físicos estimados, com a finalidade de obter uma comparação aos modelos polinomiais. Os resultados apontaram que os ajustes dos estimadores `linode4` e `nlinode4` e dos modelos ARMAX foram próximos. Deve-se ter em mente, entretanto, que os modelos ARMAX demandam que as aplicações respeitem as condições de linearização adotadas, conforme enfatizado na análise realizada na seção 5.3.2, em que o sistema é posto em um cenário fora da operação linear através da variação do comprimento de cabo simultaneamente ao movimento do mecanismo de suporte.

Os modelos polinomiais apresentam elevado número de parâmetros a serem estimados, como possibilidade de trabalhos futuros, se aponta a possibilidade de aprimorar esses modelos. Uma alternativa que pode ser explorada é a obtenção desses modelos através dos modelos com parâmetros físicos estimados, ou até mesmo através do modelo 3D, considerando m e g conhecidos, verificar-se a possibilidade de reduzir a quantidade de parâmetros a serem estimados. Além disso, os modelos obtidos são específicos para um comprimento de cabo e massa de carga com os quais foram identificados. O desenvolvimento de modelos lineares a parâmetros variantes se mostra outra possibilidade importante de trabalho futuro.

REFERÊNCIAS

ABDEL-RAHMAN, E. M.; NAYFEH, A. H.; MASOUD, Z. N. Dynamics and control of cranes: a review. **JVC/Journal of Vibration and Control**, Thousand Oaks, v. 9, n. 7, p. 863–908, 2003.

AGUIRRE, L. **Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2015.

ALMUTAIRI, N. B.; ZRIBI, M. Sliding Mode Control of a Three-dimensional Overhead Crane. **Journal of Vibration and Control**, Thousand Oaks, v. 15, n. 11, p. 1679–1730, nov 2009.

BAO, H. Q. *et al.* A Data-driven MPC Algorithm for Bridge Cranes. **International Conference on Advanced Mechatronic Systems, ICAMechS**, New York, v. 2020-Decem, p. 328–332, 2020.

CAMPESTRINI, L. **Contribuições para Métodos de Controle Baseados em Dados Obtidos em Apenas um Experimento**. 2010. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

CRANES, S. **China 50 Ton Port RAIL container handling gantry cranes manufacturers price**. 2022.

Da Fonseca, D. G. V. *et al.* Explicit GPC Control Applied to an Approximated Linearized Crane System. **Journal of Control Science and Engineering**, London, v. 2019, 2019.

ECKHARD, D.; CAMPESTRINI, L. Análise do uso de modelos discretizados para identificação de modelos de biorreatores anaeróbicos. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, São Carlos, v. 4, n. 1, 2016.

FASSOIS, S. IDENTIFICATION, MODEL-BASED METHODS. In: BRAUN, S. (Ed.). **Encyclopedia of Vibration**. Oxford: Elsevier, 2001. p. 673–685.

- FISHWICK, P. **Handbook of Dynamic System Modeling**. Boca Raton: CRC Press, 2007. (Chapman & Hall/CRC Computer and Information Science Series).
- GARNIER, H.; WANG, L. **Identification of Continuous-time Models from Sampled Data**. London: Springer London, 2008. (Advances in Industrial Control).
- GUCKENHEIMER, J. Chapter 8 - Numerical Analysis of Dynamical Systems. In: FIEDLER, B. (Ed.). **Handbook of Dynamical Systems**. Amsterdam: Elsevier Science, 2002. p. 345–390. (Handbook of Dynamical Systems, v. 2).
- HJALMARSSON, H. Experiment Design and Identification for Control. In: BAILLIEUL, J.; SAMAD, T. (Ed.). **Encyclopedia of Systems and Control**. Cham: Springer International Publishing, 2021. p. 735–744.
- JAAFAR, H. I. *et al.* Dynamic Behaviour of a Nonlinear Gantry Crane System. **Procedia Technology**, [S.l.], v. 11, p. 419–425, 2013. 4th International Conference on Electrical Engineering and Informatics, ICEEI 2013.
- KHATAMIANFAR, A. A new approach to overhead cranes parameter estimation and friction modeling. **Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics**, New York, v. 2014-Janua, n. January, p. 2581–2586, 2014.
- LAGES, W. F. Parametric Identification of the Dynamics of Mobile Robots and Its Application to the Tuning of Controllers in ROS. In: KOUBAA, A. (Ed.). **Robot Operating System (ROS): the complete reference (volume 2)**. Cham: Springer International Publishing, 2017. p. 191–229.
- LEE, H.-H. Modeling and Control of a Three-Dimensional Overhead Crane. **Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control**, New York, v. 120, n. 4, p. 471–476, dec 1998.
- LJUNG, L. System identification toolbox. **The Matlab user's guide**, Natick, 1988.
- LJUNG, L. **System Identification: theory for the user**. Hoboken: Prentice Hall PTR, 1999. (Prentice Hall information and system sciences series).
- LJUNG, L. System Identification: an overview. In: BAILLIEUL, J.; SAMAD, T. (Ed.). **Encyclopedia of Systems and Control**. Cham: Springer International Publishing, 2021. p. 2302–2317.
- LOVERA, M.; CASELLA, F. Model Building for Control System Synthesis. In: BAILLIEUL, J.; SAMAD, T. (Ed.). **Encyclopedia of Systems and Control**. Cham: Springer International Publishing, 2021. p. 1220–1226.

MAGHSOUDI, M. J. *et al.* An improved input shaping design for an efficient sway control of a nonlinear 3D overhead crane with friction. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Amsterdam, v. 92, p. 364–378, 2017.

OUYANG, H. *et al.* Partial enhanced-coupling control approach for trajectory tracking and swing rejection in tower cranes with double-pendulum effect. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Amsterdam, v. 156, p. 107613, 2021.

PETERS, C. **Terminal Brasileiro encomenda guindastes konecranes gottwald de sexta geração**. Southfields: Contrução Latino-Americana, 2021.

RAMLI, L. *et al.* Control strategies for crane systems: a comprehensive review. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Amsterdam, v. 95, p. 1–23, 2017.

RODRIGUES, R. **Guindastes de Torre o Tipo de Grua Mais comum**. 2022.

SHAH, U. H.; HONG, K.-S. Input shaping control of a nuclear power plant's fuel transport system. **Nonlinear Dynamics**, Amsterdam, v. 77, n. 4, p. 1737–1748, 2014.

TEDRAKE, R. **Underactuated Robotics**. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2022.

TUAN, L. A. *et al.* Partial feedback linearization control of a three-dimensional overhead crane. **International Journal of Control, Automation and Systems**, New York, v. 11, n. 4, p. 718–727, 2013.

ULTRASEG. **NR11 - Movimentação de cargas com ponte rolante**. 2018.

UMER, K.-S. H.; SHAH, H. **Control Dynamics and Control of Industrial Cranes**. Singapore: Springer Singapore, 2019. 1–117 p.

Verdés Kairuz, R. I. *et al.* Robust Positioning Control Law for a 3D Underactuated Crane System. **IFAC-PapersOnLine**, Amsterdam, v. 51, n. 13, p. 450–455, 2018.

WU, Y. *et al.* Adaptive Output Feedback Control for 5-DOF Varying-Cable-Length Tower Cranes with Cargo Mass Estimation. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, New York, v. 17, n. 4, p. 2453–2464, 2021.

ZEIGLER, B. P.; MUZY, A.; KOFMAN, E. Chapter 3 - Modeling Formalisms and Their Simulators. In: ZEIGLER, B. P.; MUZY, A.; KOFMAN, E. (Ed.). **Theory of Modeling and Simulation (Third Edition)**. Third Edition. ed. Cambridge: Academic Press, 2019. p. 43–91.