

**Franciele Bonatto
Henrique Ajuz Holzmann
João Dallamuta
(Organizadores)**

Impactos das Tecnologias nas Engenharias 4



Franciele Bonatto
Henrique Ajuz Holzmann
João Dallamuta
(Organizadores)

Impactos das Tecnologias nas Engenharias

4

Atena Editora
2019

2019 by Atena Editora

Copyright © da Atena Editora

Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Diagramação e Edição de Arte: Lorena Prestes e Geraldo Alves

Revisão: Os autores

Conselho Editorial

- Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília
Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Profª Drª Deusilene Souza Vieira Dall’Acqua – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Profª Drª Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Profª Drª Juliane Sant’Ana Bento – Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)

134 Impactos das tecnologias nas engenharias 4 [recurso eletrônico] / Organizadores Franciele Bonatto, Henrique Ajuz Holzmann, João Dallamuta. – Ponta Grossa (PR): Atena Editora, 2019. – (Impactos das Tecnologias nas Engenharias; v. 4)

Formato: PDF
Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader
Modo de acesso: World Wide Web
Inclui bibliografia
ISBN 978-85-7247-194-7
DOI 10.22533/at.ed.947191503

1. Engenharia. 2. Inovações tecnológicas. 3. Tecnologia.
I. Bonatto, Franciele. II. Holzmann, Henrique Ajuz. III. Dallamuta, João.
CDD 658.5

Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores.

2019

Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

www.atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

Caro leitor(a)

Nesta obra temos um compendio de pesquisas realizadas por alunos e professores atuantes em engenharia e tecnologia. São apresentados trabalhos teóricos e vários resultados práticos de diferentes formas de aplicação e abordagens de simulação, projetos e caracterização no âmbito da engenharia e aplicação de tecnologia.

Tecnologia é o pilar mais importante da engenharia. Os profissionais que se dedicam a pesquisa e desenvolvimento de novos produtos e processos não estão preocupados com todos os aspectos da tecnologia, mas com a tecnologia existente, bem como com a tecnologia futura considerada viável. Uma visão ampla de tecnologia é portanda fundamental para engenheiros. É esta amplitude de áreas e temas que procuramos reunir neste livro.

De abordagem objetiva, a obra se mostra de grande relevância para graduandos, alunos de pós-graduação, docentes e profissionais, apresentando temáticas e metodologias diversificadas, em situações reais

Aos autores, agradecemos pela confiança e espírito de parceria.

Boa leitura

Franciele Bonatto
Henrique Ajuz Holzmann
João Dallamuta

Tecnologia e Engenharia em Foco

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
ANÁLISE E DIMENSIONAMENTO TÉRMICO DO SISTEMA DE UM FREIO	
<i>Franklin Lacerda de Araújo Fonseca Júnior</i> <i>David Domingos Soares da Silva</i>	
DOI 10.22533/at.ed.9471915031	
CAPÍTULO 2	9
DETERMINAÇÃO E AVALIAÇÃO DA DUREZA E DA MICROESTRUTURA DO AÇO AISI 5160 NA CONDIÇÃO PADRÃO E ESFEROIDIZADO	
<i>Anelise Pereira da Silva</i> <i>Suelen de Fátima Felisberto</i> <i>Amir Rivaroli Junior</i> <i>Cristina de Carvalho Ares Elisei</i> <i>Jorge Luiz Rosa</i> <i>Sérgio Roberto Montoro</i>	
DOI 10.22533/at.ed.9471915032	
CAPÍTULO 3	17
INOVAÇÕES EM BROCA: UTILIZAÇÃO DE JATO DE ÁGUA COM ALTO CONTEÚDO ENERGÉTICO E ALARGADORES MECÂNICOS COMO PRINCÍPIO DE ESCAVAÇÃO	
<i>Rafael Pacheco dos Santos</i> <i>Lidiani Cristina Pierri</i> <i>Jair José dos Passos Junior</i> <i>Anderson Moacir Pains</i> <i>Marcos Aurélio Marques Noronha</i>	
DOI 10.22533/at.ed.9471915033	
CAPÍTULO 4	25
ESTUDO DE UM CONTROLADOR DE UM BRAÇO ROBÓTICO COM DOIS GRAUS DE LIBERDADE COM BASE EM LMI	
<i>Márcio Roberto Covacic</i> <i>Ruberlei Gaino</i> <i>Cesar Capobianco</i>	
DOI 10.22533/at.ed.9471915034	
CAPÍTULO 5	33
INFLUÊNCIA DA VARIAÇÃO DA POTÊNCIA DE SOLDAGEM NO PROCESSO DE SOLDAGEM A LASER NO AÇO BLAR	
<i>Ana Paula Alves de Oliveira</i> <i>Francisco Cardoso de Melo Junior</i> <i>Amir Rivaroli Junior</i> <i>Emerson Augusto Raymundo</i> <i>João Maurício Godoy</i> <i>Marcelo Bergamini de Carvalho</i> <i>Sérgio Roberto Montoro</i>	
DOI 10.22533/at.ed.9471915035	

CAPÍTULO 6 42

IMPLEMENTAÇÃO DE UMA TÉCNICA DE CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR PRÁTICA NO ACIONAMENTO DE UM MOTOR CC

Cleber Asmar Ganzaroli
Douglas Freire de Carvalho
Luiz Alberto do Couto
Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias
Wesley Pacheco Calixto

DOI 10.22533/at.ed.9471915036

CAPÍTULO 7 55

IMPLEMENTAÇÃO DE SISTEMA DE PRESENÇA USANDO LEITOR CCD E CRIPTOGRAFIA NO MODELO DE CIFRA DE VIGÊNERE

Éric Dias Souza
Victor Francisco Rigolo Fernandes de Almeida
Wagner dos Santos Clementino de Jesus

DOI 10.22533/at.ed.9471915037

CAPÍTULO 8 61

MODELAGEM DINÂMICA E CONTROLE PID DE MANIPULADORES ROBÓTICOS COM APLICAÇÃO NO ROBÔ DENSO VP6242G

Leonardo Augusto Arruda
Márcio Roberto Covacic
Ruberlei Gaino

DOI 10.22533/at.ed.9471915038

CAPÍTULO 9 81

MODELAGEM CINEMÁTICA E SIMULAÇÃO 3D DO MANIPULADOR INDUSTRIAL DENSO VP6242G

Giovani Augusto de Lima Freitas
Márcio Roberto Covacic
Ruberlei Gaino

DOI 10.22533/at.ed.9471915039

CAPÍTULO 10 103

PROGRAMAÇÃO LÓGICA INDUTIVA APLICADA À COMPUTAÇÃO MUSICAL: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA

Clenio Batista Gonçalves Junior
Murillo Rodrigo Petrucelli Homem

DOI 10.22533/at.ed.94719150310

CAPÍTULO 11 119

ANÁLISE DA MICROESTRUTURA DO FERRO FUNDIDO FC 250 SOB EFEITO DA CORROSÃO EM SOLUÇÃO ÁCIDA

Lariane Ferreira Sena
Rafaela Cunha dos Reis
Aline Alcamin Monteiro
Paula Luisa Silva

DOI 10.22533/at.ed.94719150311

CAPÍTULO 12 130

SÍNTESE E CARACTERIZAÇÃO DE CÉRIA DOPADA COM GADOLÍNIA E CO-DOPADA COM ÓXIDO DE COBRE

*Raquel Rodrigues do Nascimento Menezes
Thamyscira Herminio Santos da Silva
Allan Jedson Menezes de Araújo
Erik Benigno Grisi de Araújo Fulgêncio
Lizandra Fernanda Araújo Campos
Ricardo Peixoto Suassuna Dutra
Daniel Araújo de Macedo*

DOI 10.22533/at.ed.94719150312

CAPÍTULO 13 146

CARACTERIZAÇÃO MECÂNICA E MICROESTRUTURAL DE LIGAS CU-AL-MN PASSÍVEIS DO EFEITO MEMÓRIA DE FORMA ENVELHECIDAS

*Marcos Barbosa Dos Anjos Filho
Carlos Cássio de Alcântara
José Joelson de Melo Santiago*

DOI 10.22533/at.ed.94719150313

CAPÍTULO 14 153

INFLUÊNCIA DE DIFERENTES CONCENTRAÇÕES DO ADITIVO DE CARBONO MICROGRAF® 9930MA NA CAPACIDADE C-20 DA PLACA NEGATIVA DE BATERIAS CHUMBO-ÁCIDO

*Lucas Carvalho Santana
André Castilho dos Santos
Cynthia Mayara de Carvalho
Gilberto Augusto de Oliveira Brito
Christiano Jorge Gomes Pinheiro*

DOI 10.22533/at.ed.94719150314

CAPÍTULO 15 162

DETERMINAÇÃO DE SÓLIDOS TOTAIS EM SUSPENSÃO NA ÁGUA PRODUZIDA: UMA ANÁLISE A PARTIR DE UMA PRÁTICA LABORATORIAL

*Raul José Alves Felisardo
Gabriela Menezes Silva
César de Almeida Rodrigues*

DOI 10.22533/at.ed.94719150315

CAPÍTULO 16 168

ADSORÇÃO DO CORANTE AZUL DE METILENO PELO BAGAÇO DE BUTIÁ PARA O TRATAMENTO DE EFLUENTES

*Luciana Machado Rodrigues
Vanessa Rosseto
Clarissa Ferreira Pin
Ethielle Bordignon de Carvalho Prestes*

DOI 10.22533/at.ed.94719150316

CAPÍTULO 17 176

DESENVOLVIMENTO, CARACTERIZAÇÃO E APLICAÇÃO DE UM NOVO ADSORVENTE DE BAIXO CUSTO NA ADSORÇÃO E DESSORÇÃO MONO E MULTICOMPONENTE DE METAIS PESADOS EM COLUNA DE LEITO FIXO

*Gabriel André Tochetto
Danieli Brandler
Deisy Maria Memlak
Francine Caldart
Gean Delise L. P. Vargas
Cleuzir da Luz
Joceane Pigatto
Adriana Dervanoski*

DOI 10.22533/at.ed.94719150317

CAPÍTULO 18 187

AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO COMPLEXO OXALATO DE NIÓBIO NA OBTENÇÃO DE BIODIESEL SOB VIA METÉLICA

*Rayane Ricardo da Silva
Carlson Pereira de Souza
Tiago Fernandes Oliveira
Maria Veronilda Macedo Souto
Angelinne Costa Alexandrino*

DOI 10.22533/at.ed.94719150318

CAPÍTULO 19 195

ANÁLISE DA COMPATIBILIDADE ENTRE RESÍDUO OLEOSO DA INDÚSTRIA DE E & P DE PETRÓLEO E CIMENTO PORTLAND PARA UTILIZAÇÃO EM CONCRETO

*Yane Coutinho Lira
Fernanda Cavalcanti Ferreira
Romildo Alves Berenguer
Rodrigo Mendes Patrício Chagas
Ana Maria Gonçalves Duarte Mendonça
Milton Bezerra das Chagas Filho*

DOI 10.22533/at.ed.94719150319

CAPÍTULO 20 205

RETENÇÃO DE ÍONS METÁLICOS DE COBRE E ZINCO EM CASCA DE MARACUJÁ AMARELO

*Bianca de Paula Ramos
Rosane Freire Boina*

DOI 10.22533/at.ed.94719150320

SOBRE OS ORGANIZADORES..... 217

IMPLEMENTAÇÃO DE UMA TÉCNICA DE CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR PRÁTICA NO ACIONAMENTO DE UM MOTOR CC

Cleber Asmar Ganzaroli

Instituto Federal Goiano

Trindade – Goiás

Douglas Freire de Carvalho

Universidade Federal de Goiás

Goiânia – Goiás

Luiz Alberto do Couto

Instituto Federal do Mato Grosso

Primavera – Mato Grosso

Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias

Universidade Federal de Goiás

Goiânia – Goiás

Wesley Pacheco Calixto

Instituto Federal de Educação Ciência e

Tecnologia de Goiás

Goiânia – Goiás

RESUMO: Este trabalho apresenta estudo sobre Controle Preditivo Não-linear, com uma abordagem prática, aplicado ao controle de velocidade do modelo de um motor de corrente contínua. O modelo do motor também inclui o fato do mesmo ser acionado por um retificador trifásico totalmente controlado o que eleva ainda mais o grau de não linearidade do sistema. A característica prática do controlador está relacionada à sua forma de implementação pois utiliza modelos linearizados independentes dos pontos de equilíbrio do sistema. Por fim, com o intuito de avaliar o desempenho do controlador

estudado compara-se suas respostas com as de um controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) aplicado ao mesmo sistema.

PALAVRAS-CHAVE: Controle, Motor CC, Não Linear, Preditivo.

ABSTRACT: This paper presents study about Nonlinear Predictive Control, with a practical approach, applied to the speed control of the model's system, that is composed by a direct current (DC) machine, triggered by fully controlled three-phase AC-DC converter. The presence of the rectifier adds nonlinearity to the system in question. The practicality of the controller is related to its form of implementation, because it uses linearized models independent of the equilibrium points of the system. With the purpose of evaluating the performance of the controller studied, its responses are compared with those of a Proportional-Integral-Derivative (PID) controller, applied to the same system.

KEYWORDS: Control, DC motor, Nonlinear, Predictive.

1 | INTRODUÇÃO

Os motores de corrente contínua são caracterizados pela grande possibilidade de aplicações e por sua apresentação em diversas escalas de tamanho e potência. A utilização desses motores implica, na grande maioria das

vezes, no seu controle de velocidade cujo valor é diretamente proporcional à tensão de armadura. Com isso, motores de potências elevadas exigem fontes também com potências mais elevadas pressupondo uma maior preocupação com o funcionamento e eficiência do controlador. Dentre as técnicas de controle modernas uma de grande destaque é o Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC).

O MPC trata-se de um conjunto de técnicas de controle que apresentam aplicações em diversos setores industriais como mineração, químico, petroquímico, entre outros. É caracterizado pela capacidade de controlar diversos tipos de sistemas de fase não-mínima, com atraso de transporte, com restrições, monovariáveis e multivariáveis (Camacho & Alba, 2013). Essas técnicas são baseadas na utilização de um modelo linear com o intuito de prever o comportamento do sistema e otimizar uma função objetivo que combina a minimização do erro e do esforço de controle. O MPC é, em muitas das vezes, aplicado até em sistemas não-lineares (Findeisen & Allgöwer, 2002), cuja dinâmica pode ser aproximada através do processo de linearização.

O grau de não-linearidade presente em alguns sistemas, porém, não pode ser representado através de modelos lineares, incentivando a pesquisa de novas técnicas de Controle Preditivo específicas para sistemas não-lineares. Dessa forma, pode-se verificar o atual estudo de diversas variações de algoritmos para o controle preditivo baseado em modelos não lineares (CPBMNL) (Findeisen & Allgöwer, 2002). Dentre as principais técnicas de CPBMNL destacam-se os métodos com modelos de processo não linear na função objetivo, métodos com modelos de processo particulares e métodos com modelos linearizados.

Este trabalho busca a aplicação de uma técnica de Controle Preditivo Não-Linear com o objetivo de controlar a velocidade do modelo de um motor de corrente contínua. O modelo utilizado considera o acionamento por um retificador trifásico totalmente controlado em ponte cuja tensão de saída apresenta um comportamento não-linear com relação ao sinal que promove o disparo dos tiristores da ponte. Assim, o modelo resultante apresenta características não-lineares o que justifica a utilização de uma técnica de controle mais elaborada.

Com o objetivo de avaliar o desempenho da técnica de controle estudada, aplica-se ao mesmo modelo o tão consagrado controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID). As respostas fornecidas por esse último controlador serão utilizadas como base para comparação com a técnica estudada.

2 | METODOLOGIA

O trabalho é desenvolvido em basicamente três etapas distintas: i) modelagem do sistema composto pelo motor de corrente contínua juntamente com o retificador trifásico totalmente controlado em ponte, ii) implementação de uma técnica de Controle Preditivo Não-linear Prática proposta por Plucenio (2010) e iii) comparação dos resultados obtidos com o controlador PID clássico.

A. Modelagem do sistema

Os sistemas reais podem ser representados matematicamente através de expressões. Essas expressões são denominadas modelo e possibilitam a obtenção das respostas do sistema com base nas entradas aplicadas. Em geral busca-se uma relação de compromisso entre a complexidade do modelo e a redução do erro cometido por ele (Franklin, Powell, & Emami-Naeini, 2013).

Aguirre (2004) propõe classificação das técnicas de modelagem de sistemas dinâmicos em três grandes grupos, sendo eles: i) caixa-branca, ii) caixa-cinza e iii) caixa-preta. As primeiras necessitam de amplo conhecimento do sistema, sendo utilizado a descrição matemática de fenômenos, baseada em teorias já existentes. As técnicas de modelagem caixa-cinza relacionam informações internas do sistema à dados de entrada e saída ou até mesmo outros sinais do mesmo. Já a última é indicada para situações nas quais tem-se pouco ou nenhum conhecimento sobre o sistema a ser modelado.

As técnicas de identificação são baseadas na utilização de uma expressão matemática generalista, cujos parâmetros são identificados a partir de dados coletados dos sistemas em estudo, não havendo necessidade de amplo conhecimento acerca destes. Contudo, a desvantagem apresentada por esse tipo de sistema está relacionada com a ausência de significado e o número excessivo de parâmetros nos modelos obtidos.

A identificação de sistemas é dividida nas seguintes etapas: i) ensaios dinâmicos e coleta de dados, ii) seleção da representação matemática do modelo, iii) seleção da estrutura do modelo, iv) obtenção dos parâmetros do modelo e v) validação do modelo com o sistema real (Aguirre, 2004).

Ensaio dinâmico e coletas de dados estão relacionados à excitação e amostragem de dados dos sistemas. Na coleta, a preocupação fundamental é a presença de todos os sinais de interesse. Fatores importantes são a amplitude e frequência do sinal de excitação e a relação entre a taxa de amostragem dos dados e a taxa para análise do sistema.

A relação a ser modelada é determinante para seleção da representação matemática do modelo. A representação matemática selecionada deve ser capaz de descrever adequadamente o comportamento do sistema. Muitas representações, por exemplo, não são capazes de descrever não linearidades de sistemas.

A determinação da estrutura do modelo ocorre após a definição de representação matemática. Esta estrutura está relacionada ao número de elementos e, em alguns casos, a tipificação de parâmetros do modelo. Para modelos polinomiais, por exemplo, a determinação de ordem reduzida conduz o modelo à não representação de características relevantes, enquanto, a determinação de ordem elevada resulta em modelo mal condicionado. A tipificação ocorre, por exemplo, em modelos não

lineares auto regressivos, onde o tipo da função regressora deve ser determinado. Na etapa de estimação dos parâmetros do modelo são determinados valores para estes parâmetros.

A determinação da estrutura e estimação dos parâmetros do modelo podem ser implementadas conjuntamente ou em etapas distintas. Busca-se, através da implementação de alterações do modelo, reduzir o erro entre os sinais do modelo e os sinais do sistema real. A literatura apresenta diversos métodos para este fim (Aguirre, 2004).

A validação do modelo ocorre através de análises comparativas entre os sinais do modelo e os sinais do sistema real. Para validação não são realizadas alterações no modelo. Caso o sinal do modelo não esteja próximo o suficiente do sinal do sistema real todo o processo de identificação do sistema deve ser implementado novamente, selecionando-se características adequadas ao sistema.

B. Modelo Não Linear Auto Regressivo de Média Móvel com Entradas Exógenas

O modelo não linear auto regressivo de média móvel com entradas exógenas NARMAX, do inglês *nonlinear autoregressive moving average model with exogenous inputs* é definido por Leontaritis e Billings (1985) como modelo polinomial discreto do valor de saída em função de valores prévios dos sinais de saída $y(k)$, entrada $u(k)$ e ruído $e(k)$.

Aguirre (2004) apresenta o modelo NARMAX polinomial como:

$$y(k) = F^l \left[\begin{matrix} y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-t_d), \dots, \\ u(k-n_b), e(k-1), \dots, e(k-t_e) \end{matrix} \right] + e(k) \quad (1)$$

onde $F^l(y, u, e)$ é função polinomial de grau $l \in \mathbf{N}$, t_d , é o tempo morto, n_a , n_b e n_e são, respectivamente, os máximos atrasos em y , u e e , $e(k)$ representa os efeitos não contemplados por F .

Aguirre (2004) apresenta ainda o modelo NARMAX polinomial formado através de composição entre termo linear e termo não linear de modelo auto regressivo de média móvel com entradas exógenas. Através desta abordagem pode-se descrever características não consideradas por modelos não lineares com estruturas rígidas. Esta estrutura é dada por:

$$F(x) = (x - r)L + Rf^{ns}((x - r)S) + d \quad (2)$$

onde x é o vetor de valores dos regressores, r é o vetor de média dos regressores, L é coeficiente linear, d é o offset do sinal, R e S são coeficientes não-linear da função f de ordem ns .

A definição da função não linear f é determinante para aproximação do modelo NARMAX ao sistema modelado. Para modelos NARMAX o uso da função sigmoide apresenta resultados significativos (Aguirre, 2004). A função sigmoide é dada por:

$$f(z) = \frac{1}{e^{\{-z\}} + 1} \quad (3)$$

Aplicando-se (3) em (2) pode-se expressar o modelo de determinado sistema com a estrutura NARMAX dada por:

$$F(x) = (x - r)PL + a_1 f((x - r)Qb_1 + c_1) + \dots + a_{ns} f((x - r)Qb_{ns} + c_{ns}) + d \quad (4)$$

onde P é a constante determinante do subespaço linear, $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{ns}\}$ é o coeficiente não linear, $Q, B = \{b_1, b_2, \dots, b_{ns}\}$ e $C = \{c_1, c_2, \dots, c_{ns}\}$ e são coeficientes da função f , sendo f função sigmoide de ordem ns , onde Q é a constante determinante do subespaço não linear, B é a matriz de dilatação e C é o vetor de translação.

O modelo obtido descreve a relação entre sinal de tensão de controle, V_c , e velocidade desenvolvida pelo motor de corrente contínua (CC), ω . Todos os componentes do sistema são considerados no modelo, sendo estes componentes: i) controlador, ii) conversor de sinal, iii) circuito de disparo, iv) retificador trifásico controlado e v) motor CC de excitação independente.

Na Figura (1) é apresentada a configuração do sinal de excitação implementado. O sinal de tensão de controle utilizado para modelagem do sistema é normalizado, possui alta variedade de amplitude e baixa variedade de frequência.

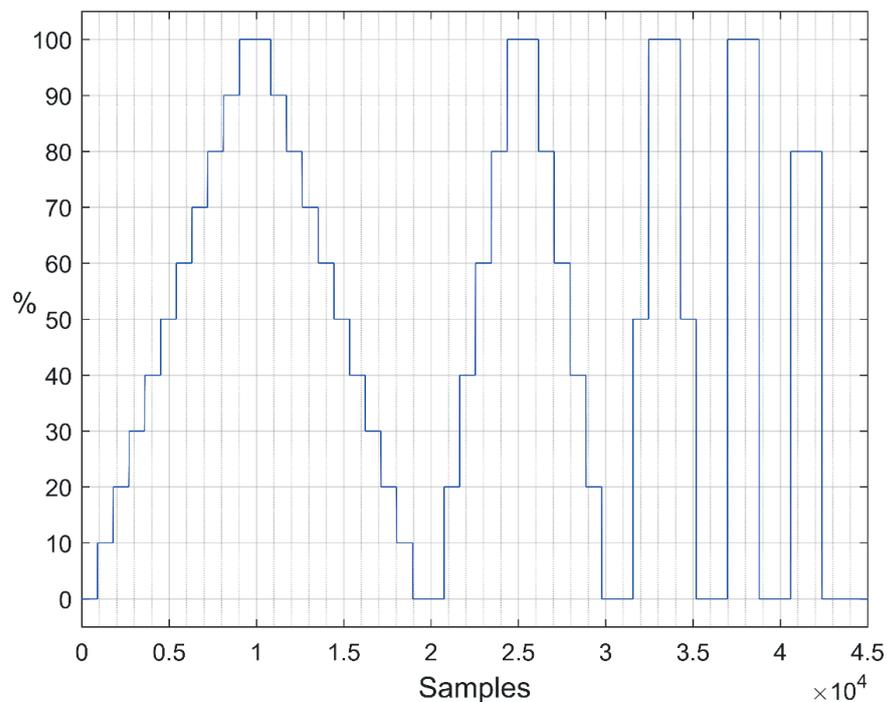


Figura 1 - Sinais de excitação normalizados para testes e coleta de dados do sistema.

Sendo o sistema proposto não-linear, invariante no tempo, dinâmico, contínuo, monovariável, determinístico e paramétrico optou-se pelo modelo NARMAX, com

regressores sigmóides, como escolha da representação matemática do sistema.

A seleção da estrutura e estimação dos parâmetros do modelo ocorreram através da implementação de método de otimização heurístico. As variáveis otimizáveis foram: i) quantidade de regressores de entrada n_a , ii) quantidade de regressores de saída n_b , iii) instantes de atraso de resposta t_d , iv) ordem da função sigmoide ns , v) valores dos coeficientes do modelo NARMAX P, L, d, C, A, B, C , descritos em (4). A função de avaliação utilizada foi a Integral do Erro Absoluto (IAE) entre o sinal de saída da planta e o sinal do proposto pelo modelo com o mesmo sinal de excitação.

C. Controle Preditivo Prático Não-Linear (CPPNL)

As técnicas de controle preditivo linear, como por exemplo: Controle Preditivo Generalizado (GPC) e Controle Preditivo por Matrix Dinâmica (DMC), utilizam de modelos lineares para obter o vetor de predições $\tilde{\mathbf{Y}}$. Essas predições são calculadas ao longo de um horizonte de predição \mathcal{P} , e são resultados das ações de controle \mathbf{u} , ao longo de um horizonte \mathcal{H} . Desse modo, o vetor de predições $\tilde{\mathbf{Y}}$ é calculado por:

$$\tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{G}\mathbf{u} + \mathbf{F} \quad (5)$$

Em (5), \mathbf{F} é o vetor de resposta livre do sistema, que não depende de ações de controle futuras e \mathbf{G} , é definida como matriz dinâmica pois apresenta ganhos de resposta ao degrau do sistema a controlar. Para sistemas lineares esses ganhos são constantes o que permite a obtenção de predições do sistema em qualquer instante de tempo com base no princípio da superposição. Dada a não aplicabilidade desse princípio à sistemas não lineares, o algoritmo CPPNL utiliza da aproximação de $\tilde{\mathbf{Y}}$. Essa aproximação tem o objetivo principal de representar a resposta do sistema dentro do horizonte de predição, utilizando a representação linear, com base nos incrementos do sinal de controle. A aproximação proposta nos trabalhos de (Plucênio, 2010) e (Thomé, 2013) pode ser aplicada tanto em sistemas lineares quanto em sistemas não lineares e trata-se de uma função das entradas passadas \mathbf{u}_p , das saídas presente e passadas \mathbf{y}_p e dos incrementos de entradas futuros $\Delta\mathbf{u}$, dado por:

$$\tilde{\mathbf{Y}} = f(\mathbf{y}_p, \mathbf{u}_p, \Delta\mathbf{u}) \quad (6)$$

A aproximação implementada no algoritmo CPPNL não utiliza o conceito de pontos de equilíbrio. De acordo com Plucenio (2010), partindo de (6) e se \mathbf{u} é diferenciável, dada pequena variação δ em \mathbf{u}_0 a aproximação por série de Taylor é válida, ou seja:

$$f(\mathbf{u}_0 + \Delta\mathbf{u}) \cong f(\mathbf{u}_0) + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{u}}(\mathbf{u}_0)\Delta\mathbf{u} \quad (7)$$

Sendo $\mathbf{u}_0 = \mathbf{u}(k-1)$, $\mathbf{u} = \mathbf{u}_0 + \delta\mathbf{u}$ e aplicando (7) em (6) obtém-se (8) e (9).

$$\tilde{\mathbf{Y}} = f\{\mathbf{y}_p, \mathbf{u}_p, \mathbf{u}_0\} + \frac{\partial \tilde{\mathbf{Y}}}{\partial \mathbf{u}} \Big|_{\mathbf{u}=\mathbf{u}_0} \delta \mathbf{u} \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{Y}} = f\{\mathbf{y}_p, \mathbf{u}_p, \mathbf{u}_0\} + \frac{\partial \tilde{\mathbf{Y}}}{\partial \Delta \mathbf{u}} \Delta \mathbf{u} \quad (9)$$

Definindo $\mathbf{F} = f\{\mathbf{y}_p, \mathbf{u}_p, \mathbf{u}_0\}$ e $\mathbf{G}_{CPPNL} = \frac{\partial \tilde{\mathbf{Y}}}{\partial \Delta \mathbf{u}}$ obtém-se representação compacta para o vetor de predições, dado por:

$$\tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{F} + \mathbf{G}_{CPPNL} \Delta \mathbf{u} \quad (10)$$

De acordo com Plucenio (2010) define \mathbf{G}_{CPPNL} como matriz dinâmica generalizada. A aproximação proposta aplica-se a sistemas lineares e não lineares contínuos e diferenciáveis.

$$\mathbf{G}_{CPPNL} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \tilde{y}_{k+1}}{\partial \Delta u_k} & 0 & \dots & 0 \\ \frac{\partial \tilde{y}_{k+2}}{\partial \Delta u_k} & \frac{\partial \tilde{y}_{k+2}}{\partial \Delta u_{k+1}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_k} & \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_{k+1}} & \dots & \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_{k+m-1}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

A expressão (10) pode ser escrita para o sistema de entrada e saída única como:

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}(k+1) \\ \tilde{y}(k+2) \\ \vdots \\ \tilde{y}(k+p) \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} f_1(y_p, u_p) \\ f_2(y_p, u_p) \\ \vdots \\ f_p(y_p, u_p) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\partial \tilde{y}_{k+1}}{\partial \Delta u_k} & 0 & \dots & 0 \\ \frac{\partial \tilde{y}_{k+2}}{\partial \Delta u_k} & \frac{\partial \tilde{y}_{k+2}}{\partial \Delta u_{k+1}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_k} & \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_{k+1}} & \dots & \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_{k+m-1}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1) \end{bmatrix} \quad (12)$$

A matriz dinâmica generalizada \mathbf{G}_{CPPNL} concede ganhos linearizados a partir de pontos de operação independente da definição de pontos de equilíbrio. A linearização proposta está condicionada ao ponto inicial e a variação do sistema. Destaca-se que para sistemas lineares invariantes no tempo a matriz dinâmica generalizada \mathbf{G}_{CPPNL} será igual a matriz dinâmica \mathbf{G} (Plucênio, 2010).

Para encontrar o vetor de predições $\tilde{\mathbf{Y}}$ em (10), Plucenio (2010) define método numérico de obtenção dos valores de \mathbf{F} , \mathbf{G}_{CPPNL} . Ambos, por sua vez, dependem dos valores de entradas e saídas passadas e de valores de incrementos futuros $\Delta \mathbf{u}$. Para implementação do método proposto, tendo $\tilde{\mathbf{Y}}$ com N_y elementos, onde $N_y = p$ (horizonte de predição), e $\Delta \mathbf{u}$ com N_u elementos, onde $N_u = m$ (horizonte de

controle), a cada iteração executa-se o seguinte procedimento:

- 1) Calcula-se a resposta livre do sistema, vetor \mathbf{Y}_p^0 , de dimensões $(N_y \times 1)$. Para isso, executa-se o modelo com entradas e saídas passadas e com $\Delta \mathbf{u}[0 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$.

$$\mathbf{F} = \mathbf{Y}_p^0 \quad (13)$$

Agora calcula-se a matriz \mathbf{G}_{CPPNL} :

- 2) A primeira coluna da matriz, \mathbf{Y}_p^1 , de dimensões $(N_y \times 1)$, é calculada simulando o modelo do sistema com entradas e saídas passadas e com $\Delta \mathbf{u}[\epsilon \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, sugere-se que deve ter valor pequeno. Uma possibilidade é $\epsilon = (u_{k-1}/1000)$. Assim tem-se o vetor:

$$\mathbf{G}_{CPPNL}(:,1) = \frac{\mathbf{Y}_p^1 - \mathbf{Y}_p^0}{\epsilon} \quad (14)$$

- 3) A segunda coluna \mathbf{Y}_p^2 , de dimensões $(N_y \times 1)$, por sua vez é calculada simulando o modelo do sistema com entradas e saídas passadas e com $\Delta \mathbf{u}[0 \ \epsilon \ 0 \ \dots \ 0]^T$.

$$\mathbf{G}_{CPPNL}(:,2) = \frac{\mathbf{Y}_p^2 - \mathbf{Y}_p^0}{\epsilon} \quad (15)$$

- 4) O cálculo das demais colunas deve ser realizado até a última coluna, onde obtém-se o vetor \mathbf{Y}_p^m , simulando o modelo do sistema com entradas e saídas passadas e com $\Delta \mathbf{u}[0 \ 0 \ 0 \ \dots \ \epsilon]^T$.

$$\mathbf{G}_{CPPNL}(:,m) = \frac{\mathbf{Y}_p^m - \mathbf{Y}_p^0}{\epsilon} \quad (15)$$

A ação de controle é obtida de forma semelhante ao método apresentado por (Richalet, Rault, Testud, & Papon, 1978) para o controle por matriz dinâmica (CMD). No entanto para o CPPNL, a cada iteração o vetor de resposta livre \mathbf{F} poderá apresentar valores distintos. A variação de \mathbf{F} é ocasionada devido a não linearidades do processo controlado.

A qualificação do controle preditivo prático não linear (CPPNL) aplicado ao controle de velocidade do motor de corrente contínua (CC) ocorre através de análise comparativa com técnica de controle tradicional. São comparados os sinais do sistema com CPPNL e com controlador PID, sendo mantidas a referência e os demais componentes do sistema e sendo a sintonia dos controladores CPPNL e PID realizada através de método empírico.

3 | RESULTADOS

A) Modelagem do sistema

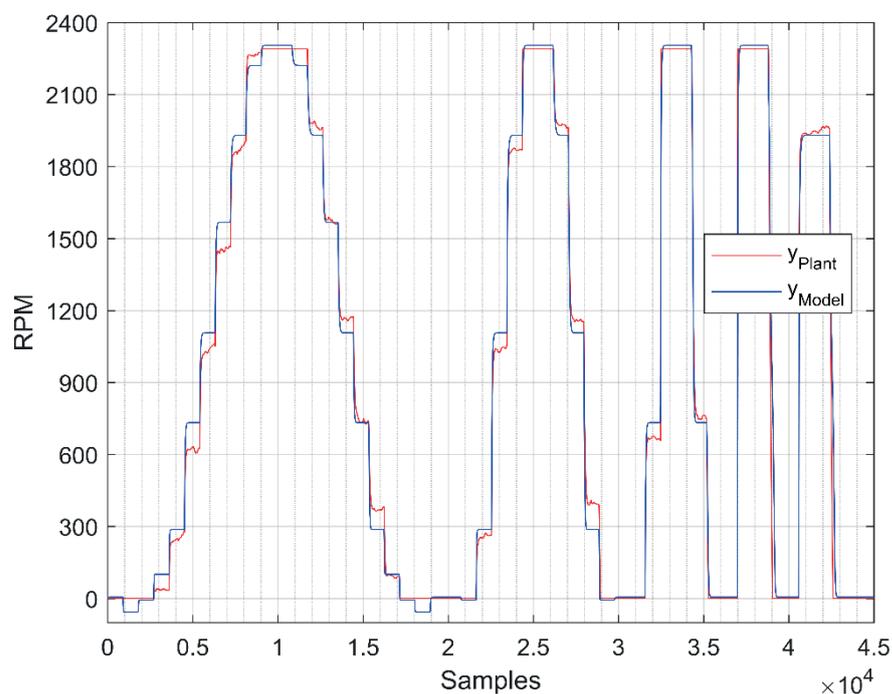
Para a execução dos ensaios e coleta de dados do sistema, o período de amostragem do sistema é definido como: . Este tempo é suficiente para execução dos procedimentos de leitura, cálculo e atuação no sistema.

Sendo selecionado para representação matemática o modelo NARMAX, com regressores sigmóides, a implementação de método de otimização heurístico para seleção da estrutura e estimação dos parâmetros do modelo conduz a obtenção dos seguintes dados: $n_y = 1$, $n_u = 1$, $t_d = 1$, $ns = 5$, $P_{l1} =$

$$\{0,0011, -0,0032\}, \quad P_{l2} = \{3,97 \cdot 10^{-6}, 0,0872\}, \quad L' = \{928,9889, 14,3086\}, \quad d = 1338,6041, \\ Q_{l1} = \{0,0011, -0,0032\}, \quad Q_{l2} = \{3,97 \cdot 10^{-6}, 0,0872\}, \quad A = \{-248,3902, -39,8336, 27,1611, 12,6842, 28,3081\}, \\ B_{l1} = \{-2,0417, 4,9036, 3,2205, 4,0505, 5,7625\}, \quad B_{l2} = \{0,9853, 1,0024, -0,9176, 0,8418, 0,4071\}, \\ C = \{8,9914, -8,2400, -6,0503, -4,3234, -1,7206\}.$$

Para validação do modelo obtido, implementa-se o sinal de excitação apresentado na Figura 2. Este sinal é aplicado ao sistema real e ao modelo. A Figura 2 apresenta o sinal de saída do sistema real e do modelo. O sinal de saída do modelo apresenta aproximação de para o sistema real.

As Figuras 3(a) e 3(b) apresentam a inercia mecânica do motor CC. O sinal de excitação do sistema anula-se na amostragem $k = 42396$, como apresentado na Figura 3(b). A Figura 3(a) apresenta velocidade do motor CC $\omega = 2036 \text{ rpm}$ na amostragem $k = 42395$. Observa-se que, ainda que o sinal de excitação seja nulo a velocidade decai lentamente



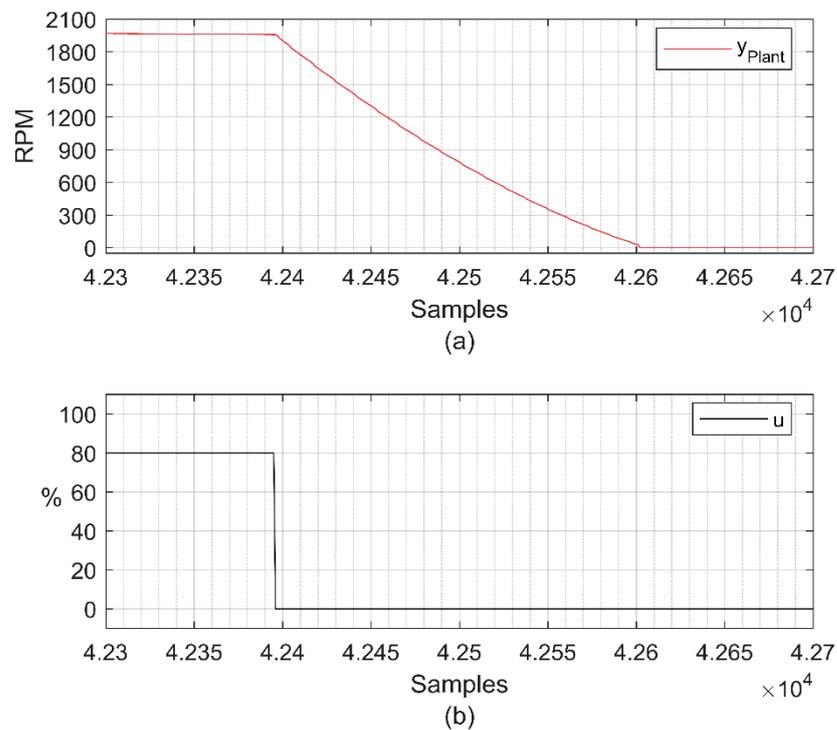


Figura 3 Velocidade desenvolvida pelo motor de corrente contínua, inercia mecânica

Observa-se nas Figuras 3(a) e 3(b) que, mantendo-se sinal nulo a partir da amostragem $k = 42936$ e sendo a velocidade do motor CC $\omega = 2036 \text{ rpm}$, a velocidade desenvolvida pelo motor CC se anula na amostragem $\omega = 2036 \text{ rpm}$. Sendo o período de amostragem $T_s = 0,1s$ a movimentação do rotor do motor CC é mantida por aproximadamente 21 segundos. Esta característica é relevante para a implementação de controle de velocidade do motor CC.

B) Controle Preditivo Prático Não Linear

A sintonia dos controladores CPPNL e PID, realizada através de método empírico. Para o PID definiu-se: $K_p = 0,007$, $K_i = 0,00001$ e $K_D = 0,002$. Para o CPPNL definiu-se: $p = 3$, $m = 1$, $\lambda = 0,0$, $\alpha_{ref} = 10^{-3}$, $\gamma_G = 10^{-1}$ e $\epsilon = 10^3$.

As Figuras 4(a) e 4(b) apresentam, respectivamente, os sinais de velocidade do motor CC e os sinais de controle, para os sistemas com CPPNL e com controlador PID.

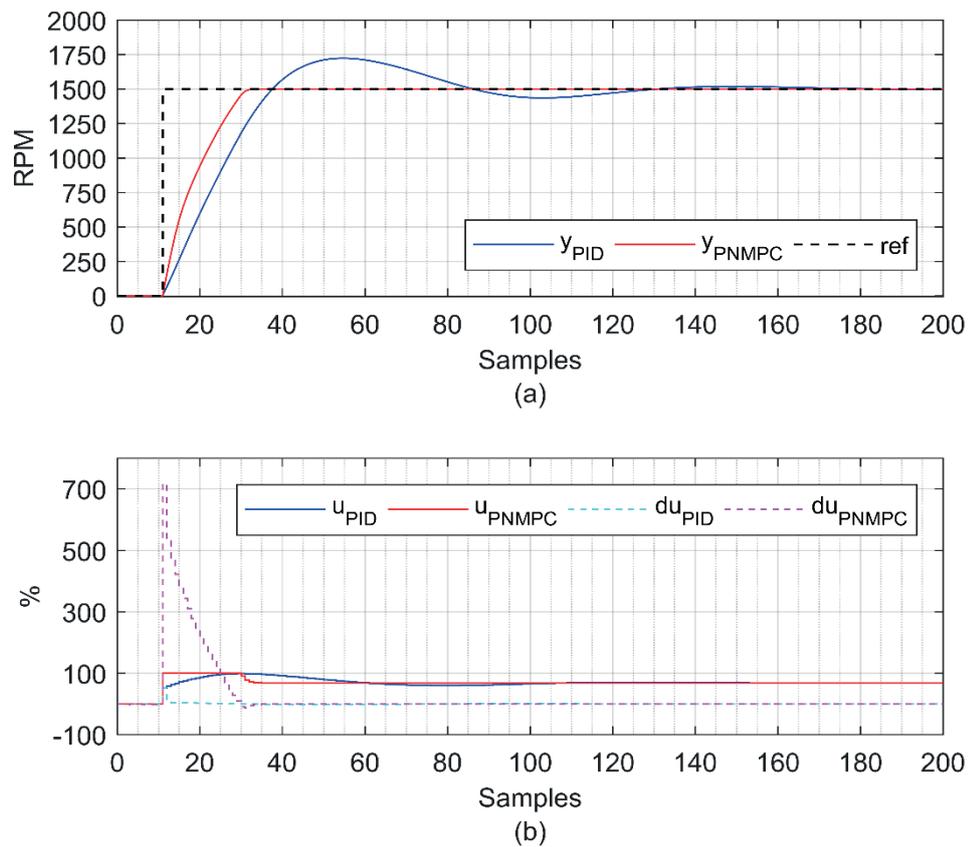


Figura 4 Sistema com controlador PID e CPPNL, sinais de (a) velocidade do motor CC e (b) controle

Na amostragem $k = 10$ é solicitada velocidade de referência $\omega = 1500rpm$. Observa-se na Figura 4(b) atuação de maior intensidade e com maior variação de amplitude do controlador CPPNL em comparação ao PID. No primeiro instante de atuação o sinal de controle do sistema com CPPNL é saturado. Observa-se na Figura 4(a) maior aceleração do motor CC controlado pelo CPPNL. A intensa variação de amplitude do sinal de controle do CPPNL resulta em rápidas variações para velocidade do motor CC. A ação do CPPNL conduz a velocidade do motor CC ao valor solicitado com menor tempo de regime transitório e sem overshoot. Na execução do ensaio apresentado na Figura 4, a Integral do Erro Absoluto para o sistema com controlador PID e para o sistema com CPPNL são, respectivamente, $IAE_{PID} = 27799,2021$ e $IAE_{CPPNL} = 12156,3112$.

As Figuras 5(a) e 5(b) apresentam, respectivamente, os sinais de velocidade do motor CC e os sinais de controle, para os sistemas com CPPNL e com controlador PID, com sinal de referência com variação de amplitude.

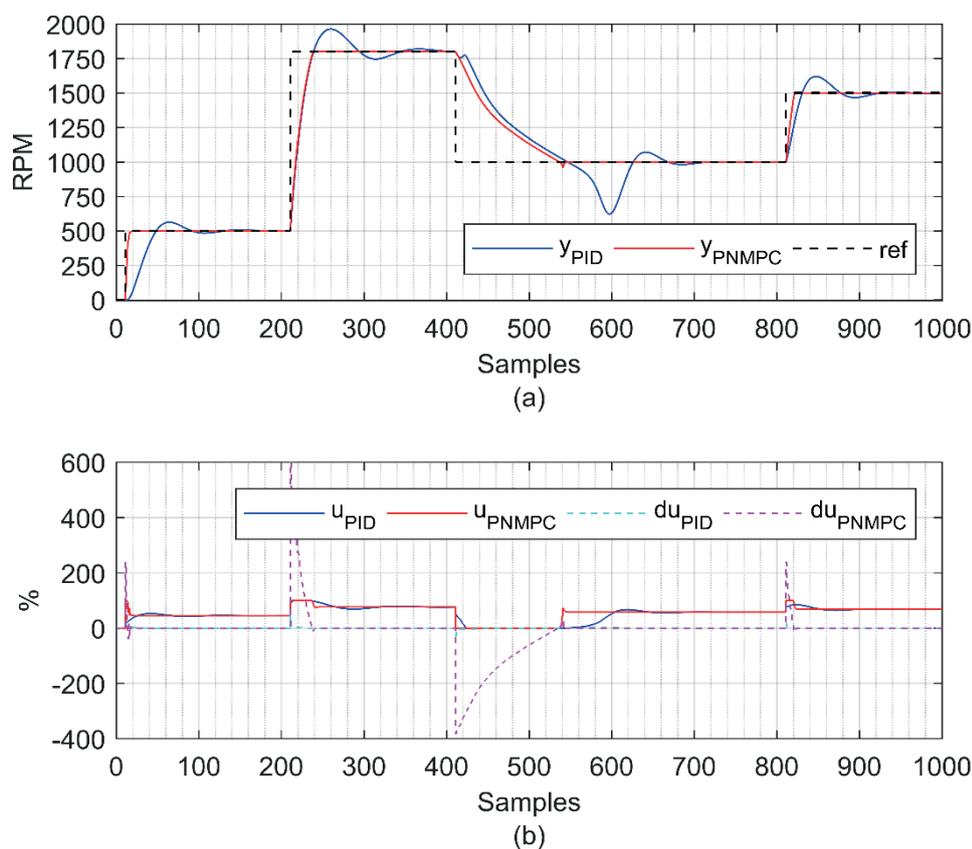


Figura 5 Sistemas com controlador PID e CPPNL, sinais de (a) velocidade do motor CC e (b) controle. Sinal de referência com variações de amplitude

De forma semelhante ao estudo anterior, onde a variação de amplitude do sinal de referência é única, a atuação do CPPNL apresenta variação do sinal de controle de maior amplitude, se comparado ao controlador PID, para diversas variações do sinal de referência. Na Figura 5(b) observa-se maior amplitude do sinal de controle na ação do CPPNL. Na execução do ensaio apresentado na Figura 5, a Integral do Erro Absoluto para o sistema com controlador PID e para o sistema com CPPNL são, respectivamente, $IAE_{PID} = 105204,9403$ e $IAE_{CPPNL} = 55416,4216$.

Observa-se na Figura 5(b), $\omega_{ref} = 500 \text{ rpm}$ para $k = 10$ para . Em seguida, observando-se os sinais de saídas dos sistemas com CPPNL e PID, nota-se tempo de resposta transitória menor para o sistema com CPPNL. De forma semelhante, nota-se tempo de resposta transitória menor para o sistema com CPPNL, para as variações onde $\omega_{ref} = 1800 \text{ rpm}$, para $k = 210$ e $\omega_{ref} 1500 \text{ rpm}$, para $k = 810$. Ainda para a redução do sinal de referência observada em $k = 410$ onde $\omega_{ref} = 1000 \text{ rpm}$, observa-se menor tempo de regime transitório para o sistema com CPPNL. Neste caso, nota-se a inércia do motor CC, onde, mesmo com sinal de controle nulo, a velocidade do motor CC decai lentamente. Ainda observando a Figura 5(b), o overshoot evidenciado para o sistema com controlador PID apresenta valor de até da variação do sinal de referência. Para o sistema com CPPNL o overshoot é menor que da variação deste sinal.

4 | CONCLUSÃO

O modelo NARMAX obtido foi capaz de representar adequadamente o sistema real. O modelo obtido apresentou aproximação de 92,124% ao sinal do sistema real, para sinal de excitação com ampla variação de amplitude. A atuação do CPPNL conduz a velocidade do motor CC ao valor referenciado com pequeno período transitório e baixa amplitude de overshoot. Para sinal de uma variação de amplitude, a atuação do CPPNL apresenta *IAE* 43,73% menor se comparado ao controlador PID. Para sinal de uma variação de amplitude, a atuação do CPPNL apresenta *IAE* 42,67% menor se comparado ao controlador PID. Os resultados obtidos apresentam a aplicabilidade do CPPNL para busca de controle refinado para velocidade de motor de corrente contínua acionado por retificador trifásico controlado.

5 | RECONHECIMENTO

Os autores gostariam de agradecer o Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás (Fapeg) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela assistência financeira para esta pesquisa.

REFERÊNCIAS

- Aguirre, L. A. (2004). *Introdução à Identificação de Sistemas - Técnicas Lineares e Não-lineares Aplicadas a Sistemas Reais*. UFMG.
- Camacho, E. F., & Alba, C. B. (2013). *Model Predictive Control*. Springer Science & Business Media.
- Findeisen, R., & Allgöwer, F. (2002). An introduction to nonlinear model predictive control. *21st Benelux Meeting on Systems and Control*, 229-237.
- Franklin, G. F., Powell, J. D., & Emami-Naeini, A. (2013). *Sistemas de Controle para Engenharia* (6 ed.). Bookman.
- Plucênio, A. (2010). Desenvolvimento de técnicas de controle não linear para elevação de fluidos multifásicos. Florianópolis, SC.
- Richalet, J., Rault, A., Testud, J. L., & Papon, J. (1978). Model predictive heuristic control. *Automatica (Journal of IFAC)*, 14(5), 413-428. *Automatica (Journal of IFAC)*, 14(5), 413-428.
- Thomé, F. F. (2013). Controle Preditivo Robusto de Sistemas Não Lineares com Atraso. *Tese (Doutorado)*. Florianópolis, SC.

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-7247-194-7

