

## Estimação de Parâmetros de Sistemas de Guindaste tipo Overhead Crane

Carlos Eduardo Pedroso de Oliveira\*  
Renato Ventura Bayan Henriques\* Lucíola Campestrini\*

\* Departamento de Sistemas Elétricos de Automação e Energia,  
UFRGS, Av. Osvaldo Aranha, 99, 90035-190  
Porto Alegre, RS, Brasil  
E-mails: {pedroso.oliveira, rventura, luciola}@ufrgs.br

**Abstract:** Gantry crane systems are widely applied in the industry for cargo transportation. Aiming to provide a system model for the application of control techniques, this work performs the estimation of parameters of gantry crane system's 3D models. Estimators based on the linearized model and the non-linear model of the system are proposed. The impact of the adopted discretization method is also analyzed, comparing Euler and Runge-Kutta methods. With the results obtained, smaller estimation errors were observed in the estimators with discretization using Runge-Kutta method, and no significant differences were observed when using the linearized or non-linear model.

**Resumo:** Sistemas de guindaste de pórtico são amplamente aplicados na indústria para o transporte de cargas. Visando fornecer um modelo do sistema para aplicação das técnicas de controle, este trabalho realiza a estimação de parâmetros de modelos 3D dos sistemas de guindaste de pórtico. São propostos estimadores com base no modelo linearizado e no modelo não linear do sistema. Também é analisado o impacto do método de discretização adotado, comparando-se os métodos de Euler e Runge-Kutta. Com os resultados obtidos observou-se menores erros de estimação nos estimadores com discretização através do método de Runge-Kutta, sendo que não foram observadas diferenças significativas quando utilizados o modelo linearizado ou não linear.

**Keywords:** Parameter estimation; Non-linear systems identification; Optimization; Gantry crane; 3D model.

**Palavras-chaves:** Estimação de parâmetros; Identificação de sistemas não lineares; Otimização; Guindastes de pórtico; Modelos 3D.

### 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 and 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). Essas máquinas consistem em dois mecanismos principais: o mecanismo de içamento e o mecanismo de suporte. A carga é suspensa a partir de um ponto do mecanismo de suporte e movimentada por esse mecanismo ao longo da área de trabalho do guindaste, podendo seguir trajetórias retilíneas ou curvas, conforme o tipo de guindaste (Umer and Shah, 2019; Abdel-Rahman et al., 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 and Shah, 2019).

O principal objetivo no controle desses sistemas é o deslocamento da carga ao ponto de destino suprimindo ou eliminando a oscilação da mesma (Ramli et al., 2017; Almutairi and Zribi, 2009). Para tanto, diferentes abordagens de controle são aplicadas na literatura, 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*, como em (Maghsoudi et al., 2017), que propõe controladores de *input shaping* para o controle de oscilação da carga, considerando o modelo tridimensional (3D) não linear do sistema e usando o algoritmo de otimização 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 na literatura: em (Almutairi and Zribi, 2009) 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

\* O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

utilizados, desde modelos 3D completos (Almutairi and Zribi, 2009), até modelos bidimensionais (2D) linearizados na forma de funções de transferência e expressos por modelos CARIMA (*Controlled Auto-Regressive Integrating Moving Average*) (Da Fonseca et al., 2019). Em (Khata-mianfar, 2014) é apresentada a estimação por mínimos quadrados recursivos, 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.

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. 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.

## 2. MODELO DINÂMICO 3D DO GUINDASTE

Em um guindaste de pórtico a carga é manipulada através do espaço por dois mecanismos principais: o mecanismo de içamento, que eleva e abaixa a carga e o mecanismo de suporte, responsável pelo movimento da carga. Fazem parte do mecanismo de suporte a ponte, a qual se desloca sobre dois trilhos paralelos e o carro, que se desloca através da ponte e no qual é fixado o sistema de içamento. A representação da estrutura de um guindaste de pórtico, bem como seus sistemas de coordenadas é apresentada na Figura 1. Um sistema de coordenadas fixo  $X_0Y_0Z_0$  é estabelecido para descrever a posição do carro  $(x,y,0)$ . O sistema de coordenadas do carro é representado por  $X_TY_TZ_T$ . Na representação se estabeleceu o movimento da ponte ao longo do eixo  $X_0$ , o movimento do carro através do eixo  $Y_0$  e a elevação da carga ao logo do eixo  $Z_0$ , podendo ser descrita pelo comprimento de cabo  $l$ . O ângulo de oscilação da carga é dividido em duas componentes:  $\theta_x$  e  $\theta_y$ , sendo  $\theta_x$  a projeção do ângulo no plano  $X_TZ_T$  e  $\theta_y$  a projeção do ângulo de oscilação no plano  $Y_TZ_T$  (Lee, 1998).

As entradas para esse sistema são consideradas as forças aplicadas por seus atuadores para os deslocamentos em  $X_0Y_0$  e para variação do comprimento de cabo  $l$ , sendo identificadas por  $F_x$ ,  $F_y$  e  $F_l$ , respectivamente.

### 2.1 Modelo Dinâmico não Linear

O modelo dinâmico 3D do sistema foi apresentado por Lee (1998). Esse modelo considera parâmetros concentrados e mecanismo de içamento de cabo único representado

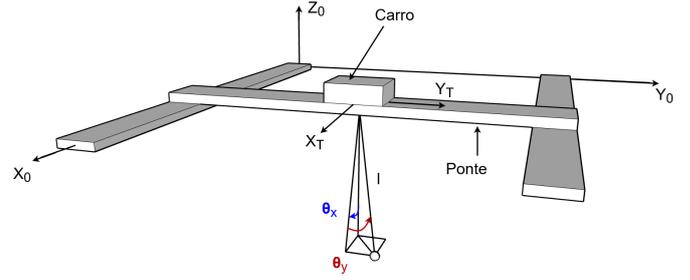


Figura 1. Sistema de coordenadas de um guindaste do tipo pórtico.

por um pêndulo simples. Essa formulação é amplamente utilizada pelos trabalhos na área e considera a formulação de Lagrange-Euler para obter o modelo. A seguir são apresentadas as equações de dinâmica dos guindastes de pórtico (Lee, 1998):

$$(M_x + m)\ddot{x} - m \sin(\theta_x) \sin(\theta_y) [l\ddot{\theta}_y + 2l\dot{\theta}_y\dot{\theta}_x] + D_x\dot{x} + m \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) [l\ddot{\theta}_x + 2l\dot{\theta}_x\dot{\theta}_y] - 2ml \cos(\theta_x) \sin(\theta_y) \dot{\theta}_x \dot{\theta}_y + m \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) [\ddot{l} - l\dot{\theta}_x^2 - l\dot{\theta}_y^2] = F_x \quad (1)$$

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

$$(M_y + m)\ddot{y} + ml \cos(\theta_y) \ddot{\theta}_y + m \sin(\theta_y) \ddot{l} + D_y\dot{y} + 2m \cos(\theta_y) \dot{l} \dot{\theta}_y - ml \sin(\theta_y) \dot{\theta}_y^2 = F_y \quad (3)$$

$$ml^2 \ddot{\theta}_y + ml \cos(\theta_y) \ddot{y} - ml \sin(\theta_x) \sin(\theta_y) \ddot{x} + 2ml \dot{l} \dot{\theta}_y + ml^2 \cos(\theta_y) \sin(\theta_y) \dot{\theta}_x^2 + mgl \cos(\theta_x) \sin(\theta_y) = 0 \quad (4)$$

$$(M_l + m)\ddot{l} + m \sin(\theta_x) \cos(\theta_y) \ddot{x} + m \sin(\theta_y) \ddot{y} + D_l\dot{l} - ml \cos^2(\theta_y) \dot{\theta}_x^2 - ml \dot{\theta}_y^2 - mg \cos(\theta_x) \cos(\theta_y) = F_l \quad (5)$$

onde  $M_x$ ,  $M_y$  e  $M_l$  representam os componentes de inércia do guindaste nas direções  $x$ ,  $y$  e  $l$ , respectivamente,  $m$  representa a massa da carga,  $g$ , a aceleração da gravidade. Os coeficientes de atrito viscoso associados aos movimentos nas direções  $x$ ,  $y$  e  $l$  são  $D_x$ ,  $D_y$  e  $D_l$ , respectivamente. As equações (1) a (5) também podem ser representadas na forma matricial:

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{D}\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = \mathbf{F} \quad (6)$$

na qual  $\mathbf{q} = [x \ y \ l \ \theta_x \ \theta_y]^T$  é o vetor de coordenadas generalizadas,  $\mathbf{F} = [F_x \ F_y \ F_l \ 0 \ 0]^T$  o vetor de esforços,  $\mathbf{G}(\mathbf{q})$  ( $5 \times 1$ ) o vetor de força gravitacional, obtido pelos termos com a aceleração da gravidade  $g$ ,  $\mathbf{D}$  ( $5 \times 5$ ) a matriz de amortecimento, diagonal, formada por  $(D_x, D_y, D_l, 0, 0)$  na diagonal principal,  $\mathbf{M}(\mathbf{q})$  ( $5 \times 5$ ) é a matriz de inércias do sistema, obtida através dos termos de aceleração  $\ddot{\mathbf{q}}$  e  $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$  ( $5 \times 5$ ) é a matriz de força centrífuga e de coriolis, formada pelos termos com  $\mathbf{q}$  e  $\dot{\mathbf{q}}$  restantes.

### 2.2 Modelo Dinâmico Linearizado

A linearização do modelo dinâmico (1)-(5) também é apresentada em Lee (1998). Para a linearização, considera-se que em operações usuais a aceleração máxima dos guindastes é muito inferior à aceleração gravitacional e que o comprimento da corda é mantido constante ou variando

lentamente enquanto o carro se movimenta. A partir dessas suposições obtém-se o modelo linearizado do sistema:

$$(M_x + m)\ddot{x} + D_x\dot{x} + ml\ddot{\theta}_x = F_x \quad (7)$$

$$(M_y + m)\ddot{y} + D_y\dot{y} + ml\ddot{\theta}_y = F_y \quad (8)$$

$$(M_l + m)\ddot{l} + D_l\dot{l} - mg = F_l \quad (9)$$

$$l\ddot{\theta}_x + \ddot{x} + g\theta_x = 0 \quad (10)$$

$$l\ddot{\theta}_y + \ddot{y} + g\theta_y = 0 \quad (11)$$

Esse modelo consiste em três dinâmicas desacopladas para os movimentos  $x-\theta_x$ ,  $y-\theta_y$  e o movimento de içamento em  $l$ . Além disso, as dinâmicas de  $x-\theta_x$ , apresentadas em (7) e (10) e as dinâmicas de  $y-\theta_y$ , apresentadas em (8) e (11), são análogas.

### 3. DISCRETIZAÇÃO DO MODELO

A teoria de identificação de sistemas considera, usualmente, dados amostrados com período constante e, portanto, identifica modelos discretos para os sistemas (Ljung, 1999). Por isso esse trabalho propõem o emprego de dois métodos de discretização para avaliar seu impacto na estimação dos parâmetros: o método de Euler (`ode1`) e o método de Runge-Kutta (`ode4`).

Para determinar a saída estimada é preciso computar a saída para cada instante de simulação conforme o método de discretização aplicado. Considerando o estado do sistema na amostra  $k$  como  $X_k$ , o cálculo do estado para uma amostra seguinte utilizando o método de Euler (`ode1`) é obtido como

$$X_{k+1} = X_k + T_a f(X_k, F_k),$$

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 forças aplicadas. O cálculo do estado para uma amostra seguinte utilizando o método de Runge Kutta (`ode4`), por sua vez, é obtido através de

$$X_{k+1} = X_k + T_a(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)/6,$$

com  $k_1 = f(X_k, F_k)$ ,  $k_2 = f(X_k + \frac{T_a}{2}k_1, F_k)$ ,  $k_3 = f(X_k + \frac{T_a}{2}k_2, F_k)$ ,  $k_4 = f(X_k + T_a k_3, F_k)$ . O estado  $X$  para um sistema mecânico pode ser definido por suas posições e velocidades, de forma que  $X_k = [q_{e_k} \quad \dot{q}_{e_k}]^T$ , onde  $q_{e_k} \subseteq q$ .

No caso do guindaste, para os estimadores de modelo não linear,  $q_e = q$  e é utilizada a função

$$f = \left[ M^{-1}(F_k - D\dot{q} - C(q, \dot{q})\dot{q} - G(q)) \right] \quad (12)$$

para representar a dinâmica do sistema.

Já para os estimadores do modelo linear,  $q_e$  é definido da seguinte maneira:  $q_e = l$  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  $M_y-D_y$ . Considerando o modelo linearizado, a função  $f$  é calculada através da formulação de espaço de estados linear

$$f = AX_k + BF_k, \quad (13)$$

onde as matrizes  $A$  e  $B$  assumem valores diferentes dependendo de que parâmetros são identificados, conforme (7)-(11). Para o estimador de  $M_l$  e  $D_l$ , utiliza-se (9) e as matrizes são dadas por:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -D_l/(M_l + m) \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1/(M_l + m) \end{bmatrix}. \quad (14)$$

Além disso, para esse estimador  $F_k = F_l(kT_a) + mg$ . 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. Para o estimador de  $M_x-D_x$ , as matrizes são dadas por

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{mg}{M_x} & -\frac{D_x}{M_x} & 0 \\ 0 & -\frac{g(M_x + m)}{lM_x} & \frac{D_x}{lM_x} & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ -\frac{1}{lM_x} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

Neste caso,  $F_k = F_x(kT_a)$ .

### 4. ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

A estimação de parâmetros corresponde ao método para determinar os parâmetros do modelo do sistema a partir de dados coletados experimentalmente (Eckhard and Campestrini, 2016). Considerando os modelos não linear (1)-(5) e linearizado (7)-(11) do sistema, observa-se que sua dinâmica é modelada a partir de 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, este trabalho não apresenta a sua estimação. 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.

Para a estimação dos parâmetros, considera-se que existam sensores para medir os estados de posições do sistema, ou seja, deslocamentos e ângulos. Nesse caso, a expressão para as saídas do sistema pode ser expressa por

$$q_{m_k} = CX_k + \nu_k, \quad (16)$$

onde  $q_{m_k}$  representa os valores medidos em uma amostra  $k$ , considerando que existe um ruído de medição  $\nu_k$ . A matriz  $C$  é definida conforme o problema de estimação.

Neste trabalho, são estudadas quatro classes de estimadores. Esses estimadores diferem entre si pelo modelo adotado para representar o sistema: modelo não linear (`nlin`); modelo linearizado (`lin`), e também pelo método de discretização utilizado: método de Euler (`ode1`); 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 em erro de predição, definido por

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} J(\theta) \quad (17)$$

onde  $\hat{\theta}$  é um vetor contendo os parâmetros estimados e a função custo  $J(\theta)$  é definida por:

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N (\hat{q}_{e_k}(\theta) - q_{m_k})^T (\hat{q}_{e_k}(\theta) - q_{m_k}) \quad (18)$$

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

o total de amostras. O vetor  $\hat{\theta}$  é definido conforme a classe de modelo a ser estimada.

Para a otimização, a função `fmincon` com o algoritmo de *interior point* do Matlab é utilizada. Além disso, a restrição  $\hat{\theta} \geq 0$  é imposta, pois sabe-se que os parâmetros físicos do sistema não possuem valores negativos.

## 5. RESULTADOS

Para examinar o desempenho dos estimadores propostos, foram realizados experimentos simulados no modelo não linear, dado por (1)-(5), utilizando os parâmetros de em (Almutairi and Zribi, 2009), apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Parâmetros utilizados nas simulações (Almutairi and Zribi, 2009)

$m$	$M_x$	$M_y$	$M_l$	$D_x$	$D_y$	$D_l$
30 kg	1440 kg	110 kg	500 kg	480 kg/s	40 kg/s	200 kg/s

Considerou-se que a saída (16) é afetada por ruído branco de variância  $1 \times 10^{-6}$  com a finalidade de representar uma leitura de sensores. Além disso, a fim de fazer uma análise estatística das estimativas, foram realizados 30 experimentos de Monte Carlo.

### 5.1 Coleta de dados

Para cada rodada de Monte Carlo foram realizados três experimentos para a coleta de dados, dependendo da estimação a ser realizada. Primeiramente, foram realizados ensaios para a obtenção do modelo linearizado, para o qual três estimações separadas são realizadas: uma para dinâmica em  $x$ , outra para  $y$  e outra para a 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, conforme apresentado na Figura 2.

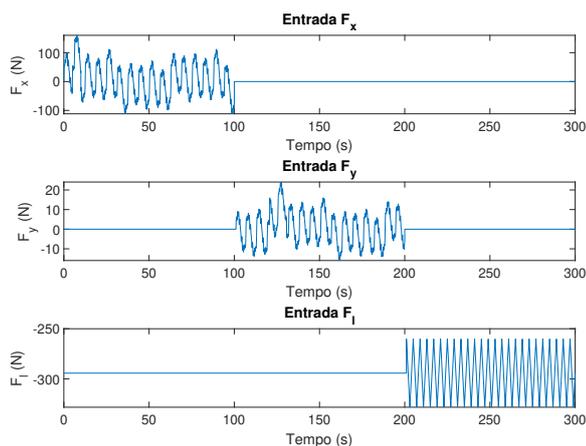


Figura 2. Forças aplicadas nos ensaios para estimação de parâmetros com o modelo linearizado.

A partir de (9) tem-se que a dinâmica de içamento consiste em um modelo de segunda ordem, com um termo constante devido ao peso da carga. Com isso, nos ensaios é aplicada uma força  $F_l = mg$  durante as etapas de aplicação das

forças  $F_x$  e  $F_y$ , com a finalidade de manter a carga em uma altura relativamente constante. Para o momento de aplicação de  $F_l$  relativo ao ensaio de içamento, uma onda triangular é aplicada ao sistema, buscando maior excitação de suas dinâmicas.

Ainda considerando o modelo linearizado, em razão da equivalência entre os pares de equações (7)-(10) e (8)-(11), 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 o mesmo 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. Visando excitar uma ampla faixa de frequências do sistema, as forças  $F_x$  e  $F_y$  são compostas de uma soma de dez senoides com frequências variando de 0,1rad/s a 10rad/s e um degrau aplicado durante 5% do tempo de ensaio.

A resposta do sistema aos sinais de excitação propostos é apresentada nas Figuras 3 e 4. Observa-se que durante os primeiros 200 segundos de simulação o comprimento de corda varia, pois não há um controle de posição para  $l$ . Durante os ensaios de movimento nas direções  $x$  e  $y$  a oscilação da carga causa o não cancelamento entre seu peso e a força aplicada, provocando um pequeno deslocamento da mesma. Conforme observado em (15),  $l$  é considerado no modelo do sistema, por isso as matrizes  $A$  e  $B$  são calculadas com os valores medidos do comprimento de cabo. Além disso, a presença do ruído é evidente nas medidas do comprimento  $l$  e dos ângulos  $\theta_x$  e  $\theta_y$ .

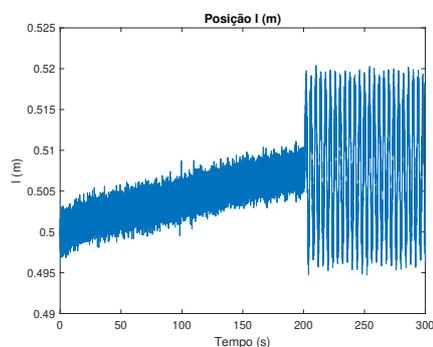


Figura 3. Resposta do sistema aos esforços aplicados para os estimadores de modelo linearizado em variação do comprimento de cabo  $l$

Para a estimativa dos parâmetros com o modelo não linear, decidiu-se por não estimar os parâmetros da dinâmica de içamento, mas utilizar os parâmetros estimados com o modelo linear. Isso aconteceu devido ao fato de a estimativa com o modelo linear ter apresentado bons resultados e também porque ocorre um aumento de até 200% no tempo de estimação quando considerados os seis parâmetros para o modelo não linear. Assim, aplicam-se apenas as forças  $F_x$  e  $F_y$  para a coleta de dados.

As forças aplicadas para o estimador do modelo não linear são apresentadas na Figura 5. Destaca-se que esses são os mesmos esforços aplicados para os estimadores lineares, porém desta vez são aplicados simultaneamente,

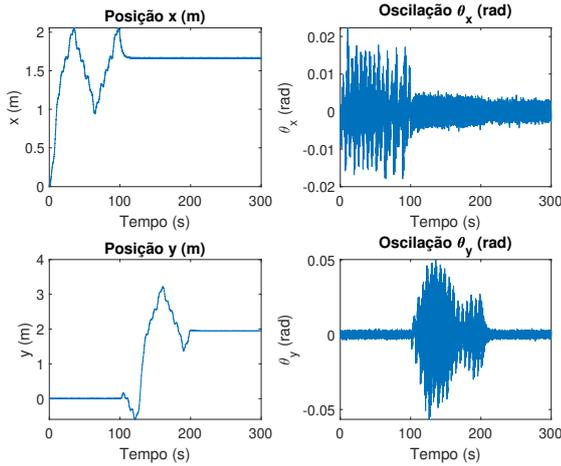


Figura 4. Resposta do sistema aos esforços aplicados para os estimadores de modelo linearizado em deslocamentos  $x$  e  $y$  e ângulo de carga  $\theta_x$  e  $\theta_y$

resultando em um ensaio mais curto. As respostas do sistema neste ensaio são apresentadas na Figura 6.

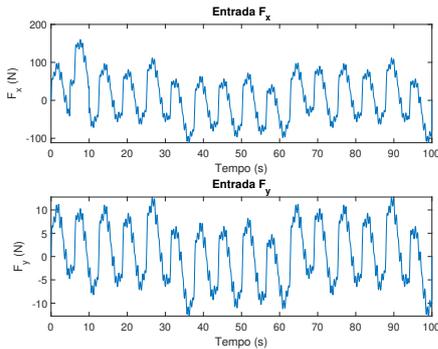


Figura 5. Forças aplicadas nos ensaios para estimação de parâmetros com o modelo não linear.

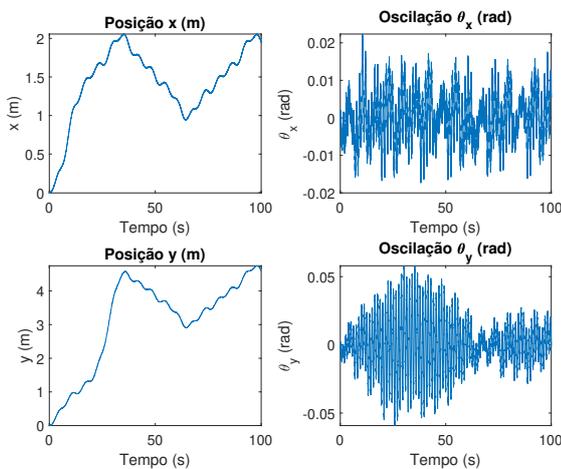


Figura 6. Resposta do sistema aos esforços aplicados para os estimadores de modelo não linear em deslocamentos  $x$  e  $y$  e ângulo de carga  $\theta_x$  e  $\theta_y$

### 5.2 Estimação de parâmetros

Com base no modelo apresentado em (Almutairi and Zribi, 2009), cujos parâmetros são disponibilizados na Tabela 1, foram aferidas as propriedades estatísticas dos estimadores propostos. Os resultados são avaliados primeiramente em termos do custo médio apresentado por cada estimador, dado por

$$\bar{J} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M J_i(\theta), \quad (19)$$

onde  $J_i(\theta)$  é calculado através de (18), conforme o estimador avaliado e  $M$  corresponde ao número de rodadas Monte Carlo,  $M = 30$ . Observa-se que nos estimadores de modelo linearizado, as dinâmicas de içamento e deslocamento em  $X_0$  e  $Y_0$  são estimadas separadamente, portanto os custos são calculados dessa mesma forma. Visando a comparação entre as estimativas do modelo não linear para dinâmica  $X_0$ - $Y_0$  com a estimativa do modelo linearizado, calcula-se o custo desse somando-se os custos dos estimadores linearizados para o movimento no plano.

Além disso, calcula-se média, desvio padrão de cada parâmetro em cada estimativa e erro percentual da média dos parâmetros estimados com relação aos parâmetros nominais do sistema, dado por:

$$E\% = 100 \frac{\|\theta_i - \hat{\theta}_i\|}{\theta_i}, \quad (20)$$

onde  $\theta_i$  é cada elemento do vetor  $\theta$  apresentados na Tabela 1 e  $\hat{\theta}_i$  corresponde a cada estimativa.

Para as estimativas, considerou-se como condições iniciais dos parâmetros os valores  $M_{l0} = 100$ ,  $D_{l0} = 100$ ,  $M_{x0} = 1400$ ,  $D_{x0} = 450$ ,  $M_{y0} = 100$  e  $D_{y0} = 30$ .

A Tabela 2 apresenta os valores médios dos parâmetros estimados bem como seu desvio padrão e erros percentuais, considerando as 30 estimativas obtidas.

Tabela 2. Valores médios, desvio padrão e erro percentual dos parâmetros estimados

		Média	Desvio Padrão	Erro %
linode1	$M_x$	1604,216	1,813	$1,126 \times 10^{-1}$
	$D_x$	478,684	$1,577 \times 10^{-2}$	$2,699 \times 10^{-1}$
	$M_y$	111,237	$2,035 \times 10^{-1}$	1,243
	$D_y$	40,098	$5,832 \times 10^{-3}$	$2,354 \times 10^{-1}$
	$M_l$	499,953	$2,914 \times 10^{-1}$	$9,295 \times 10^{-3}$
	$D_l$	205,894	$3,487 \times 10^{-1}$	2,947
linode4	$M_x$	1439,3432	$1,308 \times 10^{-1}$	$4,561 \times 10^{-2}$
	$D_x$	480,002	$4,401 \times 10^{-3}$	$4,524 \times 10^{-4}$
	$M_y$	109,988	$1,089 \times 10^{-2}$	$1,129 \times 10^{-2}$
	$D_y$	40,003	$2,721 \times 10^{-3}$	$8,329 \times 10^{-3}$
	$M_l$	500,058	$2,561 \times 10^{-1}$	$1,165 \times 10^{-2}$
	$D_l$	197,947	$2,585 \times 10^{-1}$	1,026
nlinode1	$M_x$	1436,7091	$1,7627 \times 10^{-1}$	$2,285 \times 10^{-1}$
	$D_x$	480,109	$4,7637 \times 10^{-3}$	$2,273 \times 10^{-2}$
	$M_y$	99,639	$7,7085 \times 10^{-3}$	9,419
	$D_y$	40,129	$8,9065 \times 10^{-5}$	$3,214 \times 10^{-1}$
nlinode4	$M_x$	1439,470	$1,549 \times 10^{-1}$	$3,679 \times 10^{-2}$
	$D_x$	480,000	$4,099 \times 10^{-3}$	$4,463 \times 10^{-5}$
	$M_y$	110,031	$3,508 \times 10^{-3}$	$2,790 \times 10^{-2}$
	$D_y$	39,999	$2,095 \times 10^{-4}$	$2,750 \times 10^{-3}$

A Tabela 3 apresenta o custo médio  $\bar{J}$  e seu desvio padrão para a estimação dos parâmetros  $M_l$  e  $D_l$ . Os custos

médios dos diferentes estimadores da dinâmica no plano e seu desvio padrão podem ser observados na Tabela 4. É possível notar uma variação significativa dos custos entre os estimadores com modelo discretizado por meio de `ode1` e `ode4`. Esse custo maior fica evidente em um erro percentual maior que 11% para  $M_x$  com `linode1` e erro percentual de 9,4% para  $M_y$  com `nlinode1`. Com o uso do método de Runge Kutta, não se percebe grande variação no erro percentual usando o modelo não linear, ou o modelo linearizado.

Tabela 3. Custo médio e desvio padrão para a estimação da dinâmica de içamento

Método	$\bar{J}$	std(J)
<code>linode1</code>	$6,484 \times 10^{-2}$	$4,975 \times 10^{-4}$
<code>linode4</code>	$3,706 \times 10^{-2}$	$2,847 \times 10^{-4}$

Tabela 4. Custo médio e desvio padrão para a estimação da dinâmica em  $x - y$

Método	$\bar{J}$	std(J)
<code>linode1</code>	$1,808 \times 10^2$	$4,062 \times 10^{-1}$
<code>linode4</code>	$1,886 \times 10^{-1}$	$1,009 \times 10^{-3}$
<code>nlinode1</code>	$2,677 \times 10^2$	$3,989 \times 10^{-3}$
<code>nlinode4</code>	$5,039 \times 10^{-1}$	$2,058 \times 10^{-3}$

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 aproximadamente 48s para o estimador `linode1`, 66s para o estimador `nlinode1`, 100s 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.

## 6. CONCLUSÃO

Neste trabalho foram analisados diferentes estimadores para obter os parâmetros de sistemas de guindaste de pórtico. Os resultados mostraram que os estimadores que utilizaram o método de discretização de Runge-Kutta apresentaram menores erros percentuais que os homólogos com discretização de Euler, o que pode ocorrer devido ao maior erro de truncamento característico desse método. Não foi observada diferença substancial nos erros percentuais dos parâmetros estimados com modelo não linear e linearizado considerando discretização de Runge-Kutta. Além disso, destaca-se 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. Para a estimação dos parâmetros da dinâmica de içamento, destaca-se que o modelo linear pode ser utilizado.

## REFERÊNCIAS

- Abdel-Rahman, E.M., Nayfeh, A.H., and Masoud, Z.N. (2003). Dynamics and control of cranes: A review. *JVC/Journal of Vibration and Control*, 9(7), 863–908. doi:10.1177/1077546303009007007.
- Almutairi, N.B. and Zribi, M. (2009). Sliding Mode Control of a Three-dimensional Overhead Crane. *Journal of Vibration and Control*, 15(11), 1679–1730. doi:10.1177/1077546309105095. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1077546309105095>.
- Bao, H.Q., An, J., Zhou, M.C., and Kang, Q. (2020). A Data-driven MPC Algorithm for Bridge Cranes. *International Conference on Advanced Mechatronic Systems, ICAMechS*, 2020-Decem, 328–332. doi:10.1109/ICAMechS49982.2020.9310150.
- Da Fonseca, D.G.V., Dantas, A.F.O.A., Dórea, C.E.T., Maitelli, A.L., and Shah, U.H. (2019). Explicit GPC Control Applied to an Approximated Linearized Crane System. *Journal of Control Science and Engineering*, 2019. doi:10.1155/2019/3612634.
- Eckhard, D. and Campestrini, L. (2016). Análise do uso de modelos discretizados para identificação de modelos de biorreatores anaeróbicos. *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*, 4(1).
- Khatamianfar, A. (2014). A new approach to overhead cranes parameter estimation and friction modeling. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2014-Janua(January), 2581–2586. doi:10.1109/smc.2014.6974316.
- Lee, H.H. (1998). Modeling and Control of a Three-Dimensional Overhead Crane. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 120(4), 471–476. doi:10.1115/1.2801488. URL <https://doi.org/10.1115/1.2801488>.
- Ljung, L. (1999). *System Identification: Theory for the User*. Prentice Hall information and system sciences series. Prentice Hall PTR.
- Maghsoudi, M.J., Mohamed, Z., Sudin, S., Buyamin, S., Jaafar, H.I., and Ahmad, S.M. (2017). An improved input shaping design for an efficient sway control of a nonlinear 3D overhead crane with friction. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 92, 364–378. doi:10.1016/j.ymsp.2017.01.036. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.01.036>.
- Ramli, L., Mohamed, Z., Abdullahi, A.M., Jaafar, H.I., and Lazim, I.M. (2017). Control strategies for crane systems: A comprehensive review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 95, 1–23. doi:10.1016/j.ymsp.2017.03.015. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.03.015>.
- Tuan, L.A., Lee, S.G., Dang, V.H., Moon, S., and Kim, B. (2013). Partial feedback linearization control of a three-dimensional overhead crane. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 11(4), 718–727. doi:10.1007/s12555-012-9305-z.
- Umer, K.S.H. and Shah, H. (2019). *Control Dynamics and Control of Industrial Cranes*. Springer Singapore.
- Wu, Y., Sun, N., Chen, H., and Fang, Y. (2021). Adaptive Output Feedback Control for 5-DOF Varying-Cable-Length Tower Cranes with Cargo Mass Estimation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(4), 2453–2464. doi:10.1109/TII.2020.3006179.