



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

FRANCISCO JUDIELSON MACHADO FERREIRA

IDENTIFICAÇÃO DO CONVERSOR CC-CC BOOST USANDO MODELOS
NÃO-LINEARES DE HAMMERSTEIN E WIENER

SOBRAL

2022

FRANCISCO JUDIELSON MACHADO FERREIRA

IDENTIFICAÇÃO DO CONVERSOR CC-CC BOOST USANDO MODELOS
NÃO-LINEARES DE HAMMERSTEIN E WIENER

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Engenharia Elétrica do
Centro de Tecnologia da Universidade Federal do
Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau
de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Ícaro Bezerra Viana.

SOBRAL

2022

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- F441i Ferreira, Francisco Judielson Machado.
 IDENTIFICAÇÃO DO CONVERSOR CC-CC BOOST USANDO MODELOS NÃO-LINEARES DE
 HAMMERSTEIN E WIENER / Francisco Judielson Machado Ferreira. – 2022.
 84 f. : il. color.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Sobral,
 Curso de Engenharia Elétrica, Sobral, 2022.
 Orientação: Prof. Dr. Ícaro Bezerra Viana.
1. Identificação de sistemas. 2. Estimador de mínimos quadrados recursivo. 3. Conversor CC-CC Boost.
 4. Modelo de Hammerstein. 5. Modelo de Wiener. I. Título.

CDD 621.3

FRANCISCO JUDIELSON MACHADO FERREIRA

IDENTIFICAÇÃO DO CONVERSOR CC-CC BOOST USANDO MODELOS
NÃO-LINEARES DE HAMMERSTEIN E WIENER

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Engenharia Elétrica do
Centro de Tecnologia da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
grau de bacharel em Engenharia Elétrica.

Aprovada em: 14/12/2022.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Ícaro Bezerra Viana (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Isaac Rocha Machado
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Reuber Regis de Melo
Universidade Federal do Ceará (UFC)

À minha mãe, que sempre me apoiou, cuidou e me educou de forma exemplar. Mulher amável, guerreira e humilde que me motivou e acreditou em todas minhas realizações.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por me fortalecer em todos os desafios, pois para quem nele crê nada é impossível.

À minha família a qual amo incondicionalmente, que me apoiaram de todas as formas, sempre me incentivando e acreditando em meus objetivos de vida.

Ao Prof. Dr. Ícaro Bezerra Viana, pela excelente orientação, serenidade e confiança.

Aos demais professores e colegas de turma a qual convivi durante essa etapa. Os momentos e aprendizados que compartilhamos jamais serão esquecidos.

"A vida não é um problema a ser resolvido, mas uma realidade a ser experimentada." (Søren Kierkegaard, 1813 - 1855)

RESUMO

As técnicas de identificação de sistemas atuam em modelagens de processos complexos, que através de representações e algoritmos, estima os parâmetros de um arranjo, que possui ou não o conhecimento a priori de suas características físicas. Este Trabalho tem como contribuição principal a identificação paramétrica de um conversor Boost por métodos de estimação recursiva. Para isso, comparou-se três representações paramétricas, sendo uma do tipo caixa preta descrita pelo modelo linear Autorregressivo com entrada exógenas (ARX – Autoregressive with Exogenous Input) e duas do tipo caixa cinza descritas pelos modelos não-lineares de blocos interconectados de Hammerstein e Wiener. Portanto, para obtenção dos dados de um sistema real a ser identificado, é analisado a estrutura e funcionamento do conversor elevador de tensão em modo de condução contínuo. As equações que descrevem o comportamento do conversor Boost são desenvolvidas com a finalidade de calcular os componentes que compõe tal circuito, sendo estes baseados nas características comerciais de um módulo fotovoltaico. Para identificação dos parâmetros do modelo dinâmico linear, a razão cíclica sobre a modulação por largura de pulso (PWM - Pulse Width Modulation) aplicada ao transistor é excitada por uma Sequência Binária Pseudo-Aleatória (PRBS - Pseudo Random Binary Sequence) para a medição da tensão de saída, excitando a planta em diversas frequências. O algoritmo de Mínimos Quadrados Recursivo (MQR) foi empregado para a estimação do modelo ARX, do qual também constitui a estrutura dos modelos de blocos, demonstrando que a quantidade de iterações deste, resulta em parâmetros que definem a dinâmica do sistema satisfatoriamente a medida que as iterações aumentam. Simulações no MATLAB/SIMULINK são realizadas visando determinar a função de transferência que relaciona a tensão de saída e a razão cíclica do conversor. Por fim, métodos de validação do tipo simulação livre, resposta ao degrau e malha fechada são implementados para validar os modelos identificados.

Palavras-chave: Identificação de sistemas; estimador de mínimos quadrados recursivo; modelo ARX; modelo de Hammerstein; modelo de Wiener; conversor CC-CC Boost.

ABSTRACT

Systems identification techniques act in modeling complex processes, which through representations and algorithms, estimate the parameters of an arrangement, which has or does not have a priori knowledge of its physical characteristics. The main contribution of this work is the parametric identification of a Boost converter by recursive estimation methods. For this, three parametric representations were compared, one of which is the black box type described by the Autoregressive with Exogenous Input (ARX) linear model and two are the gray box type described by the Hammerstein and Wiener non-linear interconnected block models. Therefore, to acquire data from a real system to be identified, the structure and functioning of the step-up converter in continuous conduction mode are analyzed. The equations that describe the behavior of the Boost converter were developed to calculate the components that makeup such a circuit, which is based on the commercial characteristics of a photovoltaic module. To identify the parameters of the linear dynamic model, the duty cycle on a Pulse Width Modulation (PWM) applied to the transistor is excited by a Pseudo Random Binary Sequence (PRBS) to measure the output voltage, exciting the plant at different frequencies. The Recursive Least Squares (RLS) algorithm was used to estimate the ARX model, which also constitutes the structure of the block models, demonstrating that the number of iterations of this model results in parameters that satisfactorily define the dynamics of the system as their iterations increase. Simulations in MATLAB/SIMULINK are performed to determine the transfer function that relates the output voltage and the duty cycle of the converter. Finally, free simulation, step response, and closed-loop validation methods are implemented to validate the identified models.

Keywords: System identification; recursive least squares estimator; ARX model; Hammerstein model; Wiener model; DC-DC boost converter

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Potência gerada pela matriz elétrica brasileira em 2022	18
Figura 2 – Evolução da fonte solar fotovoltaica no Brasil	19
Figura 3 – Conversor CC-CC Boost de multinível.	21
Figura 4 – Circuito de um conversor CC-CC Boost não isolado.	26
Figura 5 – Circuito equivalente de um conversor CC-CC Boost com a chave S fechada.	28
Figura 6 – Circuito equivalente de um conversor CC-CC Boost com a chave S aberta.	28
Figura 7 – Formas de onda do conversor CC-CC Boost operando no MCC.	31
Figura 8 – Circuito simulado do conversor elevador de tensão.	38
Figura 9 – Curvas obtidas na simulação do conversor elevador de tensão.	39
Figura 10 – Processo para identificação de sistemas	43
Figura 11 – Esquemático do modelo geral para representações no tempo discreto	44
Figura 12 – Esquemático do modelo ARX	45
Figura 13 – Esquemático do modelo de Hammerstein	47
Figura 14 – Esquemático do modelo de Wiener	48
Figura 15 – Curva da não-linearidade estática do conversor CC-CC Boost	49
Figura 16 – Estrutura e combinações do circuito gerador de sinais PRBS	55
Figura 17 – Dados do sinal de entrada e saída do conversor elevador de tensão	56
Figura 18 – Valor do índice AIC com o aumento da ordem η_θ	58
Figura 19 – Convergência dos valores do vetor de parâmetros do modelo ARX	61
Figura 20 – Simulação livre da representação linear ARX	62
Figura 21 – Resposta ao degrau do modelo linear ARX com variação de $D = 0,479$ para $D = 0,421$	63
Figura 22 – Resposta ao degrau do modelo linear ARX com variação de $D = 0,421$ para $D = 0,479$	64
Figura 23 – Convergência dos valores do vetor de parâmetros da representação de Ham- merstein	65
Figura 24 – Simulação livre do modelo de blocos de Hammerstein	66
Figura 25 – Resposta ao degrau do modelo de Hammerstein com variação de $D = 0,479$ para $D = 0,421$	67
Figura 26 – Resposta ao degrau do modelo de Hammerstein com variação de $D = 0,421$ para $D = 0,479$	67

Figura 27 – Convergência dos valores do vetor de parâmetros da representação de Wiener	68
Figura 28 – Simulação livre do modelo de blocos de Wiener	69
Figura 29 – Resposta ao degrau do modelo de Wiener com variação de $D = 0,479$ para $D = 0,421$	70
Figura 30 – Resposta ao degrau do modelo de Wiener com variação de $D = 0,412$ para $D = 0,479$	71
Figura 31 – Diagrama de blocos para o controle em malha fechada	72
Figura 32 – Lugar das raízes do modelo de Hammerstein	73
Figura 33 – Resposta ao degrau unitário do sistema em malha fechada	73
Figura 34 – Resposta da planta a perturbação na razão cíclica	74
Figura 35 – Resposta da planta a perturbação na carga	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados propostos para projeto de um conversor elevador de tensão.	34
Tabela 2 – Valores considerados para simulação.	37
Tabela 3 – Dados medidos da simulação do circuito elevador de tensão.	38
Tabela 4 – Resultados da estimação MQR para o modelo ARX	61
Tabela 5 – Resultados da estimação MQR para o modelo de Hammerstein	64
Tabela 6 – Resultados da estimação MQR para o modelo de Wiener	68
Tabela 7 – Índices estatísticos obtidos através da validação por simulação livre e pela resposta ao degrau.	76

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIC	critério de informação de Akaike (<i>Akaike Information Criterion</i>)
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ARMAX	autorregressivo de média móvel com entradas exógenas (<i>Autoregressive Moving Average with an Exogenous Input</i>)
ARX	autorregressivo com entradas exógenas (<i>Autoregressive with Exogenous Input</i>)
MAPE	erro percentual absoluto médio (<i>Mean Absolute Percentage Error</i>)
MCC	modo de condução contínuo
MDC	modo de condução descontínuo
MQR	Mínimos Quadrados Recursivo
NARMAX	não-linear autorregressivo de média móvel com entradas exógenas (<i>Nonlinear Autoregressive Moving Average with an Exogenous Input</i>)
NARX	não-linear autorregressivo com entradas exógenas (<i>Nonlinear Autoregressive with Exogenous Input</i>)
PRBS	sequência binária pseudo aleatória (<i>Pseudo-Random Binary Sequence</i>)
PWM	modulação por largura de pulso (<i>Pulse Width Modulation</i>)
RMSE	raiz do erro quadrático médio (<i>Root Mean Square Error</i>)

LISTA DE SÍMBOLOS

V_S	Tensão de entrada
V_L	Tensão sobre o indutor
V_O	Tensão de saída
I_L	Corrente sobre o indutor
I_Q	Corrente sobre o diodo
I_C	Corrente sobre o capacitor
I_O	Corrente de saída
I_S	Corrente de entrada
t_{off}	Período de tempo para chave aberta
t_{on}	Período de tempo para chave fechada
Q	Diodo
S	Chave
D	Razão cíclica
T	Período de chaveamento
L	Indutância
C	Capacitância
R	Resistência
dt	diferencial de tempo
$\Delta I_{L_{on}}$	Variação da corrente no indutor para a chave fechada
$\Delta I_{L_{off}}$	Variação da corrente no indutor para a chave aberta
K_{BOOST}	Ganho estático do conversor Boost
I_{min}	Corrente mínima do indutor
I_{max}	Corrente máxima do indutor
P_S	Potência de entrada
P_O	Potência de saída
dV_C	Diferencial da tensão sobre o capacitor.

$dV_{C_{on}}$	Diferencial da tensão sobre o capacitor quando a chave está fechada.
$dV_{C_{off}}$	Diferencial da tensão sobre o capacitor quando a chave está aberta.
$V_{O90\%}$	Diferencial da tensão sobre o capacitor quando a chave está aberta.
$\% \Delta V_O$	Variação da tensão de saída
$\% \Delta I_L$	Variação da corrente no indutor
f	Frequência de chaveamento
A_q	Polinômio de modelagem do processo I
B_q	Polinômio de modelagem do processo II
C_q	Polinômio de modelagem do processo III
D_q	Polinômio de modelagem do processo IV
F_q	Polinômio de modelagem do processo V
$u(k)$	Sinal de entrada no tempo discreto
$y(k)$	Sinal de saída no tempo discreto
$g(k)$	Sinal de intermediário de Hammerstein e Wiener
n_θ	Número de atrasos no polinômio
n_a	Número de atrasos no polinômio A_q
n_b	Número de atrasos no polinômio B_q
n_v	Número de atrasos no polinômio C_q
n_d	Número de atrasos no polinômio D_q
n_f	Número de atrasos no polinômio F_q
a_i	Coefficientes do polinômio A_q
b_i	Coefficientes do polinômio B_q
c_i	Coefficientes do polinômio C_q
d_i	Coefficientes do polinômio D_q
f_i	Coefficientes do polinômio F_q
q^{-n_θ}	Operador de atraso
$v(k)$	ruído branco da planta.
$e(k)$	ruído colorido da planta

$f(.)$	função estática
G	Ganho do sistema
y_{max}	Valor máximo do sinal de saída em regime permanente
y_{min}	Valor mínimo do sinal de saída em regime permanente
u_{max}	Valor máximo do sinal de entrada em regime permanente
u_{min}	Valor mínimo do sinal de entrada em regime permanente
H_z	Função de transferência no tempo discreto
H_s	Função de transferência no tempo contínuo
ψ	Vetor de regressores
Θ	Vetor de parâmetros estimado recursivamente
θ	Vetor de parâmetros
ξ	Vetor de resíduos
K_k	Matriz de ganho
E	Esperança
cov	Covariância
I	Matriz identidade
η	Inovação
P	Matriz de covariância
R	Variância do ruído
N	Número de amostras
N_p	Tamanho da sequência
σ^2	Variância
T	Período de tempo
T_p	Tempo de permanência no nível
T_a	Tempo de amostragem
T_s	Tempo de acomodação
N_b	Comprimento da sequência do sinal de excitação
n	Número de bits

$R(s)$	Sinal de referência
$Y(s)$	Sinal de saída
$E(s)$	Sinal de erro
$U(s)$	Sinal de controle
$G_c(s)$	Função de transferência do compensador PI.
a	Zero da função de transferência.
K	Ganho do sistema.
K_p	Ganho proporcional.
K_i	Ganho integral.
ζ	Fator de amortecimento.

SUMÁRIO

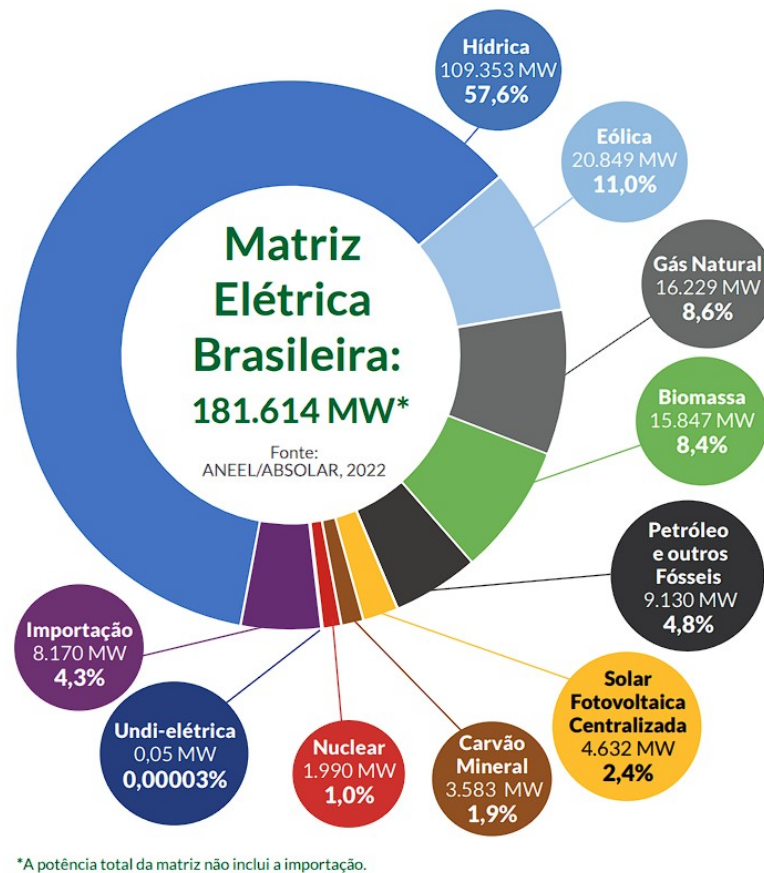
1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Motivação	20
1.2	Revisão Bibliográfica	20
1.2.1	<i>Conversores CC-CC</i>	21
1.2.2	<i>Identificação de Sistemas</i>	22
1.3	Objetivos	24
1.4	Organização do Trabalho	24
2	ANÁLISE E PROJETO DO CONVERSOR CC-CC BOOST	26
2.1	Considerações Iniciais	26
2.2	Análise do Conversor CC-CC Boost	27
2.2.1	<i>Princípio de Funcionamento</i>	27
2.2.2	<i>Análise Quantitativa</i>	29
2.3	Projeto do Conversor CC-CC Boost	34
2.3.1	<i>Cálculo da Razão Cíclica (D)</i>	34
2.3.2	<i>Cálculo da Resistência (R)</i>	35
2.3.3	<i>Cálculo da Indutância (L)</i>	36
2.3.4	<i>Cálculo da Capacitância (C)</i>	37
2.4	Simulação do Conversor CC-CC Boost Projetado	37
3	IDENTIFICAÇÃO DO CONVERSOR CC-CC BOOST	40
3.1	Considerações Iniciais	40
3.2	Representações Lineares	43
3.2.1	<i>Representação Discreta: Modelo ARX</i>	45
3.3	Representações Não-Lineares	45
3.3.1	<i>Representação Discreta: Modelo de Blocos de Hammerstein</i>	46
3.3.2	<i>Representação Discreta: Modelo de Blocos de Wiener</i>	47
3.3.3	<i>Não-Linearidade Estática do Conversor</i>	48
3.4	Algoritmo de Estimação de Mínimos Quadrados Recursivo	49
3.4.1	<i>Atualização Recursiva Não Polarizada</i>	51
3.4.2	<i>Atualização Recursiva de Mínima Covariância</i>	52
3.4.3	<i>Estimador de Mínimos Quadrados Recursivo</i>	53

3.5	Aquisição dos Dados	54
3.5.1	<i>Características Adotadas para a Geração do Sinal PRBS</i>	55
3.6	Seleção da Ordem do Modelo	56
3.6.1	<i>Critério de Informação de Akaike</i>	56
3.6.2	<i>Ordem Seleccionada</i>	57
4	RESULTADOS	59
4.1	Critério de Desempenho	59
4.2	Modelo Linear ARX	60
4.2.1	<i>Simulação Livre do Modelo ARX</i>	62
4.2.2	<i>Resposta ao Degrau do Modelo ARX</i>	62
4.3	Modelo Não-Linear de Hammerstein	63
4.3.1	<i>Simulação Livre do Modelo de Hammerstein</i>	65
4.3.2	<i>Resposta ao Degrau do Modelo de Hammerstein</i>	66
4.4	Modelo Não-Linear de Wiener	67
4.4.1	<i>Simulação Livre do Modelo de Wiener</i>	69
4.4.2	<i>Resposta ao Degrau do Modelo de Wiener</i>	70
4.5	Validação em Malha Fechada	70
4.5.1	<i>Projeto de um Controlador PI</i>	71
4.5.2	<i>Resultados de Simulação</i>	74
4.6	Considerações Finais	75
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	78
	REFERÊNCIAS	80
	ANEXO A – <i>DATASHEET</i> DE UM PAINEL SOLAR COMERCIAL	82

1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento tecnológico de continentes, países e cidades são baseados na capacidade destes conjuntos transformar, processar e utilizar a energia da natureza (usinas hidroelétricas, termoeletricas, nuclear, eólica e etc.) em energia elétrica para utilização em processos mecânicos, sistemas de comunicações e segurança por exemplo. Na Figura 1 observa-se que no Brasil, as usinas hidrelétricas são responsáveis por boa parte da geração de energia, sendo mais de 50% da produção de energia no país, que apesar de ser uma fonte de energia renovável, ainda provoca danos ambientais como alagamentos de regiões e consequentemente na produção do gás metano e carbônico causadas pela submersão da vegetação. Nas estações secas do ano, a geração de energia pelas hidroelétricas é afetada, que para suprir essa baixa produção, usinas termoeletricas compensam a geração através da queima de combustíveis como carvão, gás natural e óleo, e da fissão de materiais radioativos, resultando na produção acentuada de gases de efeito estufa, no encarecimento devido a logística de obtenção e transporte dos combustíveis e no armazenamento de lixo radioativo.

Figura 1 – Potência gerada pela matriz elétrica brasileira em 2022

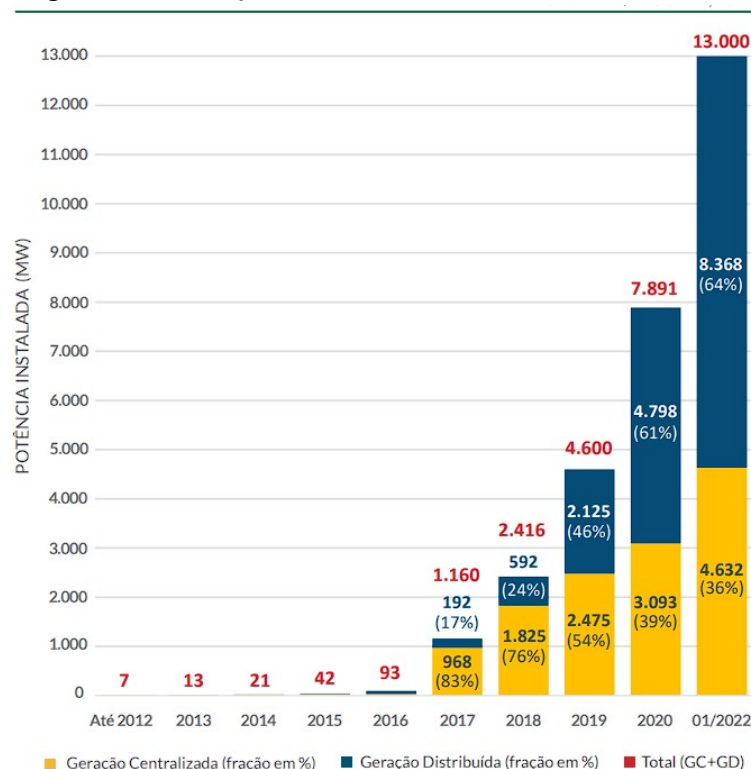


Fonte: ABSOLAR, 2022.

Visando alternativas que solucionem a escassez programada dos recursos finitos (não-renováveis), os impactos ambientais, econômicos e sociais, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) através da Resolução Normativa ANEEL nº 482/2012 revisada para Resolução Normativa nº 687/2015, permitiu em 17 de abril de 2012 o consumidor brasileiro gerar e fornecer a rede de distribuição a própria energia elétrica produzida por fontes renováveis. A microgeração fotovoltaica tornou-se a solução mais viável quando se trata de uma produção limpa de energia, de um processo simplificado de geração através da radiação solar sem liberação de gases poluentes, com custos de obtenção dos equipamentos tornando-se cada vez mais acessíveis. Proporcionou também ao sistema elétrico o adiamento de investimentos em expansão dos sistemas de transmissão e distribuição, o baixo impacto ambiental, a redução no carregamento das redes, a minimização das perdas (geração próxima as cargas) e a diversificação da matriz energética (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2022).

Na Figura 2, observa-se que o crescimento da geração solar é no formato exponencial desde 2012, gerando em 2022 mais de 17,5 GW, dispondo de mais de 90,9 bilhões em novos investimentos, mais de 524 mil novos empregos gerados e 25,7 milhões de toneladas de CO₂ evitadas (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA SOLAR FOTOVOLTAICA, 2022).

Figura 2 – Evolução da fonte solar fotovoltaica no Brasil



Fonte: ABSOLAR, 2022.

1.1 Motivação

A utilização de conversores em aplicações eletrônicas é diversa, sendo mais comumente empregadas na geração de energia por painéis fotovoltaicos, no carregamento de baterias, no acionamento de máquinas, em computadores e em fontes reguladas. Atualmente os módulos fotovoltaicos possuem uma eficiência de 16-23% na transformação da luz solar em energia elétrica e atinge uma eficiência superior a 90% no equipamento de conversão da energia, sendo este responsável pela transformação da energia de tensão contínua produzida pelas células fotovoltaicas em uma tensão superior e contínua para ser transformada em uma tensão alternada regulamentada pela rede de distribuição de energia elétrica (127 – 220 V a 60Hz). A geração de energia solar tem sua eficiência afetada por alguns fatores como o sombreamento, temperatura e baixa irradiação solar, que conseqüentemente provocam a queda na tensão de entrada gerada pelo módulo e aumento da corrente que ocasionam em perdas por efeito joule nos conversores CC-CC e conversores CC-CA.

Diante disso, os fabricantes realizam a modularização dos conversores para aumentar o desempenho, robustez e eficiência em sistemas de potência distribuídos, sucedendo assim na inviabilidade do uso de técnicas clássicas de modelagem pela falta de conhecimento dos componentes e construção desses dispositivos. A dificuldade da obtenção de um esquemático elétrico e das equações obtidas que são complexas para análise, controle e aplicação de modelos chaveados na área de eletrônica de potência, resulta na busca por técnicas que simplifiquem e que permitam representar as características essenciais desses sistemas através dos dados observados. À vista disso, as técnicas de identificação de sistemas possibilitam a representação de diversos processos reais ao utilizar modelos e algoritmos aplicados a informações limitadas do sistema para propor modelos matemáticos que descrevem o funcionamento com funções relativamente mais básicas que a original.

1.2 Revisão Bibliográfica

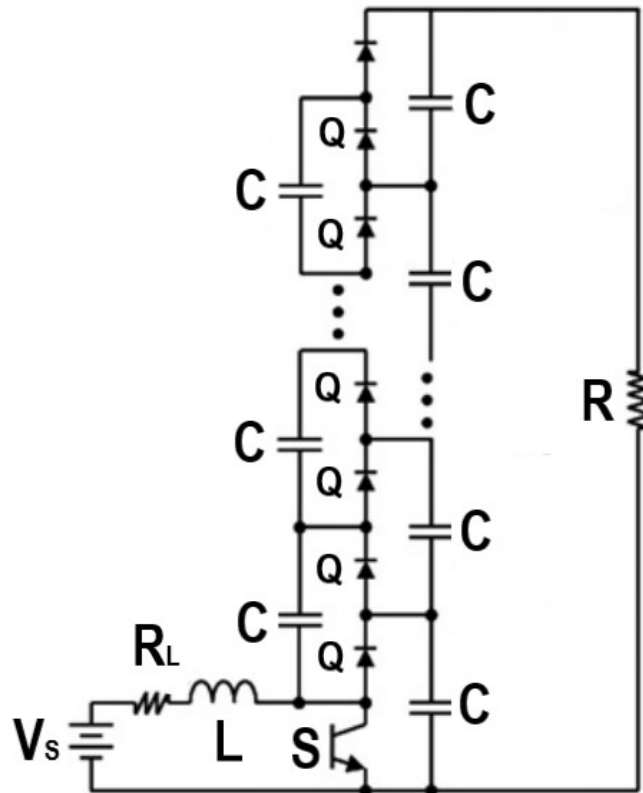
Nessa seção, uma breve abordagem literária é feita sobre os conversores CC-CC e dos tipos de modelos, algoritmos e técnicas que são propostos como solução para a identificação do sistema real analisado.

1.2.1 Conversores CC-CC

Para a realização do projeto do conversor CC-CC Boost é necessário estimar os valores para os componentes eletrônicos, logo a análise do chaveamento do circuito elétrico e das curvas de tensão e corrente são utilizadas para obtenção dos esforços de corrente e tensão sobre os componentes que é obtida através das Leis de Kirchhoff e das equações matemáticas descritas em Hart (2016).

A topologia de um conversor CC-CC Boost multinível é proposta por Caro *et al.* (2008) (Figura 3), que são bastante utilizados em painéis fotovoltaicos devido a capacidade dessa topologia elevar a tensão sem implicações extremas para a razão cíclica. A modelagem do conversor empregando modelo médio em espaços de estados é realizada por Barbi (2015), em que é observado a dificuldade ao obter funções de transferência para controle da corrente e tensão. Dessa forma, é inferido que para circuitos elevadores de tensão de multinível, a modelagem torna-se mais complexa a medida que o número de estruturas elevadoras de tensão em série aumentam.

Figura 3 – Conversor CC-CC Boost de multinível.



Fonte: Adaptada de Caro *et al.* (2008, p. 3)

O uso dos conversores CC-CC é diverso. Em Rashid (1999), é demonstrado o controle do campo de armadura de máquinas elétricas CC, sendo empregados no controle da potência e na frenagem regenerativa, que reaproveita a energia do movimento de inércia dessas máquinas para carregar fontes de energia. Já em Bezerra e Matias (2021), é utilizado dados de um painel fotovoltaico para projetar os componentes de um conversor CC-CC Boost de alto ganho de tensão que através do controle da razão cíclica são obtidos pontos de máxima potência do módulo fotovoltaico.

1.2.2 Identificação de Sistemas

A modelagem e identificação de sistemas trata basicamente na capacidade de propor modelos matemáticos de um sistema representando os aspectos essenciais de forma adequada para uma utilização particular (diagnóstico, supervisão, otimização e controle) (COELHO; COELHO, 2004). Logo, a representação de modelos complexos de um sistema pode ter o seu comportamento descrito por uma equação matemática não exata, mas adequada, que pode ter uso em aplicações de baixo custo e complexidade.

A grande dificuldade existente para a modelagem de processos deve-se a escolha do melhor modelo para a representação de sistemas, seja esse paramétrico ou não-paramétrico, linear ou não-linear, como também através do conhecimento da estrutura que pode ser do tipo caixa preta, caixa cinza ou caixa branca. Os tópicos básicos de identificação de sistemas assim como estruturas e algoritmos de estimação de parâmetros são formuladas por Ljung *et al.* (1987), definindo este uma sequência lógica para a seleção e validação de modelos.

Em exemplos, Aguirre (2007) realiza a aplicação de representações lineares e não-lineares do tipo caixa preta em processos reais. Diversas aplicações demonstram a capacidade dos modelos lineares em reproduzir as características inerentes dos sistemas propostos, como o modelo autorregressivo com entradas exógenas (*Autoregressive with Exogenous Input*) (ARX) e o modelo autorregressivo de média móvel com entradas exógenas (*Autoregressive Moving Average with an Exogenous Input*) (ARMAX). Para projetos em que é indispensável a utilização de estruturas não-lineares devido a excentricidade das variações do sinal medido, modelos com agrupamentos de termos são capazes de satisfatoriamente os representar. Em Rodrigues (1996) é aplicado o modelo não-linear autorregressivo de média móvel com entradas exógenas (*Nonlinear Autoregressive Moving Average with an Exogenous Input*) (NARMAX) polinomial e racional para sistemas físicos com o auxílio de técnicas como agrupamento de termos e pontos fixos para

definir sem prejuízo a dinâmica de tais estruturas. Demonstra-se que os modelos obtidos com a exclusão dos termos espúrios são bem-sucedidos na identificação dos sistemas empregados.

Logo, nota-se que a complexidade na modelagem de representações não-lineares é maior em razão da super-parametrização dos modelos discretos não-lineares. Mendes e Billings (1998) discute três tipos de sobreparametrização, são elas a: adição desnecessária de termos, representações de sistemas por modelos de dimensões superiores e a inclusão desmedida de agrupamentos de termos. Os dois últimos tipos são casos especiais do primeiro. São apresentadas as técnicas de agrupamento de termos e pontos fixos para solucionar o problema em questão. Diante disso, nota-se a dificuldade em se determinar para representações não-lineares do tipo caixa preta, termos que influenciem positivamente na identificação da dinâmica do sistema para que seja reduzido os termos espúrios do modelo.

Em Alonge *et al.* (2007) e Bezerra (2015) a representação não-linear do tipo caixa cinza, denominado de modelo de blocos interconectados de Hammerstein é aplicado na identificação de um conversor CC-CC Boost e Buck-Boost, respectivamente. A estrutura de Hammerstein é relativamente mais simples em relação aos demais modelos não-lineares do tipo caixa preta. Esta estrutura é composta por uma função estática seguida de um modelo linear ARX, sendo o maior problema, a estimação da variável intermediária aos blocos, já que a função estática é uma característica não-linear do sistema em estudo e que deve ser encontrada. A variação do modelo de Hammerstein, em que o modelo linear ARX antecede a função estática, resulta em outra estrutura de blocos interconectados, denominado por modelo de Wiener. A comparação entre os modelos do tipo caixa cinza de Hammerstein e de Wiener e o modelo do tipo caixa preta não-linear autorregressivo com entradas exógenas (*Nonlinear Autoregressive with Exogenous Input*) (NARX) polinomial na identificação de um conversor Buck é analisado por Coelho (2002). Este trabalho demonstra que as representações não-lineares do tipo caixa cinza, assim como as do tipo caixa preta, apresentam desempenho satisfatório na identificação de sistemas.

A seleção do modelo precede a escolha do algoritmo para estimação dos parâmetros. Em Coelho e Coelho (2004) e Aguirre (2007) o algoritmo de Mínimos Quadrados Recursivo (MQR) é formulado para sistemas de dinâmica variante no tempo, requisitando um conjunto de novos parâmetros estimados a cada amostra dos dados de entrada e saída.

Para aquisição dos dados de saída de um sistema, o sinal de excitação do tipo sequência binária pseudo aleatória (*Pseudo-Random Binary Sequence*) (PRBS) é aplicado a entrada de um filtro passa baixas por Husin *et al.* (2010). A função de autocorrelação e de

correlação cruzada para a saída do filtro demonstra que o sinal PRBS assemelha-se a um sinal aleatório a medida que o tamanho da sequência aumenta. Em Aguirre *et al.* (2000), é projetado um sinal de entrada do tipo PRBS para aquisição dos dados de saída de um conversor Buck, conseguindo reproduzir nos dados experimentados, a dinâmica do circuito a ser modelado.

Por fim em Akaike (1998) e Cavanaugh e Neath (2019) é estudado, formulado e refinado o critério de informação de Akaike (*Akaike Information Criterion*) (AIC), que através de exemplos numéricos, comprovam a eficiência do critério em quantificar o número de parâmetros mínimo de um modelo candidato a partir dos dados de entrada e saída.

1.3 Objetivos

O presente trabalho busca analisar e propor modelos paramétricos de representações lineares e não-lineares por técnicas de identificação para replicar as características observadas em um sistema real de um conversor CC-CC Boost (elevador de tensão) em modo contínuo de operação. Os objetivos desse trabalho, portanto, compreendem em:

- Analisar e projetar os componentes do conversor CC-CC Boost semelhante aos utilizados na geração fotovoltaica com a replicação das características nominais de corrente, tensão e potência encontrados comercialmente;
- Obter os dados de funcionamento do conversor para aplicação de técnicas de identificação de sistemas para obtenção de funções de transferência que relacionam a razão cíclica e a tensão de saída no conversor;
- Aplicar o algoritmo de estimação recursiva para determinar os parâmetros dos modelos paramétricos;
- Comparar e validar as representações obtidas através de índices estatísticos, como também avaliar o desempenho do sistema em malha fechada.

1.4 Organização do Trabalho

No capítulo 2 é feito a análise qualitativa de um conversor CC-CC boost, apresentando o princípio de operação e a dinâmica do chaveamento sobre os componentes. Logo após, os equacionamentos que descrevem o esforço de tensão e corrente sobre os componentes são apresentados através de uma revisão da literatura para projetar o circuito do conversor com as características físicas de projeto pretendidas.

No capítulo 3 é feita a descrição matemática dos modelos de identificação para aplicação nos dados simulados do conversor CC-CC Boost. O projeto de um sinal de excitação do tipo aleatório é aplicado ao chaveamento do circuito projetado, o qual comanda a razão cíclica do conversor para fins de identificação da planta e obtenção dos dados. Os valores obtidos da simulação são então usados para estimar os parâmetros do modelo.

No capítulo 4 é apresentado o resultado da identificação do conversor CC-CC Boost. São deduzidas as funções de transferência que relacionam a razão cíclica com a tensão de saída para as diferentes técnicas de identificação. A comparação dos resultados das representações paramétricas empregues em relação ao sistema real são avaliadas por métodos de validação em conjunto com índices estatísticos.

Por fim, no capítulo 5, são feitas as conclusões gerais e indicações para trabalhos futuros.

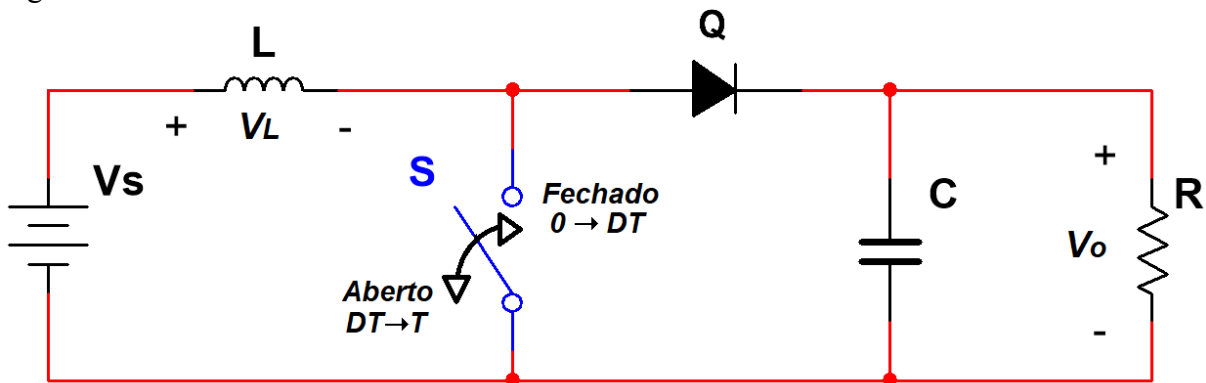
2 ANÁLISE E PROJETO DO CONVERSOR CC-CC BOOST

Neste capítulo será projetado o circuito de um conversor CC-CC elevador de tensão não isolado operando em modo de condução contínua e com componentes ideais. Sendo assim, é feito a análise e obtenção das equações do funcionamento do conversor em regime permanente, permitem calcular os componentes para elevar a tensão de um módulo fotovoltaico.

2.1 Considerações Iniciais

Os conversores CC-CC, também chamados de fontes chaveadas, são circuitos eletrônicos que podem ser considerados equivalentes a um transformador de tensão alternada, porém para tensões contínuas, elevando (Boost) ou reduzindo (Buck) a tensão de uma fonte contínua (RASHID, 1999). As fontes chaveadas utilizam-se geralmente de transistores para realizar a comutação em um circuito, ligando ou desligando a fonte de entrada e utilizando armazenadores de energia (indutores e capacitores) como filtro e fonte alternativa para a carga. O circuito do conversor elevador de tensão da Figura 4 é analisado em Hart (2016) para descrever as relações de tensão e corrente, que observando a operação da chave possibilita projetar o capacitor e indutor como feito por Bezerra e Matias (2021 para elevar a tensão de entrada de um módulo fotovoltaico a partir de especificações adotadas.

Figura 4 – Circuito de um conversor CC-CC Boost não isolado.



Fonte: Própria Autoria

O conversor CC-CC Boost é classificado como isolado e não isolado, em que é considerado isolado quando não há ligação elétrica entre a entrada e saída, caso contrário será não isolado. Existe também dois modos de operação que são caracterizados pela amplitude da corrente que circula no indutor:

- **modo de condução contínuo (MCC):** Nessa operação, o indutor é carregado por uma

fonte CC, em que resulta na condução de uma corrente com crescimento linear, porém em um dado instante uma carga é conectada ao circuito estabelecendo assim um caminho de dissipação da energia armazenada pelo indutor, e assim a corrente no indutor decresce linearmente sem nunca atingir o valor zero.

- **modo de condução descontínuo (MDC):** Nesse modo, a carga fornecida pela fonte CC ao indutor também resulta no crescimento linear de corrente, mas com a carga conectada ao circuito, a corrente no indutor é nula em determinado instante de tempo, ou seja, o indutor perde mais do que armazena a energia, e isso pode ocasionar em nenhuma contribuição da corrente fornecida ao resistor pelo indutor em certos períodos do funcionamento.

2.2 Análise do Conversor CC-CC Boost

Nessa seção é feita a análise qualitativa e quantitativa do conversor CC-CC Boost. É examinado a influência do chaveamento na geração das formas de onda de corrente e tensão sobre o indutor, como também, demonstrado as forma de onda e equações que descrevem o comportamento apresentado pelos componentes do circuito.

2.2.1 Princípio de Funcionamento

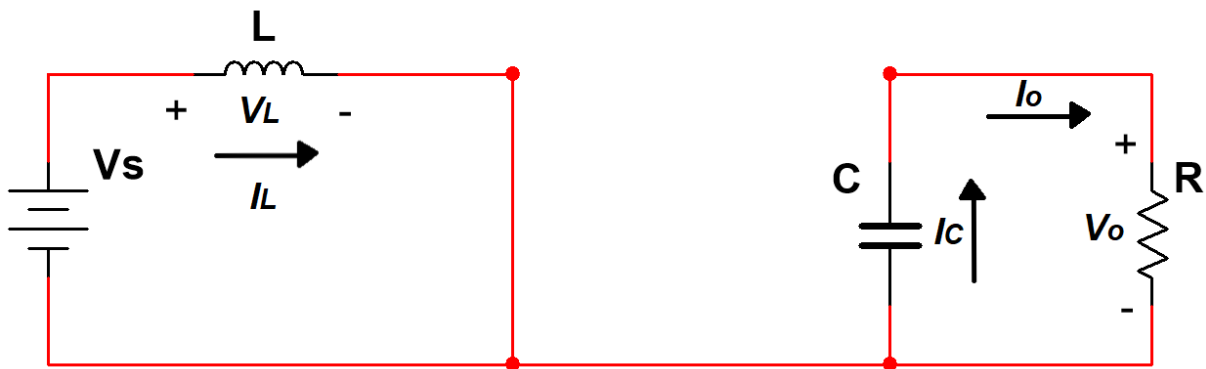
O conversor CC-CC Boost, também chamado de regulador chaveado, têm o funcionamento caracterizado pelo chaveamento do dispositivo S , sendo este um transistor MOSFET ou IGBT com a função de conduzir a corrente pela malha da carga quando está aberta, e conduzir por uma malha diferente da carga e capacitor quando está fechada. Considerando T o período de chaveamento e D uma proporção de tempo em que chave está fechada (razão cíclica), a comutação da chave resulta em dois instantes:

- **Chave fechada ($0 < t < T_{on}$):** Nesse intervalo de tempo, o sinal de tensão enviado a chave S ocasiona no fechamento desta, que ao ser considerado um comutador ideal, a resistência é desprezada resultando no circuito equivalente da Figura 5, a qual evidencia duas malhas isoladas por conta da polarização inversa do diodo Q : a malha do carregamento do indutor (esquerda) e a malha do capacitor e resistor (direita). Na malha da esquerda, o indutor L armazena a energia recebida da tensão de entrada V_S , em que a corrente I_L cresce linearmente no tempo e a tensão sobre os terminais do indutor V_L passa a ser polarizado com a tensão de entrada. Na malha da direita, o capacitor passa a dissipar a energia

armazenada sobre os terminais do resistor, sendo assim a tensão de saída V_O igual a tensão sobre os terminais do capacitor C .

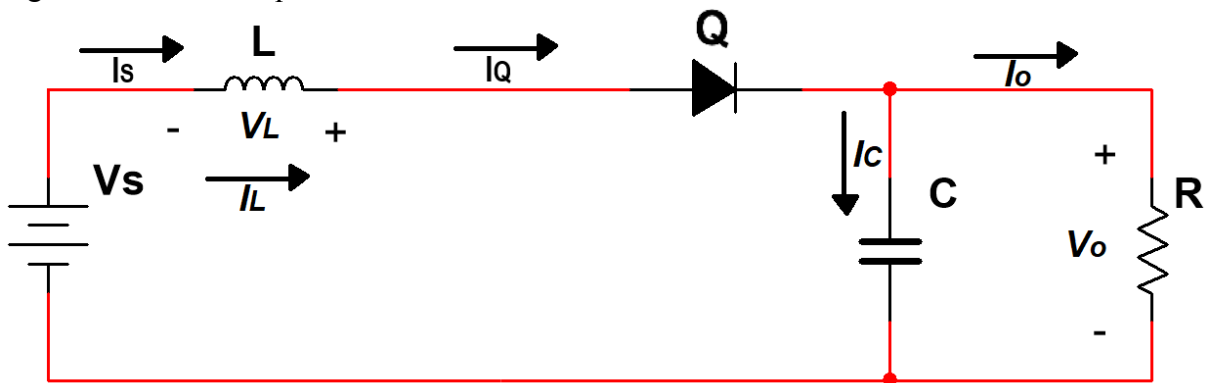
- **Chave aberta** ($T_{on} < t < T$): No intervalo complementar de tempo $(1 - D)T$, o sinal enviado a chave S atinge o limiar de condução, que passa a conduzir a corrente do indutor I_L pelo diodo Q , gerando o circuito equivalente da Figura 6. O indutor que estava polarizado com a tensão de entrada V_S , tem sua polarização invertida para $V_S - V_O$, enviando para o resistor e capacitor juntamente com a fonte CC, a energia que armazenou enquanto a chave estava fechada.

Figura 5 – Circuito equivalente de um conversor CC-CC Boost com a chave S fechada.



Fonte: Própria Autoria

Figura 6 – Circuito equivalente de um conversor CC-CC Boost com a chave S aberta.



Fonte: Própria Autoria

Dessa forma, o indutor age como uma fonte de corrente e o capacitor como uma fonte de tensão. Enquanto a chave está fechada, a corrente do indutor cresce e a tensão do capacitor decai até o instante em que ocorre o chaveamento. Com a chave aberta, o indutor fornece a energia armazenada ao capacitor e ao resistor até ocorrer novamente o fechamento da chave. Logo, observa-se uma ondulação (ripple) referente a carga e descarga desses elementos

passivos na forma de onda da corrente no indutor e da tensão de saída.

2.2.2 Análise Quantitativa

A obtenção das equações do esforço de corrente e tensão sobre o resistor, indutor e capacitor são baseados nas funções matemáticas que relacionam a variação de tensão e corrente nesses dispositivos (HART, 2016). Algumas considerações são feitas para simplificar as equações, em que o circuito está operando no regime permanente e que os componentes projetados são ideais.

O circuito em estudo possui não-linearidades como também operações descontínuas devido as características dos componentes e da comutação destes, respectivamente. Logo deve-se primeiramente separar a análise para o período em que a chave S está fechada (T_{on}) e aberta (T_{off}), em que:

$$T = t_{on} + t_{off}$$

$$t_{on} = DT$$

$$t_{off} = (1 - D)T$$

$$0 < D < 1$$

Sendo assim, no período T_{on} , utilizando-se a Lei de Kirchhoff aplicada a malha em série fonte-indutor, a tensão sobre o indutor é dado por:

$$V_S - V_L = 0$$

$$V_L = V_S \tag{2.1}$$

A variação de corrente no indutor depende da tensão imposta pela fonte para o período de $t_{on} = DT$. Sabendo que a tensão e corrente no indutor se relacionam pela seguinte equação:

$$I_L = \frac{1}{L} \int_0^{DT} V_L \cdot dt \tag{2.2}$$

Obtém-se assim a corrente no indutor I_L em relação a fonte de tensão V_S realizando a substituição da Equação 2.1 na Equação 2.2:

$$I_L = \frac{1}{L} \int_0^{DT} V_S \cdot dt$$

Que derivando ambos os lados e considerando uma variação constante, obtém-se a variação da corrente no indutor, da qual inicia com valor I_{min} e cresce até um valor I_{max} :

$$dI_L = \frac{V_S \cdot dt}{L}$$

$$\Delta I_{L_{on}} = \frac{V_S \cdot \Delta t}{L}$$

$$\Delta I_{L_{on}} = \frac{V_S \cdot D \cdot T}{L} \quad (2.3)$$

Quando a chave abre no tempo complementar t_{off} , a polaridade da tensão sobre o indutor V_L inverte instantaneamente para uma tensão $-V_L$, tendo assim uma tensão conjunta a fonte $V_S - V_L > V_O$, e conseqüentemente o diodo Q passa a conduzir corrente, que pela Lei de Kirchhoff aplicada a malha do resistor, calcula-se a tensão sobre o indutor:

$$V_S - V_L - V_O = 0$$

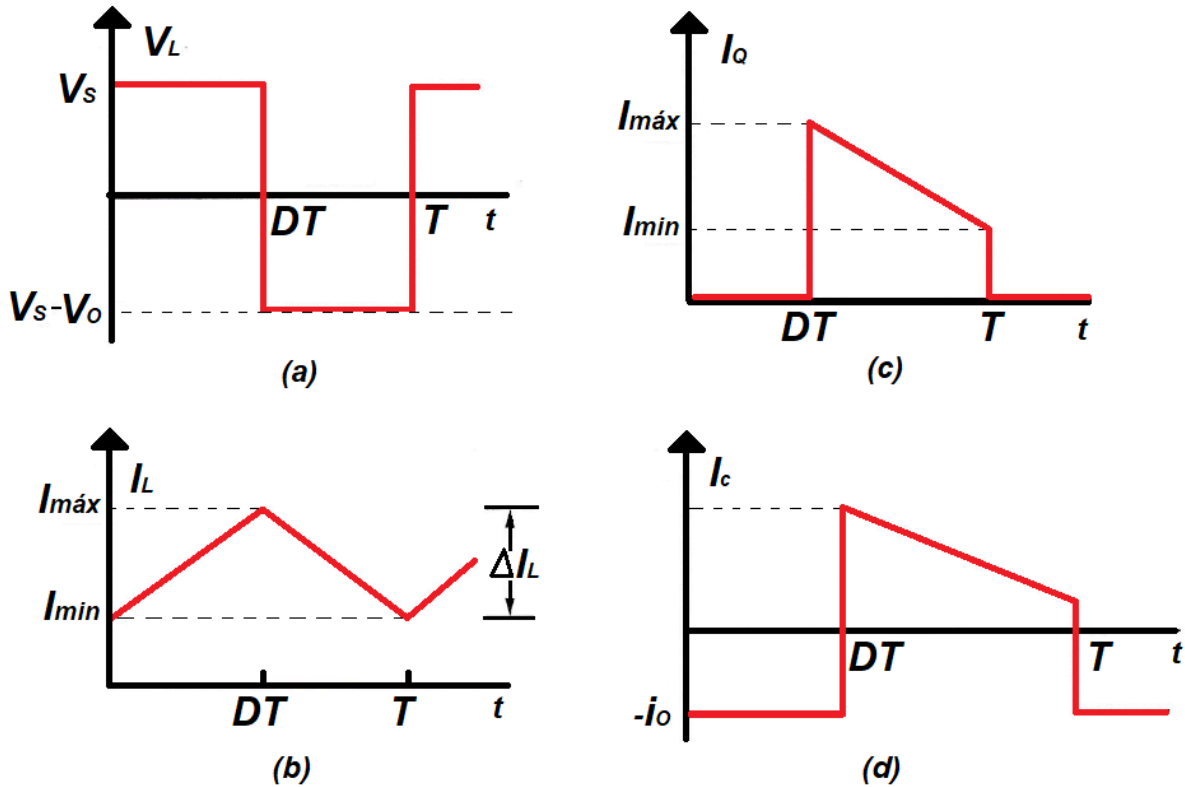
$$V_L = V_S - V_O$$

A condução de corrente pelo diodo sucede na diminuição linear da corrente no indutor, partindo da corrente I_{max} até uma corrente I_{min} , sendo a variação de corrente no indutor para o período t_{off} representada por:

$$\Delta I_{L_{off}} = \frac{(V_S - V_O) \cdot (1 - D) \cdot T}{L} \quad (2.4)$$

Os esforços de tensão e corrente no indutor, como também a corrente em condução no diodo são apresentados na Figura 7.a-c. Constata-se assim que a variação de tensão no indutor é descontínua, enquanto para a corrente é contínua para todo o período em questão.

Figura 7 – Formas de onda do conversor CC-CC Boost operando no MCC.



Fonte: Adaptado de Hart (2016, p. 214)

Supondo que a variação média da corrente no indutor é zero com o circuito operando em regime permanente, obtém-se a seguinte relação:

$$\Delta I_{L_{on}} + \Delta I_{L_{off}} = 0 \quad (2.5)$$

Que substituindo as Equações 2.3 e 2.4 na 2.5 e resolvendo para a variável V_S , encontra-se a equação que descreve a tensão de saída:

$$\frac{V_S \cdot D \cdot T}{L} + \frac{(V_S - V_O) \cdot (1 - D) \cdot T}{L} = 0$$

$$V_O = \frac{V_S}{1 - D} \quad (2.6)$$

O ganho estático do conversor CC-CC Boost é definido pela razão da tensão de saída pela tensão de entrada. Portanto, resolvendo a Equação 2.6, o ganho é dado por:

$$K_{BOOST} = \frac{V_O}{V_S} = \frac{1}{1 - D} \quad (2.7)$$

Na Equação 2.6 duas operações extremas de valores de razão cíclica são analisadas: $D = 0$ e $D = 1$. Para $D = 0$ (chave aberta), tem-se que o conversor elevador de tensão opera sempre com a chave aberta, que consequentemente resulta em uma tensão de saída igual a tensão de entrada, operação esta compreendida como MDC, pois a corrente I_{min} do indutor torna-se menor que a corrente I_{max} . Para D tendendo a 1, o denominador da Equação 2.6 é próximo de zero, logo a tensão de saída V_S cresce abruptamente para essa região. Vale ressaltar que foram consideradas um indutor ideal para essas operações extremas. Porém todos os indutores possuem uma resistência intrínseca do material que converge para uma tensão de saída $V_O = 0$ quando a razão cíclica é $D = 1$ (HART, 2016).

A consideração de que os componentes são ideais, implica que a potência de entrada é igual a potência de saída:

$$P_S = P_O$$

$$V_S \cdot I_S = V_O \cdot I_O$$

Que através da potência dissipada no resistor, a relação entre tensão de saída e o elemento resistivo é enunciada:

$$P_O = \frac{V_O^2}{R}$$

Logo pode-se calcular a corrente média no indutor I_L em relação a carga R conectada ao circuito ao considerar que a corrente de entrada e a corrente do indutor são iguais:

$$I_L = \frac{V_O^2}{V_S \cdot R} \quad (2.8)$$

De forma análoga a variação no indutor, é feito a análise dos esforços de corrente e tensão no capacitor C para operação no regime permanente, em que é relacionado a tensão de saída V_O com a variação de tensão sobre os terminais do capacitor V_C . De modo contrário a corrente no indutor, a corrente no capacitor varia abruptamente no instante da comutação. A equação que descreve a relação de tensão no capacitor com a corrente é dada por:

$$V_C = \frac{1}{C} \int I_C \cdot dt \quad (2.9)$$

Para a chave fechada, o capacitor fornece energia a carga, tendo assim uma corrente $I_C = -I_O$ fluindo para a resistência R , logo substituindo na Equação 2.9:

$$V_C = \frac{1}{C} \int_0^{DT} I_O \cdot dt \quad (2.10)$$

Derivando ambos os lados da Equação 2.10, a tensão sobre os terminais do capacitor e consequentemente sobre o resistor (V_O) no instante que a chave está fechada, é linear, obtendo-se assim variação da tensão de saída:

$$dV_C = \frac{I_O \cdot dt}{C}$$

$$\Delta V_{C_{on}} = \frac{I_O \cdot \Delta t}{C}$$

$$V_{C_{on}} = V_O$$

$$\Delta V_O = \frac{I_O \cdot D \cdot T}{C} \quad (2.11)$$

Em regime permanente, a média de tensão no capacitor é igual a zero, portanto:

$$\Delta V_{C_{on}} = -\Delta V_{C_{off}} \quad (2.12)$$

A consideração feita para obtenção da Equação 2.12 é feita para simplificar a análise para a chave aberta, pois como a corrente no capacitor (Figura 7.d) não é constante para o intervalo $DT < t < T$, a integral que relaciona a tensão de saída com a tensão no capacitor é de ordem 2.

2.3 Projeto do Conversor CC-CC Boost

O projeto de um circuito elevador de tensão deve almejar eficiência e precisão. Portanto a escolha da frequência de chaveamento, da tensão de saída pretendida, como também da variação da corrente no indutor e capacitor são definidos de forma a cumprir os valores esperados no desempenho do conversor. Dessa forma, são obtidas a tensão e corrente de entrada para o ponto de máxima potência através da folha de dados do módulo fotovoltaico SunPower X21-345-COM (SUNPOWER, 2017). Os valores definidos para o projeto baseado em um módulo são descritos na Tabela 1.

Tabela 1 – Dados propostos para projeto de um conversor elevador de tensão.

Variável	Parâmetro	Nominal	Unidade
P_O	Potência de saída nominal	345	W
V_O	Tensão de saída nominal	110	V
$V_{O90\%}$	90% da tensão de saída nominal	99	V
V_S	Tensão nominal de entrada	57,3	V
I_S	Corrente nominal de entrada	6,02	A
f	Frequência de chaveamento	30	kHz
$\% \Delta V_O$	Variação da tensão de saída	2%	–
$\% \Delta I_L$	Variação da corrente no indutor	10%	–

Fonte: elaborada pelo autor.

2.3.1 Cálculo da Razão Cíclica (D)

O período e a frequência são inversamente proporcionais, e isso reflete na dimensão dos elementos capacitivo e indutivo, pois quanto menor o período, menor são os valores da capacitância e indutância calculados, sendo o período disponível, suficiente para a completa carga e operação destes no circuito. A equação que descreve a relação entre período e frequência é dado por:

$$T = \frac{1}{f} \quad (2.13)$$

Resolvendo a Equação 2.6 da tensão de saída para a variável D pode-se então encontrar a razão cíclica para a tensão de saída nominal e a 90% do seu valor como especificada na Tabela 1:

Razão cíclica nominal (D):

$$D = 1 - \frac{V_S}{V_O}$$

$$D = 1 - \frac{57,3}{110} = 0,4790$$

Razão cíclica mínima ($D_{90\%}$):

$$D_{90\%} = 1 - \frac{V_S}{V_{O_{min}}} = 1 - \frac{57,3}{99} = 0,4212$$

As razões cíclicas obtidas serão utilizados na geração do sinal de excitação PRBS para identificação do circuito, representando assim, dois níveis para o ciclo de trabalho aplicando-se técnica modulação por largura de pulso (*Pulse Width Modulation*) (PWM) no chaveamento do transistor.

2.3.2 Cálculo da Resistência (R)

O valor da resistência R calculada compõe o circuito de maneira a simular o consumo de potência por uma carga, como por exemplo, a resistência de um chuveiro elétrico ou secador, sendo nesse ponto em que a tensão de saída elevada é requisitada. Primeiramente, manipula-se a Equação 2.8 para calcular a corrente no indutor e de saída:

$$I_L = \frac{P_O}{V_S} = \frac{345}{57,3} = 6,020A$$

$$I_O = \frac{V_S \cdot I_L}{V_O} = \frac{57,3 \cdot 6,02}{110} = 3,1358A$$

Isolando a variável R da equação 2.8, pode-se calcular a resistência equivalente do sistema:

$$R = \frac{V_O^2}{V_S \cdot I_L}$$

$$R = \frac{110^2}{57,3 \cdot 6,02}$$

$$R = 35\Omega$$

2.3.3 Cálculo da Indutância (L)

O valor de indutância L que estabelece a quantidade de variação que a corrente de entrada I_S varia no período T , e assim, quanto menor a variação de projeto, maior será o valor do indutor e vice-versa. Resolvendo a Equação 2.3 para a variável L , é obtido a indutância necessária para que a corrente no indutor varie de acordo com a proposta:

$$L = \frac{V_S \cdot D \cdot T}{\Delta I_L}$$

$$L = \frac{V_S \cdot D}{\Delta I_L \cdot f}$$

$$\Delta I_L = \% \Delta I_L \cdot I_L.$$

Logo, pode-se calcular o valor da indutância mínima substituindo os dados especificados:

$$\Delta I_L = 0,1 \cdot 6,020 = 0.6020A$$

$$L \geq \frac{57,3 \cdot 0,4790}{0.6020 \cdot 3 \times 10^4}$$

$$L \geq 1,5197mH$$

2.3.4 Cálculo da Capacitância (C)

Para a variável C , modifica-se a Equação 2.11 e substituindo na mesma a Equação 2.13 para definir a capacitância mínima para que a tensão de saída varie em uma taxa ΔV_C :

$$C = \frac{I_O \cdot D}{\Delta V_C \cdot f} \quad (2.14)$$

Logo, pode-se calcular a capacitância mínima substituindo os dados conhecidos:

$$\Delta V_O = 0,02 \cdot 110 = 2,2V$$

$$C \geq \frac{3,1358 \cdot 0.4790}{2,2 \cdot 30000} \quad (2.15)$$

$$C \geq 22,75\mu F \quad (2.16)$$

Sendo assim, de acordo com os cálculos realizados, são determinados os valores da Tabela 2 no projeto do conversor.

Tabela 2 – Valores considerados para simulação.

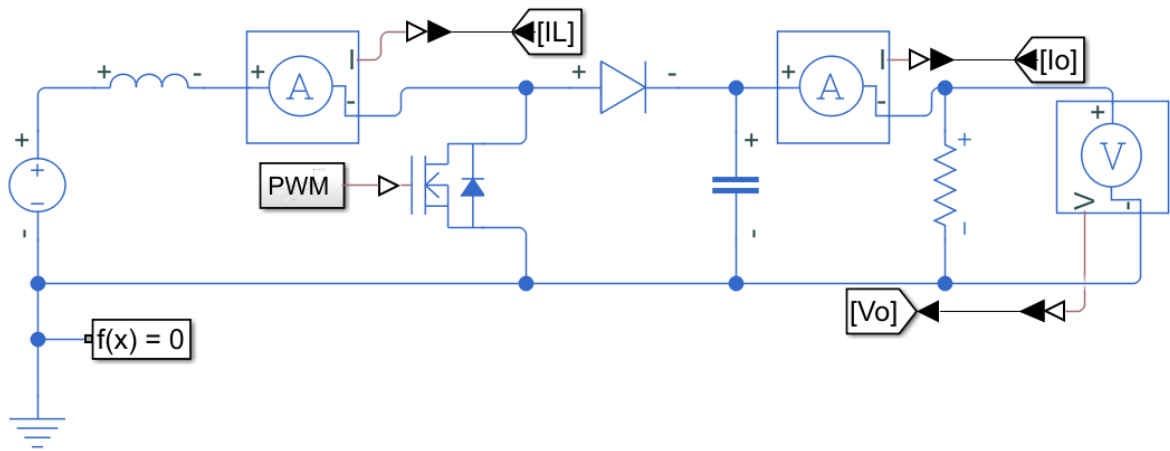
Simbolo	Componente	Nominal	Unidade
R	Resistência	35	Ω
L	Indutância	1,6	mH
C	Capacitância	25	μF

Fonte: elaborada pelo autor.

2.4 Simulação do Conversor CC-CC Boost Projetado

A validação do projeto do conversor elevador de tensão foi realizado pela ferramenta de simulação Simulink/Simscape (MATLAB, 2022), em que com componentes ideais, montou-se o circuito observado da Figura 8. O circuito é alimentado por uma fonte de tensão CC, inicialmente com valor fixo e sem ruídos, e tem o chaveamento comandado por um transistor tipo MOSFET controlado por técnica PWM.

Figura 8 – Circuito simulado do conversor elevador de tensão.



Fonte: Própria Autoria

Em seguida, mediu-se a corrente no indutor, a corrente de saída e a tensão de saída que possuem formas de onda descritas na Figura 9, da qual nota-se que a corrente no indutor opera no MCC e a tensão de saída é nitidamente elevada em aproximadamente o dobro da tensão de entrada do módulo. Vale enfatizar, que a forma de onda medida no indutor e capacitor ratifica a análise feita do armazenamento de energia para esses elementos, onde observa-se pequenas ondulações. Na Tabela 3 é apresentado os valores médios obtidos da tensão de saída e da variação de corrente no indutor como também da variação da tensão de saída.

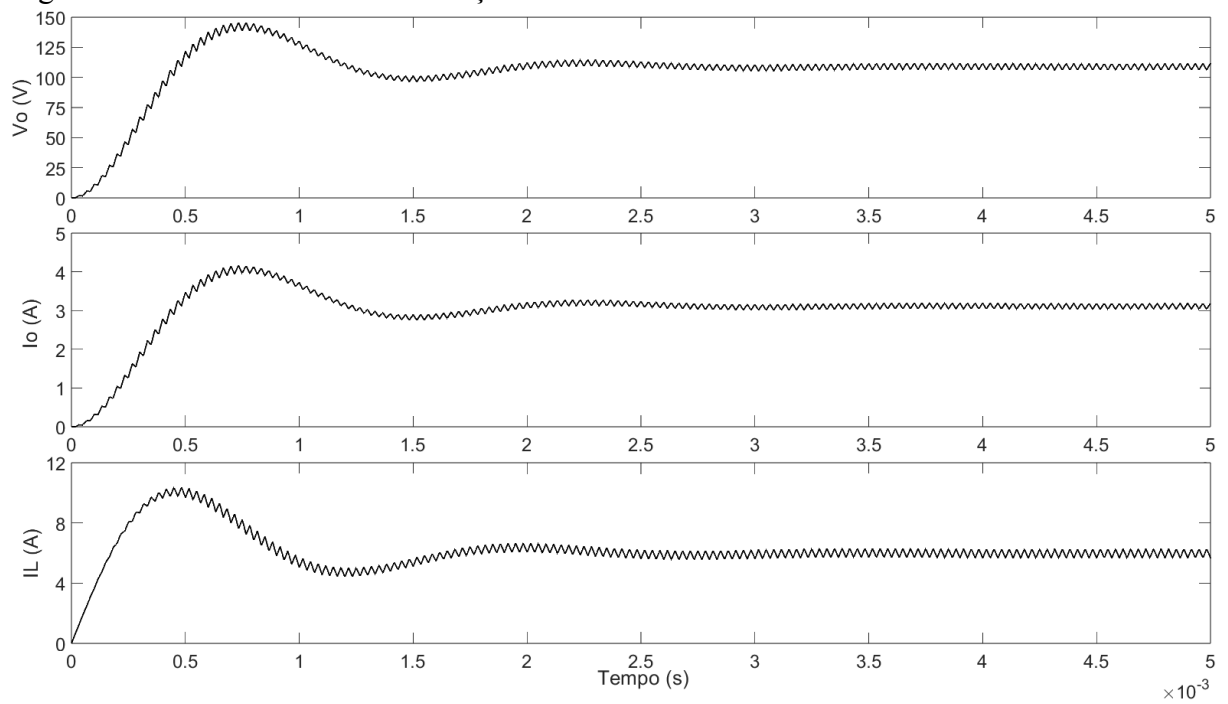
Tabela 3 – Dados medidos da simulação do circuito elevador de tensão.

Variável	Parâmetro	Média	Unidade
V_O	Tensão de saída	108,80	V
I_O	Corrente de saída	3,11	A
I_L	Corrente no indutor	5.93	A
$\% \Delta V_O$	Variação da tensão de saída	1.75%	–
$\% \Delta I_L$	Variação da corrente no indutor	9.30%	–

Fonte: elaborada pelo autor.

Logo, conclui-se que os valores considerados satisfazem as características propostas para operação do conversor CC-CC Boost em regime permanente.

Figura 9 – Curvas obtidas na simulação do conversor elevador de tensão.



Fonte: Própria Autoria

3 IDENTIFICAÇÃO DO CONVERSOR CC-CC BOOST

Nesse capítulo são considerados os métodos paramétricos e determinísticos para identificação de modelos lineares (ARX) e não-lineares (Wiener e Hammerstein). Em seguida, é discutido e formulado o algoritmo de mínimos quadrados recursivo para estimação dos parâmetros. Para excitar a planta, um sinal de sequência binária pseudo-aleatória é proposto e implementado para obtenção dos dados de entrada e saída do circuito projetado, que dispondo dos dados, a ordem do sistema é determinada pelo critério de informação de Akaike. Por fim, são definidos os índices estatísticos que avaliam os modelos identificados para representar o circuito elevador de tensão com o intuito de contribuir, facilitar e complementar as diversas técnicas de modelagem existentes na área de eletrônica de potência.

3.1 Considerações Iniciais

A identificação de sistemas basicamente refere-se a não estimação de dados já conhecidos. Em vista disso, aplica-se os conhecimentos e percepções físicas sobre o sistema para seleção da estrutura do modelo (SJÖBERG *et al.*, 1995). O conhecimento a priori de um arranjo divide-se em três categorias de identificação para distinção dos modelos, sendo estes do tipo:

- **Caixa branca:** O sistema é conhecido por inteiro, em que a modelagem é executada conforme o conhecimento físico interno. Portanto, para sistemas mais complexos, mesmo com toda informação estrutural, a modelagem torna-se complexa, impelindo assim na parcial ou completa desconsideração do arranjo físico para utilização de métodos mais simples.
- **Caixa cinza:** O conhecimento a priori para esse tipo de identificação é composto em dois casos, em que no primeiro, os dados restritos obtidos pela operação do sistema são usados para estimar os parâmetros, porém a não-linearidade de alguns processos prejudica a identificação, aplicando-se assim o segundo caso, que consiste no emprego dos conceitos físicos observados do sistema para reduzir os efeitos caóticos, imprevisíveis e difíceis de reproduzir.
- **Caixa preta:** Esse tipo de identificação desconhece qualquer estrutura física do processo, em que a partir de dados de entrada e saída, estima modelos que reproduzem a dinâmica do sistema.

Existem duas categorias que devem ser citadas quanto aos métodos de identificação, são as identificações paramétricas e não paramétricas. De forma resumida, são denominados métodos paramétricos aqueles que resultem em modelos com parâmetros matemáticos, ou seja, que sucedem em uma representação por função de transferência ou por espaço de estados (contínuo no tempo) e por equações a diferenças (discreto no tempo). Já os modelos não-paramétricos são representações puramente gráficas, tais como a resposta ao impulso e a resposta em frequência de um sistema (AGUIRRE, 2007). Uma subcategoria é denominada para esses dois tipos de identificação, são os métodos determinísticos e estocásticos. A principal diferença é que os métodos determinísticos ignoram a presença de ruídos nos dados, e nos métodos estocásticos o ruído é tratado através de ferramentas matemáticas como médias, funções de autocorrelação e correlação cruzada.

Através dos dados de entrada e saída de um modelo caixa-preta, algumas características podem ser notadas, inferindo assim na possibilidade de selecionar representações de modelos que adéquam-se concomitantemente a saída real. Essas representações são divididas quanto a sua:

- **Linearidade:** Os dados de entrada e saída obedecem ao princípio da superposição, ou seja, através de uma entrada $X_0(t)$ observa-se uma saída $Y_0(t)$, e para uma entrada $X_1(t)$ uma saída $Y_1(t)$, logo a observação da soma das duas entradas resultam em uma saída $Y_0(t) + Y_1(t)$. Em sistemas lineares as equações são de primeiro grau.
- **Não-linearidade:** Quando apenas um modelo linear não consegue reproduzir a dinâmica de um sistema. Equações de segundo grau ou maiores são utilizadas na composição da função de transferência ou de equações a diferenças. Por exemplo, entradas com frequências determinadas decorrem em saídas com frequências novas que geram harmônicos, intermodulação e efeitos complexos (MENDES; BILLINGS, 1998). Todos os sistemas reais são não-lineares.

Geralmente para obter funções de transferência ou equações a diferenças de menor complexidade, recomenda-se propor modelos lineares para representar sistemas não-lineares. Sendo assim, métodos e técnicas básicas de aproximações são desenvolvidas para linearizar um processo real como a escolha de pontos específicos para operação do sistema e métodos para estimação de parâmetros que minimizam resíduos. Portanto, quando os critérios de desempenho do modelo linear não satisfazem, representações não-lineares são empregadas.

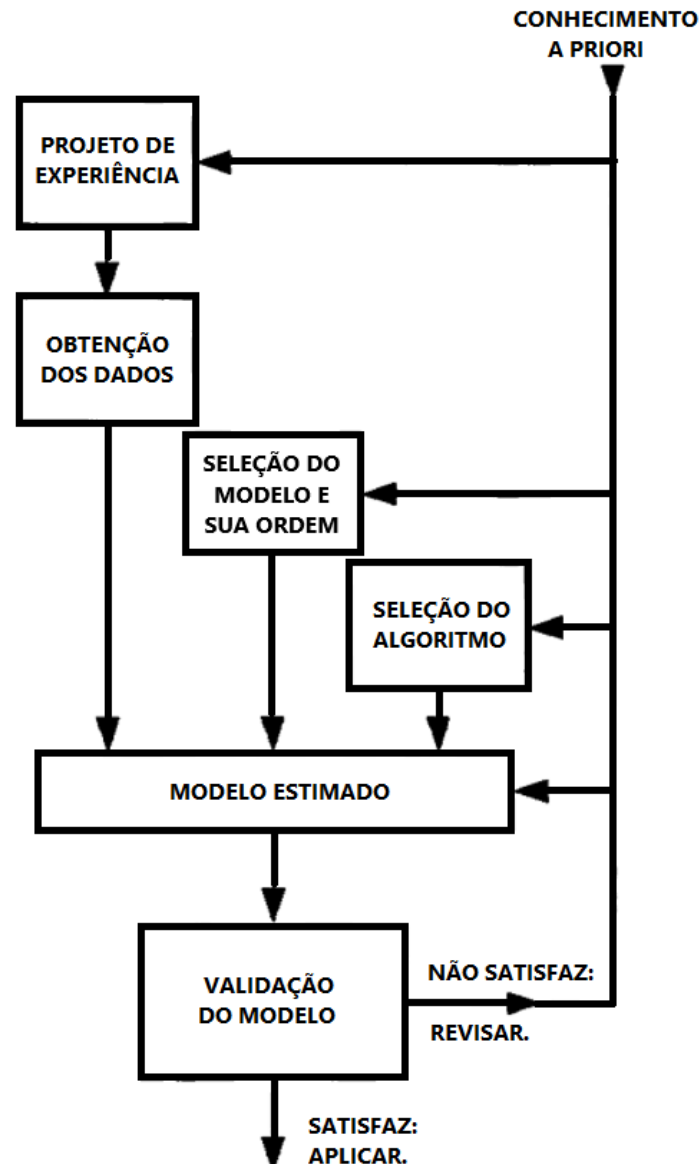
A identificação de sistemas possui algumas etapas a seguir (LJUNG *et al.*, 1987),

são elas:

1. Obtenção de dados: Diferentes procedimentos para geração do sinal de entrada e medição da saída são utilizados, sendo os principais a identificação através da resposta ao degrau, pela resposta em frequência, e por identificação *off-line* (conjunto de dados) e *on-line* (dados adquiridos a cada instante de amostragem do sinal). A identificação *off-line* é utilizada neste trabalho, sendo assim definido para essa etapa o sinal de excitação para a entrada do sistema e o tempo de amostragem do sinal.
2. Escolha da estrutura do modelo: Através da aquisição dos dados da planta define-se então o modelo matemático para realizar a estimação dos parâmetros. Nessa etapa é analisado a presença dos ruídos e da não-linearidade do sistema para melhor seleção do modelo. A ordem da estrutura discreta é determinada para reduzir os termos espúrios e perdas na informação.
3. Estimação dos parâmetros: Essa etapa é compreendida pela determinação dos parâmetros do modelo que descreverá as características do processo a ser identificado. Os algoritmos de estimação são responsáveis por calcular valores ótimos e que adéquem-se aos critérios de desempenho requeridos.
4. Validação do modelo: É feito a simulação do sistema com os dados reais não utilizados na etapa de modelagem, que comparados e avaliados por métodos gráficos e matemáticos, determina-se o desempenho e capacidade preditiva do modelo e dos parâmetros estimados em identificar o sistema.

Caso o modelo não atinja grau requerido de características e dinâmicas do processo real, novos modelos e algoritmos devem ser propostos. O processo para validar um modelo é visto na Figura 10.

Figura 10 – Processo para identificação de sistemas



Fonte: Adaptado de Ljung *et al.* (1987, p. 15).

3.2 Representações Lineares

As representações lineares que serão discutidas são observadas no tempo discreto por equações a diferenças, sendo estas representadas por termos contendo as informações do passado das entradas e das saídas do processo (RODRIGUES, 1996).

O modelo geral para representações lineares polinomiais é observado na Figura 11, e é descrito por Aguirre (2007):

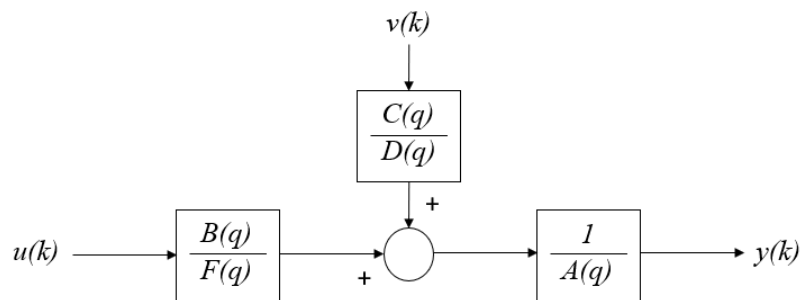
$$A(q)y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}v(k)$$

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)A(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)A(q)}v(k) \quad (3.1)$$

A saída $y(k)$ é obtida através da soma do sinal de entrada $u(k)$ adicionado do sinal de ruído $v(k)$ de tal forma que os polinômios $B(q)$ e $F(q)$ modelam o processo enquanto os polinômios $C(q)$ e $D(q)$ modelam o ruído. O operador de atraso é dado por q^{-n_θ} e o ruído branco é representado por v_k que através do filtro auto-regressivo $\frac{1}{A(q)}$ torna-se um ruído colorido $e(k)$. Esses polinômios são descritos pelos parâmetros a serem estimados ($a_{n_y}, b_{n_u}, c_{n_v}, d_{n_d}, f_{n_f}$) e pela ordem do sistema (n_y, n_u, n_v, n_d, n_f):

$$\begin{aligned} A(q) &= 1 - a_1 q^{-1} - \dots - a_{n_y} q^{-n_y} \\ B(q) &= b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_u} q^{-n_u} \\ C(q) &= 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_v} q^{-n_v} \\ D(q) &= 1 + d_1 q^{-1} + \dots + d_{n_d} q^{-n_d} \\ F(q) &= 1 + f_1 q^{-1} + \dots + f_{n_f} q^{-n_f} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Figura 11 – Esquemático do modelo geral para representações no tempo discreto



Fonte: Própria Autoria

Portanto, para representações de modelos lineares, faz-se necessário que a ordem dos polinômios da Equação 3.2 sejam $n_\theta > 0$ para que influenciem na estrutura de saída da planta. A substituição dos polinômios na Equação 3.1 contribuem com polos e zeros na função de transferência para o modelo identificado, em que os polinômios $B(q)$ e $C(q)$ são responsáveis pelos zeros, e os polinômios $A(q)$, $F(q)$ e $D(q)$ pelos polos.

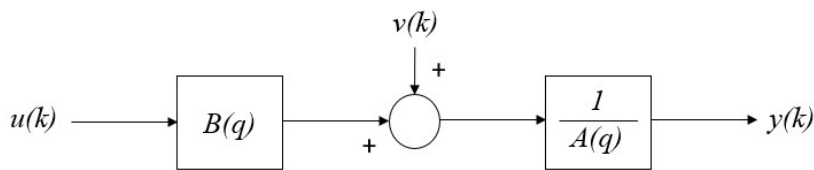
3.2.1 Representação Discreta: Modelo ARX

A estrutura ARX é definida tornando o número de atrasos $n_c = n_d = n_f = 0$, resultando assim na representação em diagramas de blocos da Figura 12, que manipulando a Equação 3.1 e 3.2, obtém-se:

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{1}{A(q)}v(k)$$

$$y(k) = a_1y(k-1) - \dots - a_{n_y}y(k-n_y) + b_1u(k-1) + \dots + b_{n_u}u(k-n_u) + e(k) \quad (3.3)$$

Figura 12 – Esquemático do modelo ARX



Fonte: Própria Autoria

Observa-se na Equação 3.3, que o polinômio $A(q)$ compõe a dinâmica do processo como também considera o ruído presente no procedimento, modificando assim a estimação do modelo resultante de tal forma que seja necessário ordens mais altas do polinômio para reduzir o efeito ruidoso. Logo, o ruído branco $v(k)$ inerente do sistema têm peso de significância na modelagem diminuída para uma razão alta entre o sinal e o ruído, induzindo assim em modelagens em que este último é desconsiderado, igualando-o a zero.

3.3 Representações Não-Lineares

A necessidade de empregar as representações não-lineares têm o uso específico para sistemas em que a representação dinâmica por métodos lineares não satisfazem as características intrínsecas do processo. Porém, quando trata-se de sistemas desse tipo a determinação dos pontos fixos e dos agrupamentos de termos que atuam ativamente no regime do arranjo podem resultar em sistemas instáveis causados pela super-parametrização (MENDES; BILLINGS, 1998). Dessa forma, com o intuito de simplificar as técnicas para obtenção de modelos não-lineares, aplica-se

o conhecimento a priori do processo (caixa cinza), sendo essa informação definida por uma função estática não-linear $f(\cdot)$. Nota-se para o conversor em estudo que essa característica advém do chaveamento do transistor. O conversor é então modelado através do cascadeamento da função estática com um modelo dinâmico linear, em que a ordem dos blocos interconectados inferem em dois modelos diferentes: o modelo de Hammerstein e o modelo de Wiener. Neste Trabalho, é feito a identificação do conversor CC-CC Boost utilizando-se o modelo de blocos interconectados de Hammerstein como feito por Alonge *et al.* (2007) e Bezerra (2015), já o procedimento de identificação para obtenção do modelo de Wiener pode ser encontrado em Coelho (2002).

3.3.1 Representação Discreta: Modelo de Blocos de Hammerstein

O modelo de blocos interconectados de Hammerstein é apresentado pela Figura 13. A função estática $f(\cdot)$ presente nessa estrutura, aplica ao sinal de entrada $u(k)$, a não-linearidade estática do sistema, resultando no sinal intermediário $g(k)$ e do sinal de saída $y(k)$, pode-se então estimar o vetor de parâmetros para o submodelo linear $H(z)$ pelo algoritmo recursivo. Sendo assim, a saída $y(k)$ do bloco de Hammerstein é então definida pelo sinal exógeno de característica não-linear e da saída regressiva:

$$g(k) = f(u(k))$$

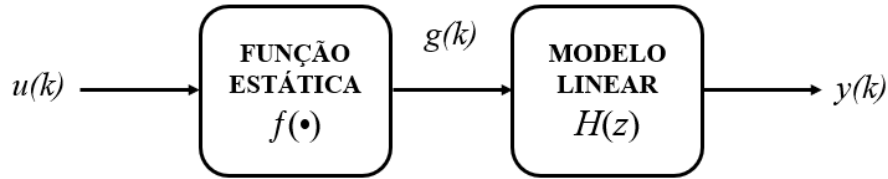
$$g(k) = f(b_1 u(k-1) + \dots + b_{n_u} u(k-n_u))$$

$$y(k) = G \cdot [a_1 y(k-1) - \dots - a_{n_y} y(k-n_y) + b_1 g(k-1) + \dots + b_{n_u} g(k-n_u)] \quad (3.4)$$

onde G representa o ganho do sistema a ser calculado do modelo Hammerstein e de Wiener devido aos parâmetros identificados resultarem em ganho unitário em regime permanente. Assim o ganho é obtido do modelo linear, em que a diferença do valor máximo e mínimo da saída pela entrada em regime permanente definem o ganho do sistema.

$$G = \frac{y_{max} - y_{min}}{u_{max} - u_{min}} \quad (3.5)$$

Figura 13 – Esquemático do modelo de Hammerstein



Fonte: Própria Autoria

Portanto, as transições na entrada do processo resultam em transições com as mesmas características na variável intermediária, porém com magnitude diferente, ou seja, a dinâmica dos dados de entrada $u(k)$ é igual aos dados obtidos para o sinal intermediário $g(k)$, porém com valores diferentes. Logo, a estrutura de blocos de Hammerstein é semelhante aos modelos lineares nos parâmetros, mas capaz de estabelecer variações abruptas nos pontos de não-linearidade (PEARSON; POTTMANN, 2000).

3.3.2 Representação Discreta: Modelo de Blocos de Wiener

O modelo de blocos interconectados de Wiener é apresentado na Figura 14. O submodelo linear $H(z)$ antecede a função estática $f(\cdot)$, consistindo em uma configuração complexa para se obter a variável intermediária, pois através do cascadeamento entre o sinal de entrada $u(k)$ e o submodelo (ARX), a aquisição dos valores $g(k)$ deve ser conhecida para estimação dos parâmetros.

$$y(k) = f(g(k))$$

$$y(k) = G \cdot f[a_1 y(k-1) - \dots - a_{n_y} y(k-n_y) + b_1 u(k-1) + \dots + b_{n_u} u(k-n_u)] \quad (3.6)$$

À vista disso, outra alternativa é proposta, em que consiste no encadeamento entre $g(k)$ e $y(k)$ por meio da função estática $f(\cdot)$ devido os dados de entrada e saída serem conhecidos. Portanto, é determinado o sinal intermediário pela aplicação da função inversa f^{-1} sobre o sinal de saída.

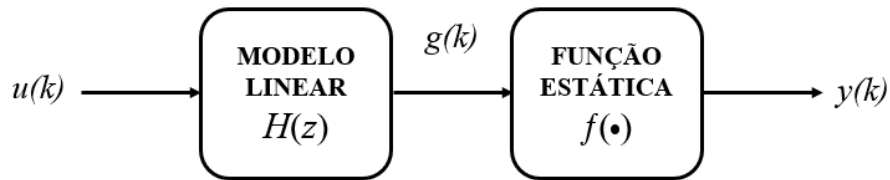
$$g(k) = f^{-1}(y(k))$$

$$g(k) = f^{-1}[a_1 y(k-1) - \dots - a_{n_y} y(k-n_y)]$$

Logo, pela relação entre $g(k)$ e $u(k)$, com os valores conhecidos de ambos, estima-se os parâmetros através do algoritmo recursivo da representação linear ARX.

$$y(k) = G \cdot f[a_1 g(k-1) - \dots - a_{n_y} g(k-n_y) + b_1 u(k-1) + \dots + b_{n_u} u(k-n_u)] \quad (3.7)$$

Figura 14 – Esquemático do modelo de Wiener



Fonte: Própria Autoria

Nota-se da Equação 3.6 que o sinal de entrada $u(k)$ e o sinal de saída $y(k)$ têm suas características influenciadas pela não-linearidade estática.

3.3.3 Não-Linearidade Estática do Conversor

Quando a função estática de um sistema é desconhecida, a não-linearidade deve ser experimentada modificando-se a variável manipulada do sistema para obter o valor desejado da variável controlada. Para o caso do conversor elevador de tensão, observa-se os valores de tensão de saída em relação a variação da razão cíclica de $D = 0.15$ até $D = 0.6$ através da simulação do circuito da Figura 8 ou experimentando a tensão de saída pela Equação 2.6. Utilizando-se a ferramenta *Curve Fitter*, do MATLAB, obtém-se uma estimativa da equação em tempo discreto da variável intermediária $g(k)$ em função dos dados de entrada $u(k)$ por interpolação polinomial de terceira ordem, resultando no polinômio aproximado conforme visto na Figura 15(a). A relação estática para o modelo de Hammerstein e Wiener é dado por:

$$f(x) = 422.2 \cdot x^3 - 224.1 \cdot x^2 + 131.2 \cdot x + 50.16 \quad (3.8)$$

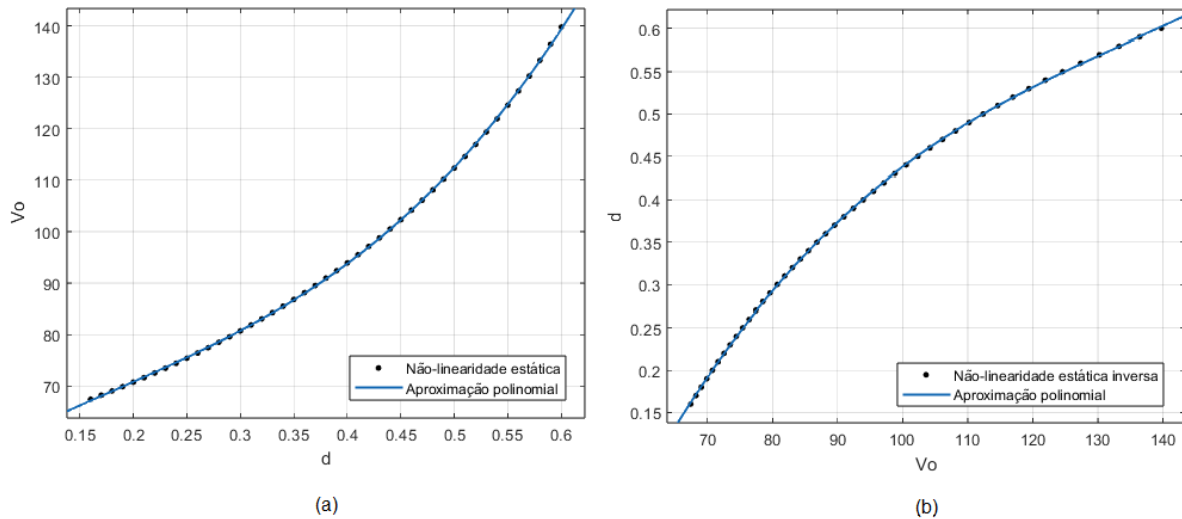
Reescrevendo para o modelo de Hammerstein, em que a função estática é relacionada pelo sinal de entrada $u(k)$ e pelo sinal intermediário $g(k)$, obtém-se:

$$g(k) = 422.2 \cdot u(k)^3 - 224.1 \cdot u(k)^2 + 131.2 \cdot u(k) + 50.16 \quad (3.9)$$

Para o modelo de bloco interconectado de Wiener a variável intermediária é obtida através da função inversa de $f(x)$, que por aproximação linear de terceira ordem é estimado a função estática inversa $f(x)^{-1}$ em função da saída $y(k)$. O ajuste adequado é observado na Figura 15(b) e é determinado pela seguinte equação:

$$g(k) = 6.06 \times 10^{-7} \cdot y(k)^3 - 2.462 \times 10^{-4} \cdot y(k)^2 + 3,678 \times 10^{-2} y(k) - 1.385 \quad (3.10)$$

Figura 15 – Curva da não-linearidade estática do conversor CC-CC Boost



Fonte: Própria Autoria

3.4 Algoritmo de Estimação de Mínimos Quadrados Recursivo

O método abordado na estimação dos parâmetros dos modelos discutidos tem como base o estimador de mínimos quadrados, este sendo uma técnica matemática para redução do erro quadrático entre os dados medidos e os dados estimados, que também possui desempenho ótimo para o tratamento de ruídos presentes na saída. Em um sistema, diversas interferências suscitam na dinâmica do processo, como desgastes, falhas e não-linearidades, que mesmo dispondo dos dados de entrada e saída para um determinado tempo de operação, a dinâmica do processo tende a mudar para longos períodos de funcionamento, implicando assim em uma nova dinâmica que deve ser prevista na estimação. Dessa forma, o estimador de mínimos quadrados recursivo é um

algoritmo geralmente utilizado para estimações online devido aos parâmetros serem definidos a medida que novos dados de entrada e saída são gerados. São comumente utilizados para atualização constante dos parâmetros, assegurando a funcionalidade e desempenho do modelo para operações duráveis.

Em Coelho e Coelho (2004) e Aguirre (2007) é realizado o equacionamento para minimizar a função erro pelo método de mínimos quadrados por estimação recursiva. Portanto, define-se a saída do sistema pela seguinte equação:

$$y(k) = \psi_k^T \theta + e(k) \quad (3.11)$$

Considerando que o ruído $e(k)$ seja estacionário e tenha uma covariância constante, ou seja, a esperança do ruído é igual a zero ($E[e(k)] = 0$) e a covariância dada por $cov[e(k)] = R$, pode-se reescrever a Equação 3.11 como:

$$y(k) = \psi_k^T(k-1)\Theta_k + \xi(k) \quad (3.12)$$

Portanto a Equação 3.12 define através do vetor de regressores $\psi_k^T(k-1) \in \mathbb{R}^{n_\theta}$ modificado pelo vetor de parâmetros $\Theta_k \in \mathbb{R}^{n_\theta}$ e somado ao resíduo $\xi(k)$ o sinal de saída do sistema. Esses vetores são formados no instante k , em que $\psi_k(k-1)$ representa os valores de entrada, saída e demais sinais do sistema medidos na iteração $k-1$, enquanto que Θ_k são os coeficientes que modificam os termos do vetor de regressores. O estimador de mínimos quadrados tem como objetivo minimizar o resíduo $\xi(k)$ gerado pela diferença entre o sinal de saída medido $y(k)$ e o sinal de saída estimado $\psi_k^T(k-1)\Theta_k$. Para simplificação das equações será omitido a indicação $(k-1)$.

No contexto de estimação recursiva, é expresso Θ_k em função do vetor de parâmetros na iteração anterior Θ_{k-1} e da saída na iteração atual $y(k)$. Estes são respectivamente modificados pelas matrizes $J_k \in \mathbb{R}^{n_\theta \times n_\theta}$ e $K_k \in \mathbb{R}^{n_\theta \times 1}$ para garantir que o vetor de parâmetros Θ_k tenha uma ótima estimativa (AGUIRRE, 2007). Esses requisitos são atendidos pela seguinte equação:

$$\Theta_k = J_k \Theta_{k-1} + K_k y(k) \quad (3.13)$$

Porém, para que seja obtido estimativas confiáveis são feitas duas restrições:

- I O vetor de parâmetros estimados deve ser não polarizado, ou seja, $E[\Theta] - \theta = 0$;

II A covariância dos dados estimados deve ser a mínima possível, então $\text{cov}[\Theta] \rightarrow 0$.

3.4.1 Atualização Recursiva Não Polarizada

Para que o algoritmo não seja prejudicado por ruídos, e portanto, estimar parâmetros pouco eficientes para os modelos, deve-se considerar que o estimador recursivo é não polarizado $E[\Theta] = \theta$. Logo, através da manipulação algébrica dessa restrição e da Equação 3.13, obtém-se:

$$\theta_k = J_k E[\Theta_{k-1}] + K_k E[y(k)] \quad (3.14)$$

que substituindo-se a Equação 3.11 em 3.14, como também considerando que a esperança do resíduo é nula e $\theta_k = E[\Theta_k]$, tem-se que:

$$\begin{aligned} \theta_k &= J_k \theta_k + K_k E[\psi_k^T \Theta_k] + K_k E[\xi(k)] \\ \theta_k &= J_k \theta_k + K_k \psi_k^T \theta_k + 0 \\ I &= J_k + K_k \psi_k^T \end{aligned} \quad (3.15)$$

onde $I \in \mathbb{R}^{n_\theta \times n_\theta}$ é a matriz identidade.

Isolando J_k da Equação 3.15 e substituindo-a na Equação 3.13, obtém-se o valor de Θ_k :

$$\begin{aligned} \Theta_k &= (I - K_k \psi_k^T) \Theta_{k-1} + K_k y(k) \\ \Theta_k &= \Theta_{k-1} - K_k \psi_k^T \Theta_{k-1} + K_k y(k) \\ \Theta_k &= \Theta_{k-1} + K_k (y(k) - \psi_k^T \Theta_{k-1}) \end{aligned} \quad (3.16)$$

Portanto, o vetor de parâmetros no instante atual depende do valor estimado na iteração anterior Θ_{k-1} e do ganho K_k que modifica o erro de predição, como também chamado de inovação $y(k) - \psi_k^T \Theta_{k-1}$. Vale ressaltar que a diferença do resíduo e da inovação, resumidamente, se dá pela utilização do vetor de parâmetros por estes no instante k e $k - 1$, respectivamente. Sendo assim, a ordem para obtenção de Θ_k é dada por:

1. Inovação: $\eta(k) = y(k) - \psi_k^T \Theta_{k-1}$
2. Resíduo: $\xi(k) = y(k) - \psi_k^T \Theta_k$
3. Ganho: K_k

O ganho K_k é definido pela aplicação da mínima covariância de Θ_k .

3.4.2 Atualização Recursiva de Mínima Covariância

Para a determinação do ganho K_k no instante atual torna-se necessário o conhecimento da matriz de covariância $P_k = \text{cov}(\Theta_k) \in \mathbb{R}^{n_\theta \times n_\theta}$ no instante $k - 1$. A covariância de um valor x qualquer é definido como $\text{cov}(x) = E[xx^T] - E[x]E[x^T]$. Logo, pode-se encontrar a relação entre o ganho e a matriz de covariância pela substituição da Equação 3.15 nessa definição:

$$P_k = E[(I - K_k \psi_k^T) \Theta_{k-1} + K_k y(k) - \Theta_k] \cdot [(I - K_k \psi_k^T) \Theta_{k-1} + K_k y(k) - \Theta_k]^T \quad (3.17)$$

que realizando manipulações algébricas como a substituição da Equação 3.14 e 3.16 e considerando a média nula do ruído (não polarizado), obtém-se a matriz de covariância P_k :

$$P_k = (I - K_k \psi_k^T) P_{k-1} (I - K_k \psi_k^T)^T + K_k R K_k^T \quad (3.18)$$

onde $R = E[e(k) \cdot e(k)^T]$ representa a covariância do ruído.

Logo, a matriz de covariância do vetor de parâmetros P_k é determinada pela mesma matriz no instante $k - 1$ e pelo vetor de regressores ψ , em que o ganho K_k ainda é desconhecido. Para encontrar valores mínimos de P_k , é necessário calcular a matriz de ganho que solucione tal problema. Portanto, deriva-se a Equação 3.18 em relação a K_k e iguala a zero para encontrar o ganho que minimiza a matriz de covariância P_k .

$$K_k = P_{k-1} \psi_k \cdot (\psi_k^T P_{k-1} \psi_k + R)^{-1} \quad (3.19)$$

Desse modo, pode-se estimar recursivamente os valores do vetor de parâmetros θ pelas Equações 3.19, 3.16 e 3.18.

$$\begin{cases} K_k = P_{k-1} \psi_k \cdot (\psi_k^T P_{k-1} \psi_k + R)^{-1} \\ \Theta_k = \Theta_{k-1} + K_k (y(k) - \psi_k^T \Theta_{k-1}) \\ P_k = (I - K_k \psi_k^T) P_{k-1} (I - K_k \psi_k^T)^T + K_k R K_k^T \end{cases} \quad (3.20)$$

Sendo assim, o grau de confiança que se tem nos dados estimados de Θ_k depende da magnitude dos elementos da diagonal principal da matriz de covariância P_k , que para valores pequenos, representa uma boa estimativa pela redução do erro, e para valores grandes, maior será a correção para atingir diagonais de tamanho menor (COELHO; COELHO, 2004). Para os

algoritmos recursivos, na primeira iteração, o valor inicial para a matriz de covariância deve ser iniciado com valores $P_0 > I \times 10^3$ para que o valor inicial do vetor de parâmetros estabelecido por $\Theta_0 = 0$ não tenha impacto na estimação dos valores seguintes. Portanto, a inicialização do processo definindo Θ_0 e P_0 deve possuir uma matriz de covariância de magnitude elevada, em que o ganho K_k é calculado para minimização desta, assim resultando na aproximação dos dados para $K_k \rightarrow 0$ e $\Theta_k \cong \Theta_{k-1}$. A inicialização também pode ser obtida pela estimação do vetor de parâmetros por algoritmos de batelada que aceleraram a convergência dos parâmetros, e portanto, adquirem-se valores de melhor desempenho para uma quantidade menor de iterações.

3.4.3 Estimador de Mínimos Quadrados Recursivo

Dessa forma, foi formulado o procedimento para uma atualização recursiva, do qual emprega-se os valores da saída $y(k)$ e o vetor estimado θ_{k-1} , para atualizar o vetor de parâmetros θ_k . À vista disso, é derivado um algoritmo recursivo baseado no estimador de mínimos quadrados. O estimador MQR é escrito a seguir:

$$\Theta_k = [\psi_k^T \psi_k]^{-1} \psi_k^T y(k) \quad (3.21)$$

De forma análoga ao procedimento de estimação recursiva formulado, onde o vetor no instante atual é determinado através de instantes anteriores, reescreve-se a Equação 3.21 para o vetor estimado no instante $k - 1$, o qual resulta na Equação 3.16. Porém, a matriz de ganho K_k é desconhecida, sendo assim calculada a covariância do vetor de parâmetros MQR, que portanto, resulta na matriz de covariância:

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} \psi_k \cdot (\psi_k^T P_{k-1} \psi_k + 1)^{-1} \cdot (\psi_k^T P_{k-1}) \quad (3.22)$$

A matriz de ganho é então encontrada a partir da Equação 3.22, sendo dada por:

$$K_k = P_{k-1} \psi_k \cdot (\psi_k^T P_{k-1} \psi_k + 1)^{-1} \quad (3.23)$$

Portanto, organizando-se as Equações 3.21, 3.22 e 3.23 para o ordem em que os dados são estimados, obtém-se o estimador de mínimos quadrados recursivo.

$$\begin{cases} K_k = P_{k-1} \psi_k \cdot (\psi_k^T P_{k-1} \psi_k + 1)^{-1} \\ \Theta_k = \Theta_{k-1} + K_k (y(k) - \psi_k^T \Theta_{k-1}) \\ P_k = P_{k-1} - K_k \psi_k^T P_{k-1} \end{cases} \quad (3.24)$$

A Equação 3.24, é considerada geral para as representações lineares, que dependendo do modelo, inclui-se a estimação do vetor de resíduos ξ . Nota-se que existe uma grande semelhança entre o procedimento de atualização recursiva para o $\Theta = J_k \Theta_{k-1} + K_k y(k)$ e o $\Theta_k = [\psi_k^T \psi_k]^{-1} \psi_k^T y(k)$, sendo a diferença entre ambos resultante do cálculo da matriz de covariância $P_k = cov[\Theta_k]$ (AGUIRRE *et al.*, 1998).

3.5 Aquisição dos Dados

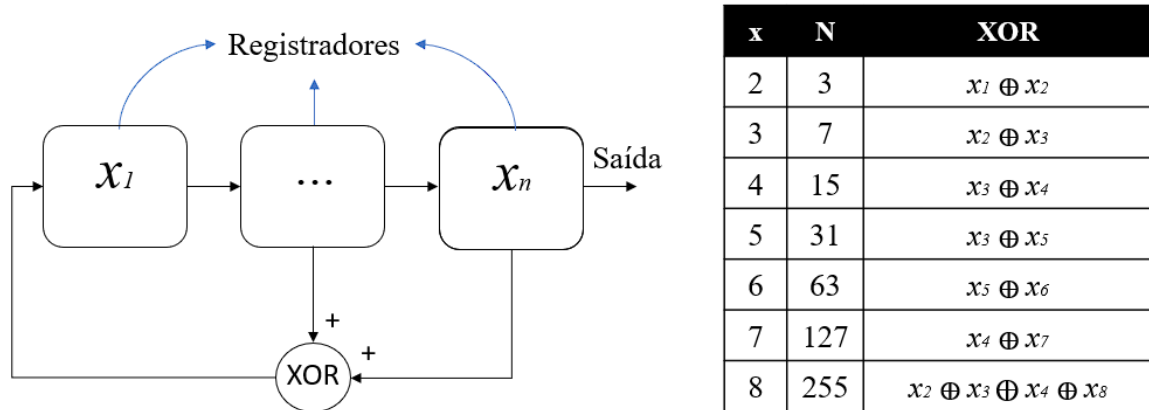
A criação de um sinal PRBS é amplamente utilizado em identificação de sistemas devido a capacidade desses na excitação dos dados de entrada para reprodução das características essenciais dos dados de saída de uma planta. Este sinal não é uma sequência verdadeiramente aleatória, visto que a sequência de valores produzidas, que alterna entre duas amplitudes, repetem-se em determinados períodos de tempo $T = N_p \cdot T_p$. Portanto, sequências longas do sinal binário tornam-se equivalentes a dados aleatórios, sendo assim usados por Aguirre *et al.* (2000) e Husin *et al.* (2010) a sequência binária pseudo-aleatória do tipo comprimento máximo, tendo o comprimento definido por:

$$N = 2^x - 1 \quad (3.25)$$

Onde x é o número de registradores de deslocamento responsáveis por armazenar os bits, que definido o comprimento do sinal de excitação, é realizado a operação lógica OU-Exclusivo (XOR) pela combinação de registros, modificando-os e consequentemente resultando em saídas pseudo-aleatórias. Na Figura 16 é observado o circuito e as combinações de registradores necessárias para gerar sinais PRBS de comprimento máximo.

Portanto, é evidente quais parâmetros são necessários para geração do sinal de excitação PRBS, são eles: a amplitude máxima e mínima do dado de entrada, o número de registradores (n) que consequentemente estabelece o tamanho da sequência (N_p) e o tempo mínimo de permanência entre as amplitudes fixadas (T_p).

Figura 16 – Estrutura e combinações do circuito gerador de sinais PRBS



Fonte: Própria Autoria

3.5.1 Características Adotadas para a Geração do Sinal PRBS

Utilizando-se a técnica PWM com frequência de $f = 30 \text{ kHz}$ determina-se variação da razão cíclica do conversor para o ponto de máxima excursão que é definido pelo valor $D = 0,479$ e o de mínima por $D_{90\%} = 0,4212$, sendo a variação destes os dados de entrada para a identificação do processo.

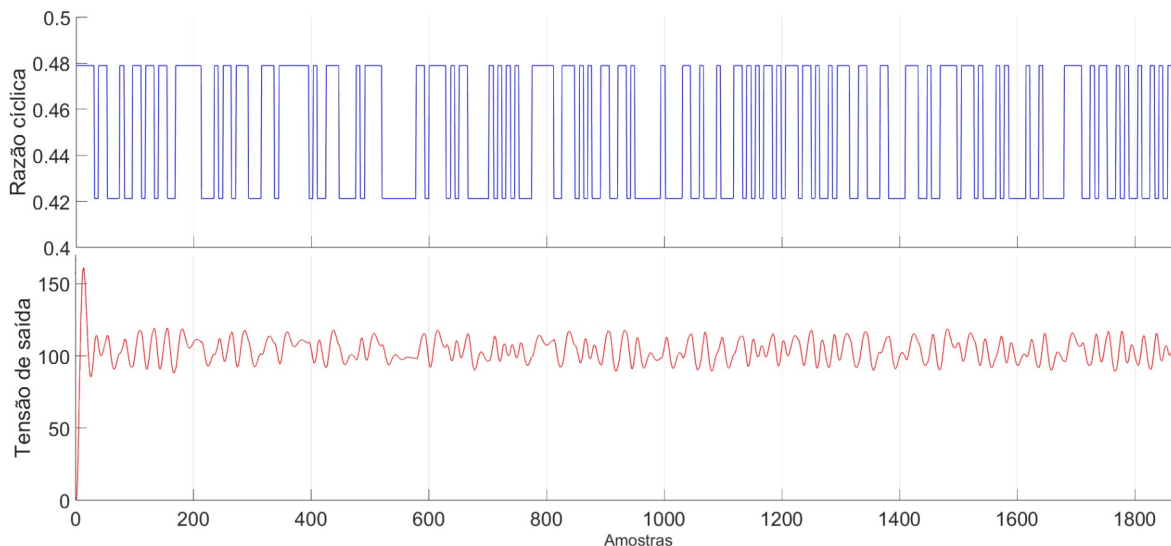
Para realizar a excitação do sistema deve-se realizar o chaveamento de tal forma que a dinâmica seja identificada para diversas frequências, dessa forma, para encontrar a variável de tempo mínimo de permanência T_p , determina-se que esta seja 10 vezes menor que o tempo de acomodação do circuito do conversor boost. Em caso de T_p ser curto demais, a dinâmica não é observada, e se for longa figura-se como um degrau, implicando também em uma baixa dinâmica identificada. Logo, considerando a operação nominal conforme visto na Figura 9, observa-se que o tempo de acomodação é de $T_s = 7,3 \text{ ms}$, portanto determina-se $T_p = 730 \text{ } \mu\text{s}$.

Por fim, o parâmetro do número de bits escolhido foi de $n = 8$, sendo assim a sequência é repetida a cada $T = 186,2 \text{ ms}$, sendo o tamanho suficiente para que a identificação não adapte-se ao sinal gerado devido a periodicidade. Logo, com todas as características estabelecidas, pode-se então simular a aplicação dos dados de entrada do sistema $u(k)$, representado pela variação da razão cíclica, para aquisição da tensão de saída $y(k)$.

O tempo de simulação para o dado conversor foi de $t = T$, em que utilizando-se o tempo de amostragem igual a $T_a = 100 \text{ } \mu\text{s}$, resultou em 1862 amostras observadas pela Figura 17, sendo metade usadas para estimação dos parâmetros e a outra metade disponível para métodos

de validação.

Figura 17 – Dados do sinal de entrada e saída do conversor elevador de tensão



Fonte: Própria Autoria

3.6 Seleção da Ordem do Modelo

Nessa seção será adotado o critério de informação de Akaike para determinar a ordem da estrutura ARX de acordo com os dados de entrada e saída obtidos e identificados de forma *off-line*. A ordem para o modelo ARX foi replicada para as representações de Hammerstein e Wiener.

3.6.1 Critério de Informação de Akaike

A representação utilizada para um sistema possui ordem η_θ , que através do aumento dessa, melhor será o desempenho dos modelos em reproduzir a dinâmica do processo. Porém, não basta apenas aumentar a ordem do modelo de forma precipitada, pois dessa forma, o poder computacional para estimar os parâmetros de ordens elevadas são maiores, originando também parâmetros que pouco influenciam na caracterização do sistema. Sendo assim, foi formulado por Hirotugu Akaike a estimação mínima de parâmetros pelo Critério de Informação de Akaike baseado no princípio da verossimilhança (AKAIKE, 1998).

Esse critério define o número de termos (regressores) que devem ser utilizados no modelo paramétrico com o objetivo de estabelecer estruturas com perdas na informação

minimizadas, sendo assim, o critério de seleção desqualifica os modelos candidatos simples que não conseguem representar bem a dinâmica do sistema como também demonstra a ineficiência de representações com ordens elevadas (CAVANAUGH; NEATH, 2019). Vale ressaltar que o AIC seleciona a melhor ordem do modelo em questão e não especifica se o modelo é o melhor para os dados simulados. Para realizar a quantificação do critério AIC, a equação a seguir é utilizada:

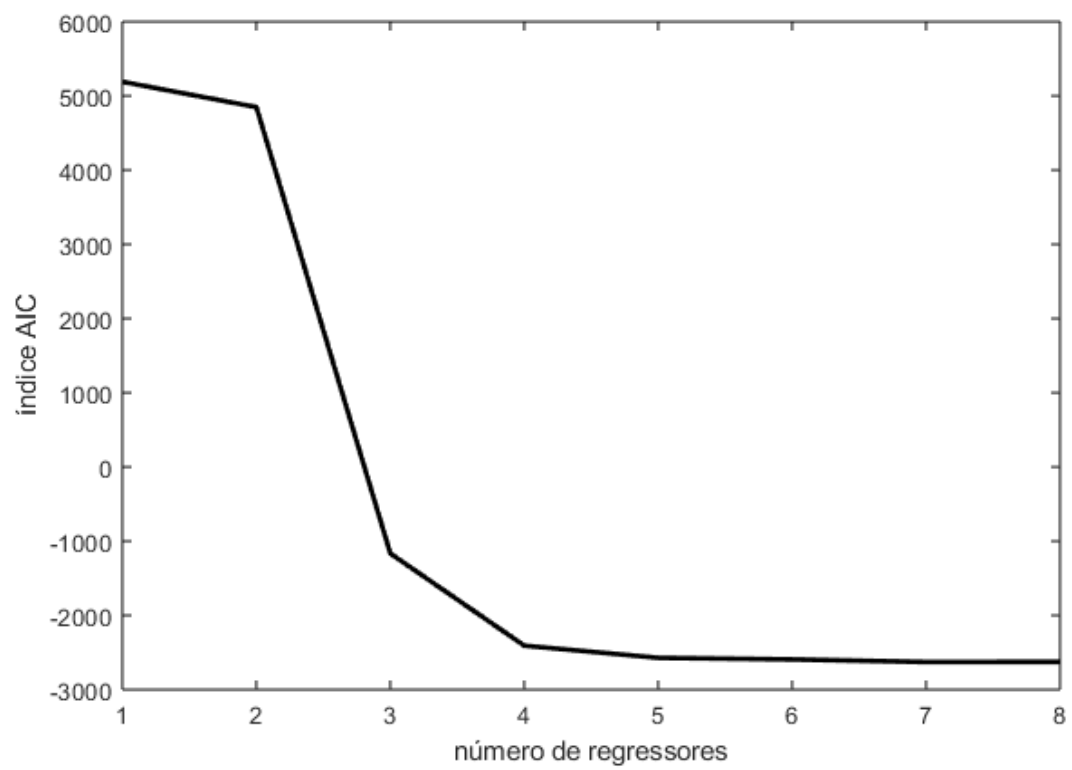
$$AIC(\eta_{\theta}) = -N \cdot \ln[\sigma^2(\eta_{\theta})] + 2 \cdot \eta_{\theta} \quad (3.26)$$

Sendo que $\sigma^2(\eta_{\theta})$ é a variância do erro de modelagem (resíduos), η_{θ} é o número de parâmetro do modelo e N a quantidade de amostras. Pela Equação 3.26, a função estatística de log-verossimilhança na esquerda é responsável por explicar a concordância entre o modelo escolhido e os dados conhecidos a priori do sistema, enquanto o da direita é chamado de termo de penalidade que corrige a tendência (viés) presente nos dados de entrada e saída. Nota-se que o crescimento da ordem do modelo implica na geração de resíduos menores, que em contraste com a quantidade de termos, minimiza o valor AIC, caso a penalidade pela adição de termos não influencie drasticamente no valor final. Quando a magnitude do índice AIC possuir uma variação pequena, a adição do número de parâmetros resulta em termos desnecessários, definindo-se assim a quantidade de parâmetros no ponto de máxima variação entre os valores do índice AIC.

3.6.2 Ordem Selecionada

Logo, aplicando-se a Equação 3.26 com os dados obtidos da razão cíclica e da tensão de saída, calculou-se o índice AIC para determinar o número de termos regressivos para a representação ARX. O número de termos observado na Figura 18 é implementado inicialmente com a adição de um termo na saída $\eta_{\theta} = 1$, sendo incrementado com adição do termo regressivo na entrada $\eta_{\theta} = 2$, repetindo o processo de adição da ordem alternadamente entre a saída e a entrada. Pode-se então definir o número da ordem do modelo para $\eta_{\theta} = [n_a = 2, n_b = 2] = 4$ que tem o menor valor AIC e sem variações significativas entre maiores números de termos.

Figura 18 – Valor do índice AIC com o aumento da ordem η_θ



Fonte: Própria Autoria

4 RESULTADOS

Neste capítulo é apresentado os resultados da estimação do vetor de parâmetros pelo algoritmo MQR das representações ARX, Hammerstein e Wiener, em que a função de transferência no tempo discreto e contínuo são obtidas. Em seguida, as 931 amostras iniciais adquiridas conforme Figura 17 são utilizadas para execução do algoritmo de mínimos quadrados recursivo, convergindo o vetor de parâmetros para valores com erro de ajuste minimizado. Os resultados da estimação de parâmetros para as representações pelo método de mínimos quadrados recursivo são comparadas através de três técnicas para validação, são elas: a predição de infinito passos a frente ou simulação livre, pela resposta ao degrau e em malha fechada.

A validação por simulação livre consiste na predição dos valores de saída $y(k)$ através do vetor de regressores e de parâmetros. Os dados para inicialização é definido pelas 931 amostras dos dados de entrada $u(k)$ não utilizadas na estimação do vetor de parâmetros. Para complementar a análise do desempenho alcançado pelo modelo identificado, verifica-se a dinâmica do modelo frente a aplicação do degrau. Dois testes são realizados aplicando-se o degrau ao sinal de entrada: no primeiro teste, com o sistema em repouso, o valor da razão cíclica inicia em $D = 0,479$, que após 10 ms de operação varia para um valor de $D = 0,4212$. E de forma análoga é realizada o segundo teste, em que partindo do repouso, porém com valor inicial da razão cíclica em $0,421$, é modificado após 10 ms para $0,479$.

Por fim, um controle proporcional-integral (PI) é projetado através da ferramenta *Root Locus* (MATLAB) para a validação em malha fechada. Portanto, é observado a variação da razão cíclica no circuito para o compensador projetado a partir das funções de transferência estimadas, como também avaliado a resposta do sistema para a variação da carga operando a 50% de seu valor nominal.

4.1 Critério de Desempenho

Para quantificar a semelhança entre os resultados obtidos da comparação entre o sistema simulado e os modelos considerados são utilizados dois índices estatísticos: a raiz do erro quadrático médio (*Root Mean Square Error*) (RMSE) e o erro percentual absoluto médio (*Mean Absolute Percentage Error*) (MAPE).

O índice RMSE demonstra através da amplitude, sendo valores pequenos ideais, o quão semelhante estão os dados examinados. A equação desse método é dado pelo somatório

dos resíduos ao quadrado $\xi(k)^2$ dividido pela quantidade de amostras N que são geradas a cada iteração do algoritmo, e para ajustar a proporção do valor final, a raiz quadrada é aplicada.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^N [y(k) - \psi_k^T \Theta]^2} \quad (4.1)$$

Já o índice MAPE calcula o percentual que os dados a serem avaliados diferem do dado real, que assim como o RMSE, sinalização de amplitudes baixas indicam uma boa estimativa do modelo proposto. O cálculo assume que o resíduo de cada iteração do algoritmo é dividido pelo valor real no instante k , dividindo o somatório das iterações pela quantidade de amostras N consideradas.

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \cdot \sum_{k=1}^N \frac{y(k) - \psi_k^T \Theta}{y(k)} \quad (4.2)$$

4.2 Modelo Linear ARX

Para inicialização das equações recursivas é adotado o valor para $\Theta_0 = 0$ e $P_0 = 1 \times 10^4$. Assim, são executadas 931 iterações pelo algoritmo para convergência do vetor de parâmetro do modelo linear.

$$\Theta_k = \begin{matrix} & h & & i \\ = & -1,8130 & 0,8784 & -1,7363 & 16,7886 \end{matrix}$$

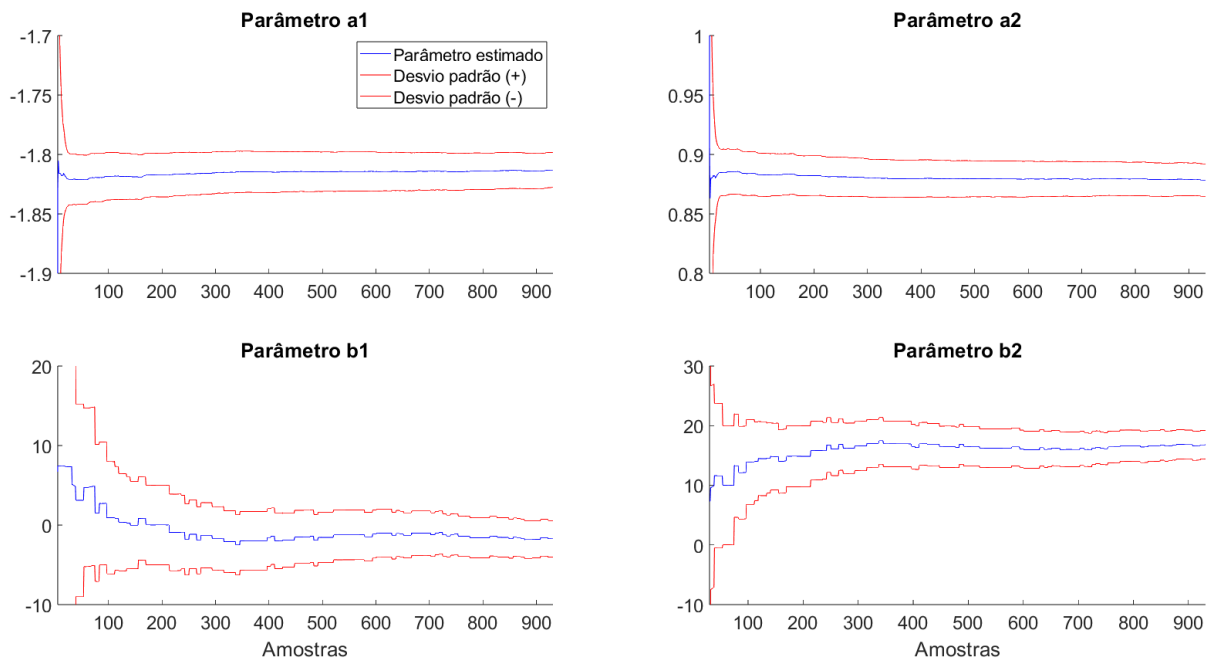
Os gráficos das estimativas, com os respectivos desvios-padrões dos erros de estimação $\sigma = \pm \sqrt{\bar{P}_k}$ somados ao respectivo parâmetro é observado na Figura 19. O desvio padrão da matriz de covariância determina o grau de confiabilidade nos valores estimados. Portanto, nota-se que os parâmetros a_1 e a_2 tiveram valores mais ajustados em relação aos parâmetros b_1 e b_2 conforme visto na Tabela 4. Vale ressaltar que o desvio padrão para o instante $k-1$ é sempre maior que para o instante k , implicando que para uma base maior de dados, o algoritmo possui margem para estimações mais exatas.

Tabela 4 – Resultados da estimação MQR para o modelo ARX

Parâmetro	Valor estimado	Desvio padrão
a_1	-1,8130	0,0147
a_2	0,8784	0,0136
b_1	-1,7363	2,2903
b_2	16,7886	2,4015

Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 19 – Convergência dos valores do vetor de parâmetros do modelo ARX



Fonte: Própria Autoria

A representação linear ARX tem a seguinte equação de regressão quando os valores obtidos do vetor de parâmetros Θ são substituídos na Equação 3.3:

$$y(k) = 1,8130 \cdot y(k-1) - 0,8784 \cdot y(k-2) - 1,7363 \cdot u(k-1) + 16,7886 \cdot u(k-2) \quad (4.3)$$

A transformada Z é aplicada a Equação 4.3, resultando na seguinte função de transferência de tempo discreto:

$$G(z) = \frac{-1,736z + 16,79}{z^2 - 1,813z + 0,8784} \quad (4.4)$$

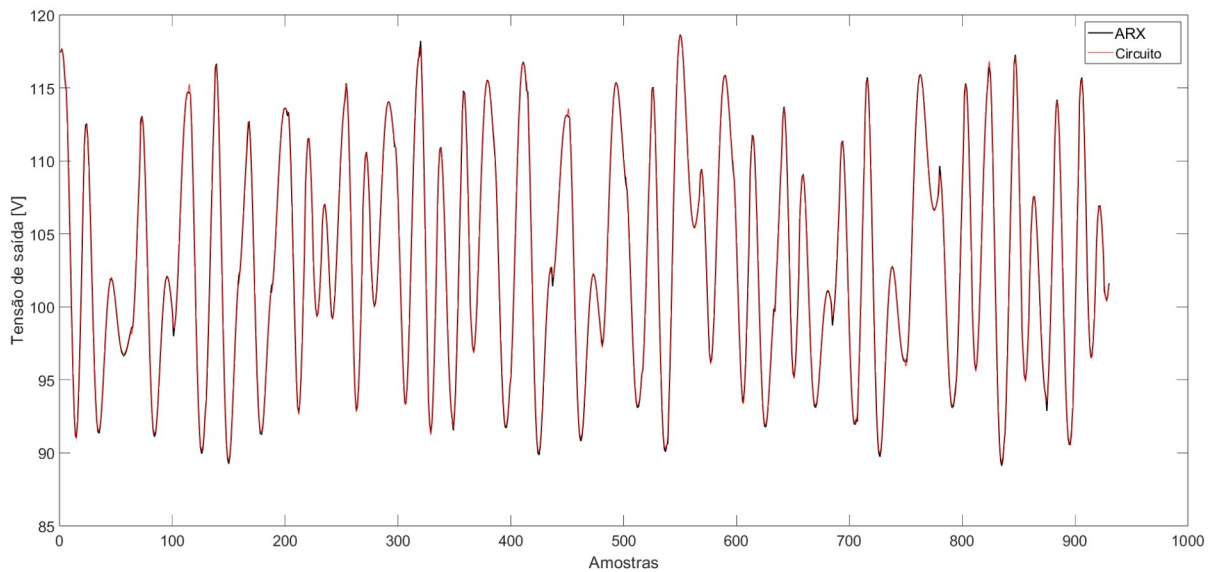
A transformada bilinear de Tustin é um método capaz de localizar os polos e zeros equivalentes de uma função contínua a partir de um sistema discreto, portanto, determina-se pelo comando *d2c* (MATLAB), a função de transferência no tempo contínuo do modelo linear ARX:

$$G(s) = \frac{5,018s^2 - 1,819 \times 10^5 s + 1,631 \times 10^9}{s^2 + 1,318 \times 10^3 s + 7,082 \times 10^6} \quad (4.5)$$

4.2.1 Simulação Livre do Modelo ARX

O sinal de entrada $u(k)$ utilizado para validação consistiu em uma variação da razão cíclica utilizando técnica PWM controlada pelo sinal de excitação PRBS que alterna entre duas amplitudes: $D = 0.4790$ e $D = 0.421$. Dessa forma, obteve-se os dados de saída referentes ao circuito projetado e para o modelo linear ARX ao aplicar o mesmo sinal de entrada $u(k)$. Sendo assim a comparação entre os dois sinais pelo método da predição de infinitos passos à frente resultou nos sinais observados da Figura 20, representando graficamente uma ótima representação do modelo linear para o sistema.

Figura 20 – Simulação livre da representação linear ARX



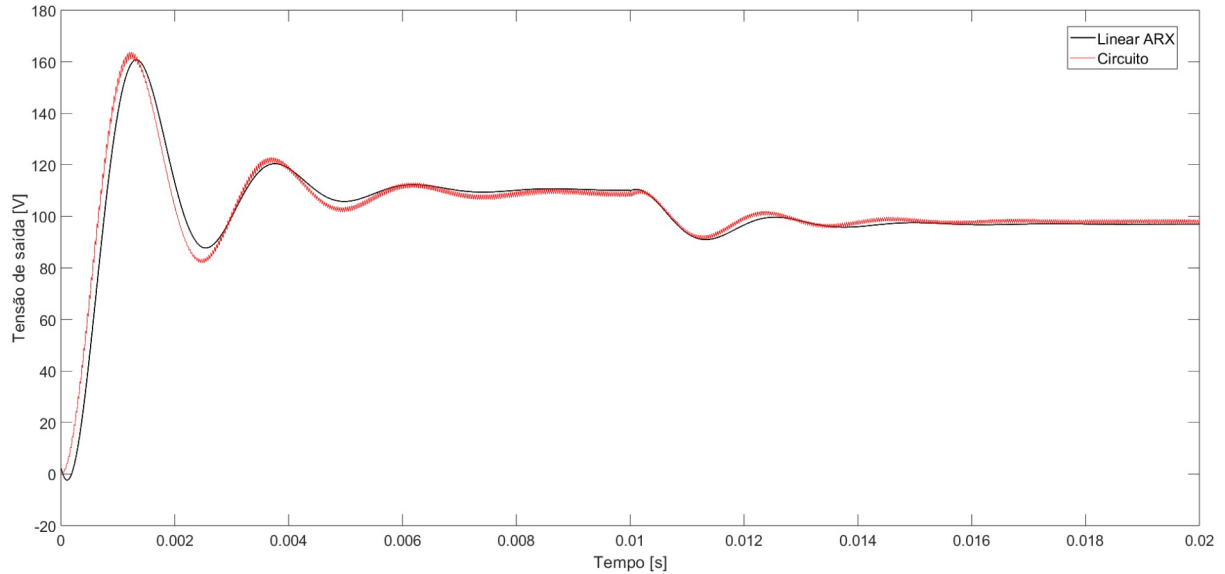
Fonte: Própria Autoria

4.2.2 Resposta ao Degrau do Modelo ARX

Esse método de validação tem como objetivo demonstrar a dinâmica apresentada pelo modelo identificado para o ponto nominal de operação do circuito. A comparação entre o sinal do circuito projetado e o modelo é observado pela Figura 21. Nota-se que para os instantes iniciais, o modelo apresenta um sobressinal negativo (undershoot) característico de sistemas de fase não-mínima, ou seja, na função de transferência há um ou mais zeros no semi-plano direito. Dessa forma, o atraso causado pelo undershoot para um valor de $D = 0,479$ provoca

uma diferença mínima entre os dois sinais durante o tempo de subida e de acomodação. A modificação da razão cíclica para $D = 0,421$ mostra que o modelo representa bem o sobressinal, o tempo de acomodação e o valor em regime permanente para o primeiro caso da resposta ao degrau.

Figura 21 – Resposta ao degrau do modelo linear ARX com variação de $D = 0,479$ para $D = 0,421$



Fonte: Própria Autoria

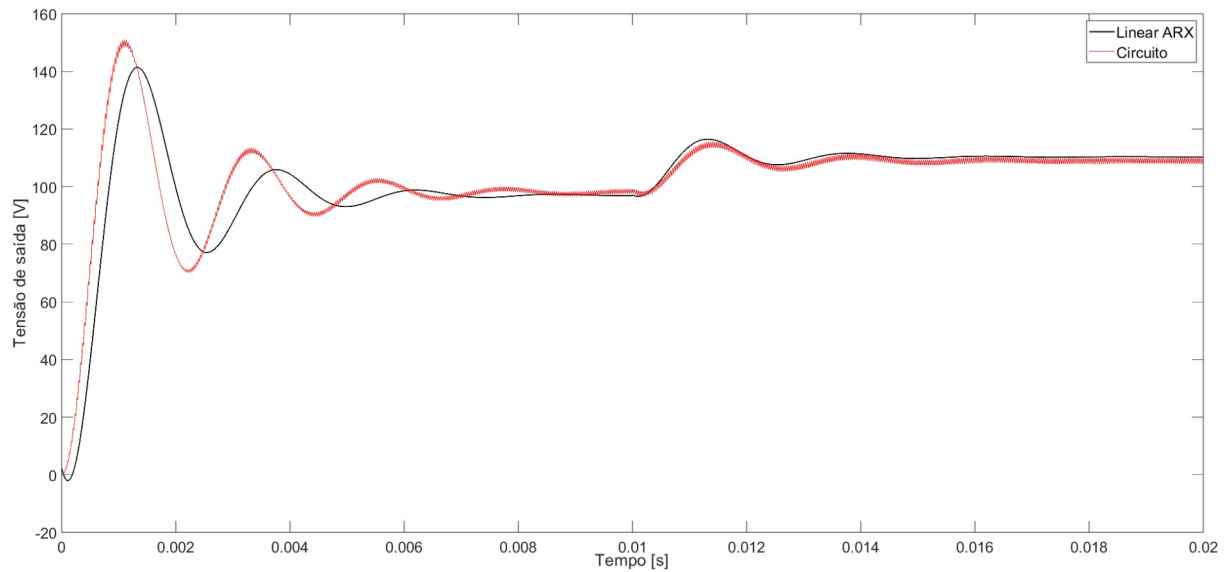
Na Figura 22 é demonstrada a comparação dos sinais da tensão de saída do circuito e do modelo referente a variação inicial da razão cíclica de $D = 0,421$ para $D = 0,479$. Observa-se que o modelo linear para o primeiro degrau não atinge o mesmo sobressinal do sinal de referência, como também há uma defasagem notável para o primeiro degrau aplicado. Para o segundo degrau, operando o sistema no ponto de operação nominal, observa-se que o modelo reproduz bem a dinâmica do sistema.

4.3 Modelo Não-Linear de Hammerstein

Como o modelo de Hammerstein é constituído pela representação linear ARX para estimação dos parâmetros, são então replicados os mesmos valores de inicialização para essa estrutura. Porém, os dados de entrada $u(k)$ são modificados pela não linearidade estática $f(\cdot)$ que produz o novo vetor de parâmetros.

$$\Theta_k = \begin{matrix} & \text{h} & & \text{i} \\ & -1,8170 & 0,8845 & -0,0159 & 0,0842 \end{matrix}$$

Figura 22 – Resposta ao degrau do modelo linear ARX com variação de $D = 0,421$ para $D = 0,479$



Fonte: Própria Autoria

O desvio padrão e o valor do parâmetro alcançado pelo algoritmo MQR é observado pela figura 23. Para o modelo de blocos de Hammerstein, a confiança que se tem nas medidas estimadas é considerada maior que as observadas para o modelo linear ARX, visto que o desvio padrão da matriz de covariância é menor, e portanto, mais próximo do valor que melhor representa o sistema. O resultado da execução do algoritmo para 931 iterações é observado na Tabela 5.

Tabela 5 – Resultados da estimação MQR para o modelo de Hammerstein

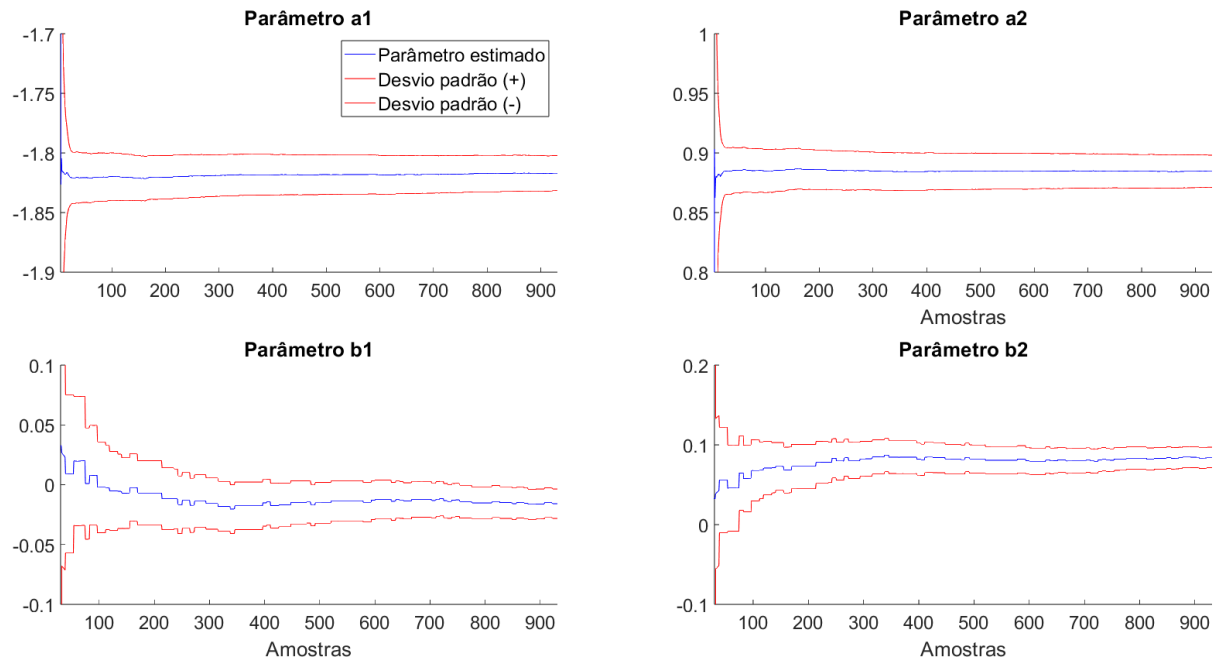
Parâmetro	Valor estimado	Desvio padrão
a_1	-1,8170	0,0147
a_2	0,8845	0,0135
b_1	-0,0159	0,0123
b_2	0,0842	0,0128

Fonte: elaborada pelo autor.

Os parâmetros obtidos do modelo de Hammerstein possui ganho unitário em regime permanente, ou seja, $b_1 + b_2 - a_1 - a_2 = 1$. Portanto é necessário obter o valor do ganho em estado estacionário através da Equação 3.5. Para isso, obteve-se em regime permanente o valor máximo e mínimo da tensão de saída do modelo ARX para a variação da razão cíclica de $D = 0,479$ para $D = 0,421$.

$$G = \frac{110 - 97}{0,479 - 0,421} = 224,9 \quad (4.6)$$

Figura 23 – Convergência dos valores do vetor de parâmetros da representação de Hammerstein



Fonte: Própria Autoria

Logo, pela substituição dos parâmetros estimados e do ganho em estado estacionário na Equação 3.4. A saída do modelo Hammerstein identificado é dado por:

$$y(k) = 3,5728 \cdot y(k-1) - 18,9463 \cdot y(k-2) - 0,0159 \cdot u(k-1) + 0,0842 \cdot u(k-2) \quad (4.7)$$

A partir da transformada Z da Equação 4.7, obtém-se a seguinte função de transferência de tempo discreto:

$$G(z) = \frac{-3,573z + 18,95}{z^2 - 1,817z + 0,8845} \quad (4.8)$$

A função de transferência no tempo contínuo obtida pela transformada de Tustin da Equação 4.8 para o modelo de Hammerstein é, portanto, definida:

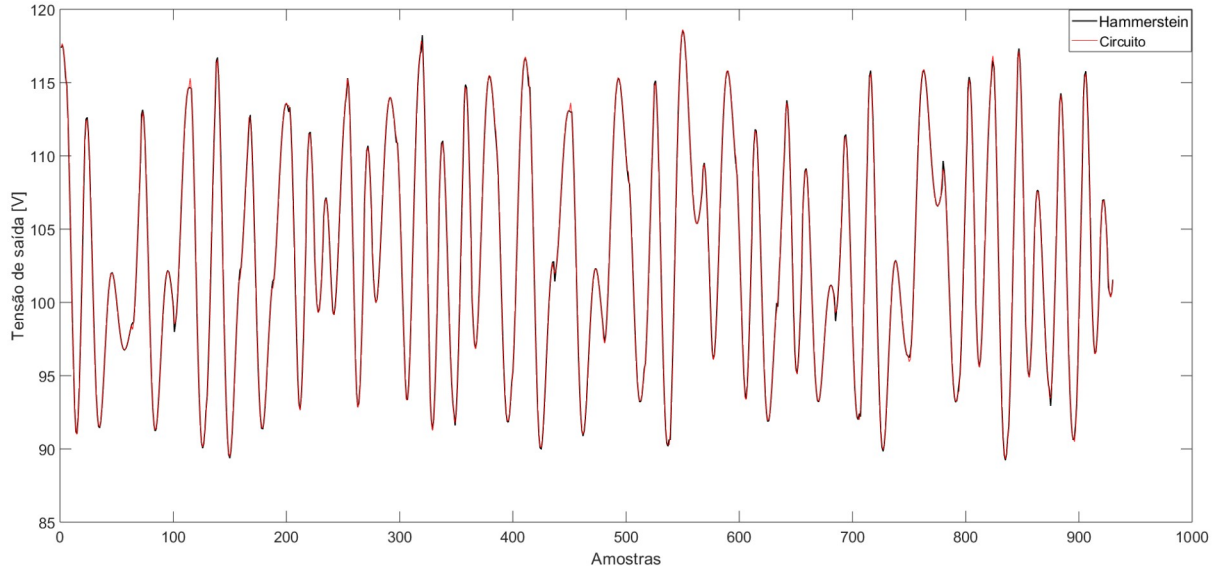
$$G(s) = \frac{6,084s^2 - 2,047 \times 10^5 s + 1,661 \times 10^9}{s^2 + 1,248 \times 10^3 s + 7,299 \times 10^6} \quad (4.9)$$

4.3.1 Simulação Livre do Modelo de Hammerstein

A simulação livre para o modelo de Hammerstein é realizada para as mesmas amostras da representação ARX. Observa-se pela Figura 24 que o modelo não-linear estimado é

capaz de acompanhar a dinâmica do sistema, que difere minimamente da representação linear pelo melhor ajuste aos picos de amplitude.

Figura 24 – Simulação livre do modelo de blocos de Hammerstein



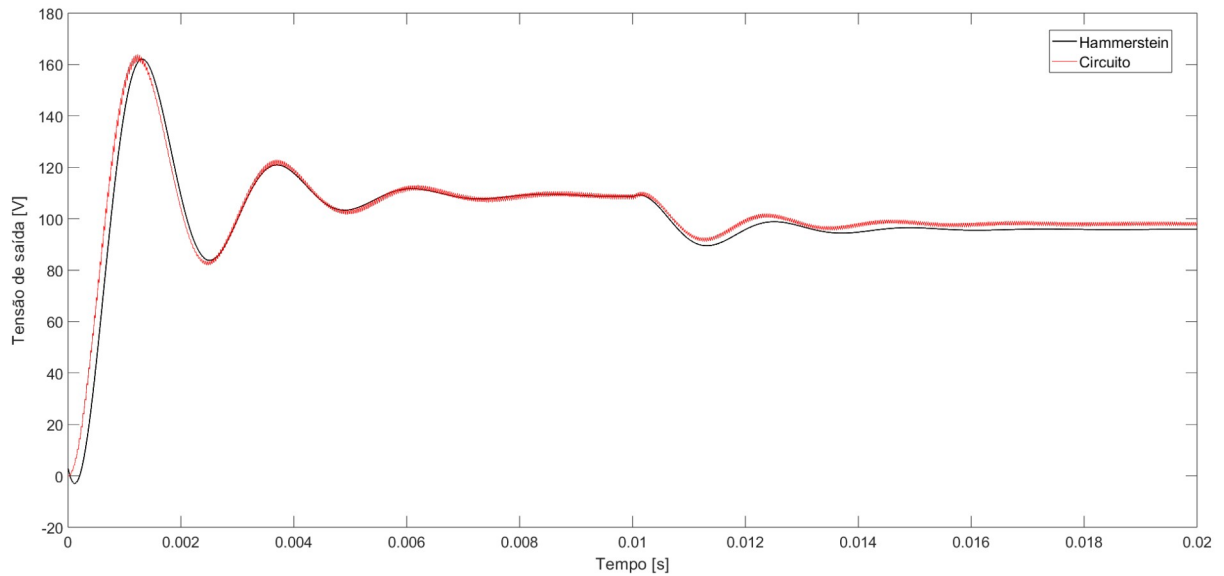
Fonte: Própria Autoria

4.3.2 Resposta ao Degrau do Modelo de Hammerstein

A resposta ao degrau para o valor de razão cíclica $D = 0,479$ e de $D = 0,421$ para o modelo de Hammerstein é apresentada pela Figura 25, em que é comparada ao circuito elevador de tensão projetado. Observou-se que os parâmetros identificados reproduz a dinâmica do sistema em que os sobressinais possuem amplitudes semelhantes e apresentam pouca defasagem entre ambos. No primeiro pico mínimo de tensão no instante $t = 2,5 \text{ ms}$, nota-se que o modelo replica o sinal da planta (sem ripple) até atingir o tempo de acomodação. Quando o valor do degrau é modificado para $D = 0,421$, o sobressinal da representação não-linear é maior que a do circuito, não repetindo o mesmo comportamento de ajuste anterior e provocando um erro em regime permanente de 2,23%.

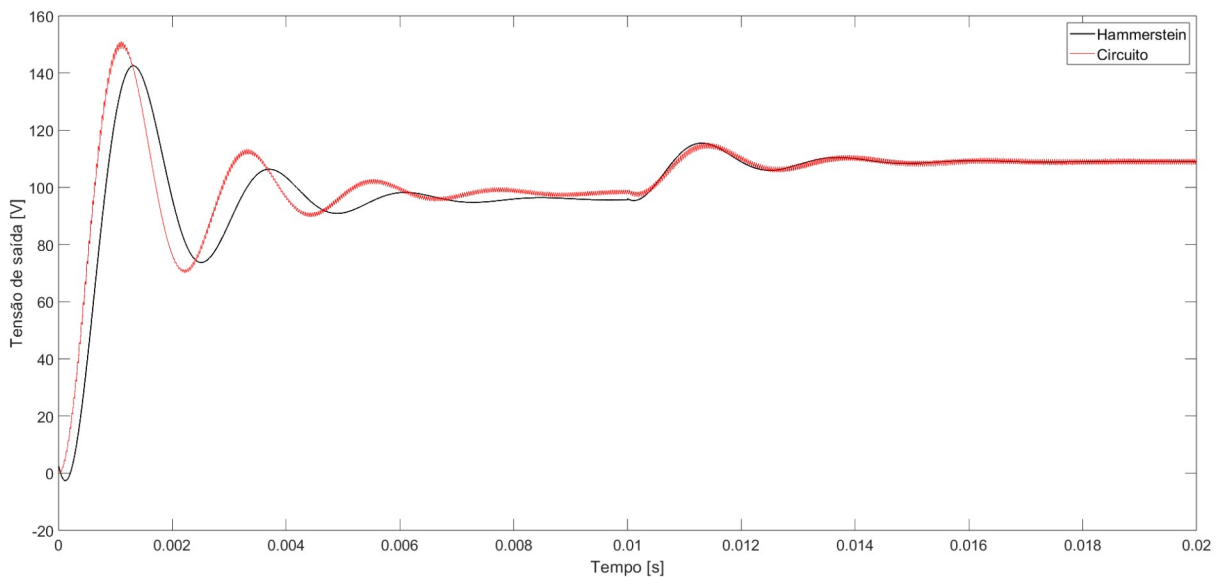
Quando a resposta ao degrau é inicializada com valor de $D = 0,421$ na razão cíclica do modelo de Hammerstein, constata-se uma assincronia similar ao do modelo ARX conforme visto na Figura 26. Observa-se também que o erro em regime permanente tem o mesmo valor que o constatado na Figura 25 para um valor de $D = 0,421$. Porém, quando o segundo degrau de valor $D = 0,479$ é aplicado a ambos sinais, a representação não-linear reproduz um comportamento de sobressinal, de transitório e de valor em regime permanente semelhante ao do sistema projetado.

Figura 25 – Resposta ao degrau do modelo de Hammerstein com variação de $D = 0,479$ para $D = 0,421$



Fonte: Própria Autoria

Figura 26 – Resposta ao degrau do modelo de Hammerstein com variação de $D = 0,421$ para $D = 0,479$



Fonte: Própria Autoria

4.4 Modelo Não-Linear de Wiener

Para o modelo de blocos interconectados de Wiener faz-se necessário a aplicação da não-linearidade estática inversa, em que é obtido o sinal intermediário $g(k)$ através do sinal de saída $y(k)$. O submodelo ARX utilizado na estrutura do modelo de Wiener, juntamente aos dados $g(k)$ e $u(k)$, são então empregados na estimação dos parâmetros pelo algoritmo de mínimos quadrados recursivo.

$$\Theta_k = \begin{matrix} & h & & i \\ \begin{matrix} \Theta_k = \end{matrix} & -1,7000 & 0,7917 & -0.0273 & 0,1176 \end{matrix}$$

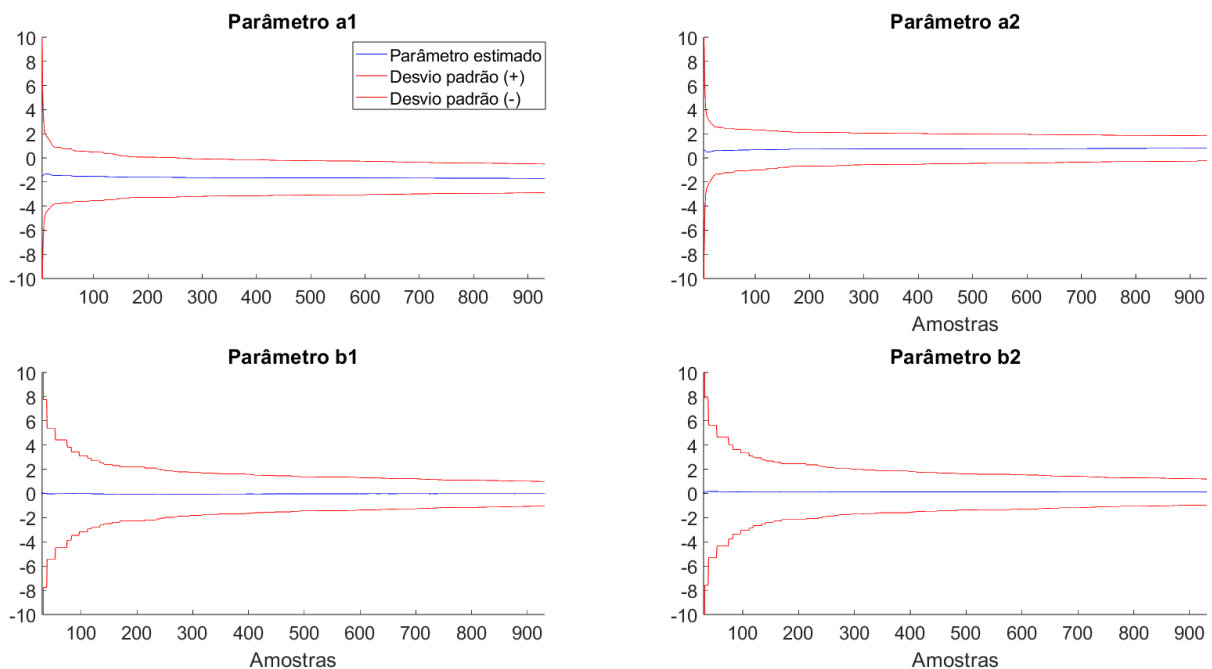
A convergência do desvio padrão e do valor do parâmetro alcançado pelo algoritmo MQR para a estrutura de blocos de Wiener é observado pela figura 27. Para esse modelo, os valores adquiridos e observados pela Tabela 6 evidenciam que o grau de confiabilidade do vetor de parâmetros estimado é pequeno, visto que o desvio padrão apresenta altos índices para todos os parâmetros.

Tabela 6 – Resultados da estimação MQR para o modelo de Wiener

Parâmetro	Valor estimado	Desvio padrão
a_1	-1,7000	1,1840
a_2	0,7917	1,0365
b_1	-0.0273	1,0183
b_2	0,1176	1,0759

Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 27 – Convergência dos valores do vetor de parâmetros da representação de Wiener



Fonte: Própria Autoria

Os parâmetros obtidos para o submodelo linear que sucede a função estática inversa possui ganho unitário em regime permanente como no modelo de Hammerstein, sendo assim,

substitui-se o ganho calculado G na Equação 3.6 para obter a saída, que aplicando a transformada Z , adquire-se a função de transferência de tempo discreto para o modelo de Wiener.

$$y(k) = 1,7000 \cdot y(k-1) - 0,7917 \cdot y(k-2) - 6,1484 \cdot u(k-1) + 26,4519 \cdot u(k-2)$$

$$G(z) = \frac{-6,148z + 26,45}{z^2 - 1,7z + 0,7917} \quad (4.10)$$

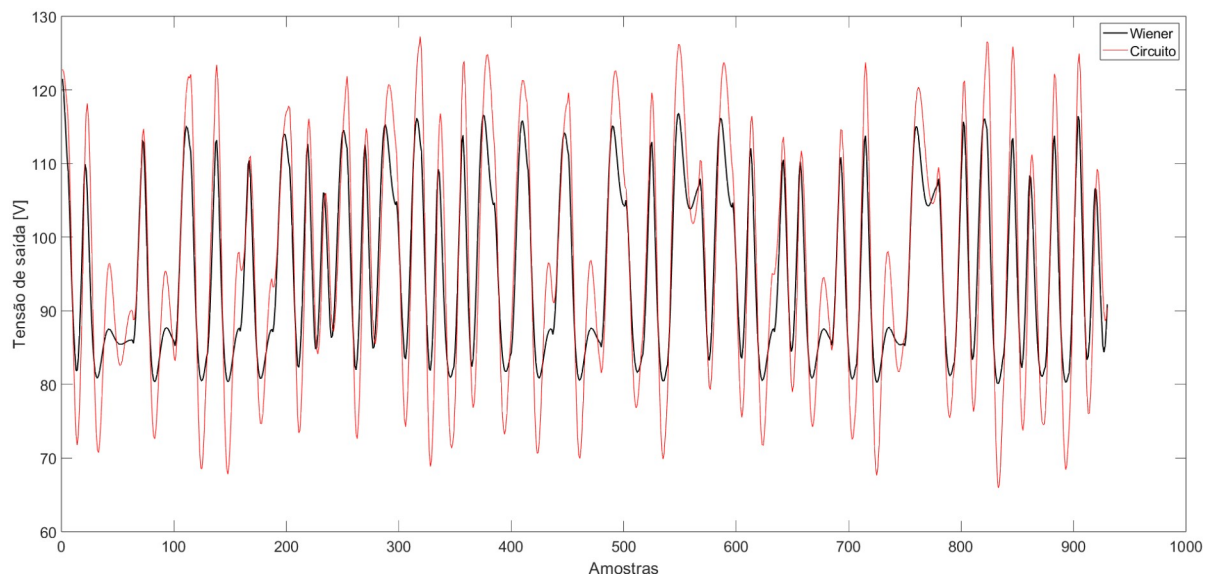
A função de transferência no tempo contínuo do modelo de Wiener é obtida através da transformada de Tustin da equação 4.10, resultando em:

$$G(s) = \frac{9,337s^2 - 3,03 \times 10^5 s + 2,326 \times 10^9}{s^2 + 2,387 \times 10^3 s + 1,05 \times 10^6} \quad (4.11)$$

4.4.1 Simulação Livre do Modelo de Wiener

A predição por infinitos passos à frente do modelo de Wiener utilizando-se os dados de validação é observada na Figura 28, em que é analisada e comparada com a tensão de saída do conversor CC-CC boost projetado. Nota-se para o modelo identificado que a dinâmica do conversor não é bem representada pelos parâmetros estimados. A representação não-linear não consegue representar os sobressinais de tensão do circuito, porém acompanha as transições do sinal de entrada, estando assim em fase ambos os sinais.

Figura 28 – Simulação livre do modelo de blocos de Wiener

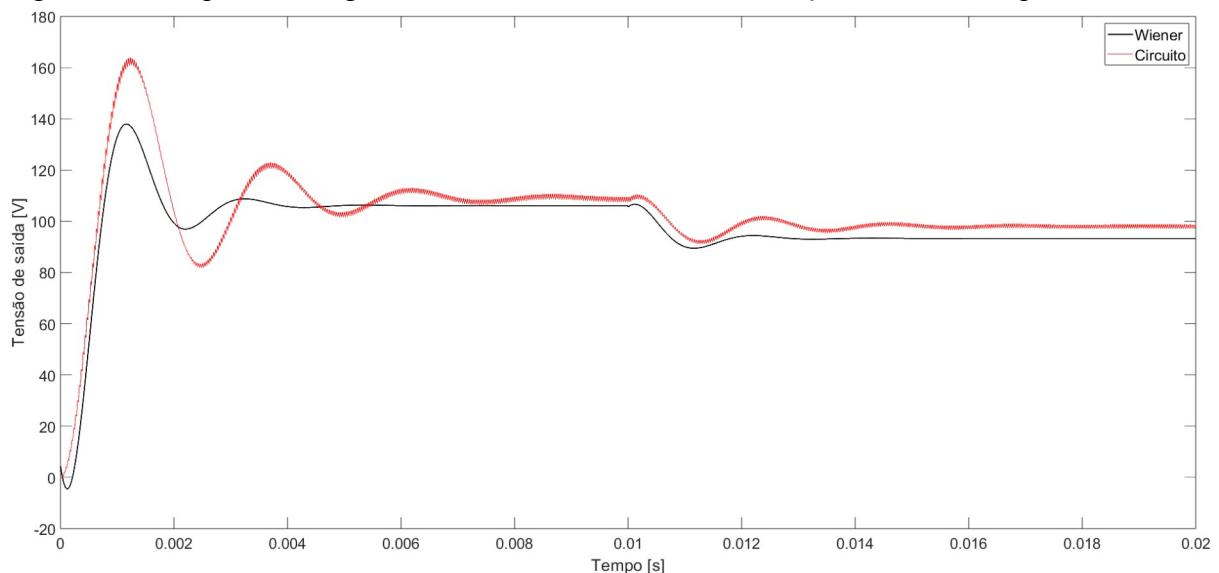


Fonte: Própria Autoria

4.4.2 Resposta ao Degrau do Modelo de Wiener

De forma análoga aos modelos anteriores, dois degraus são aplicados ao valor da razão cíclica para a representação não-linear de Wiener e ao sistema, sendo o primeiro degrau de $D = 0,479$, que varia para um segundo degrau de $D = 0,421$ como visto na Figura 29. Portanto, são comparados ambos sinais de saída de tensão, observando-se uma grande atenuação do sinal identificado. O Modelo de Wiener não é capaz de reproduzir a mesma amplitude de sobressinal que a planta, como também possui uma curta resposta transitória e consequentemente em um breve tempo de acomodação. Nota-se que o modelo de blocos em questão possui erro em regime permanente para os dois degraus aplicados, sendo no primeiro degrau de 3% e no segundo de 5%.

Figura 29 – Resposta ao degrau do modelo de Wiener com variação de $D = 0,479$ para $D = 0,421$



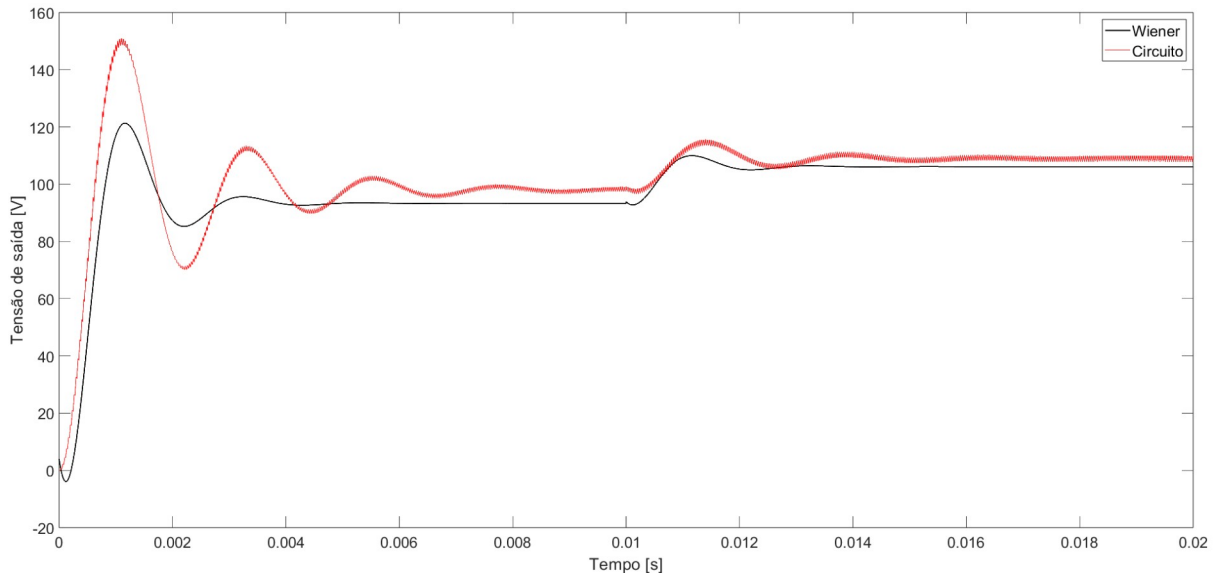
Fonte: Própria Autoria

A inversão dos valores de razão cíclica é realizada para a validação da resposta ao degrau, sendo a nova variação de $D = 0,421$ para $D = 0,479$ conforme observado na Figura 30. A dinâmica apresentada para esse método alternativo de validação resultou em características semelhantes ao anterior quando o modelo opera nos respectivos pontos de operação de razão cíclica.

4.5 Validação em Malha Fechada

A validação do modelo que representa o conversor CC-CC Boost também deve abranger as aplicações em malha fechada devido a sua ampla utilização para projeto de controladores.

Figura 30 – Resposta ao degrau do modelo de Wiener com variação de $dD = 0,412$ para $D = 0,479$



Fonte: Própria Autoria

Portanto, é selecionada a representação não-linear de Hammerstein, que apresentou desempenho satisfatório na estimação de parâmetros, para implementação do projeto de um controlador Proporcional-Integral (PI). Para avaliação do controlador, uma perturbação do tipo degrau é aplicada a entrada do circuito. Por fim, testes são realizados para avaliar as características da planta controlada para a variação da carga.

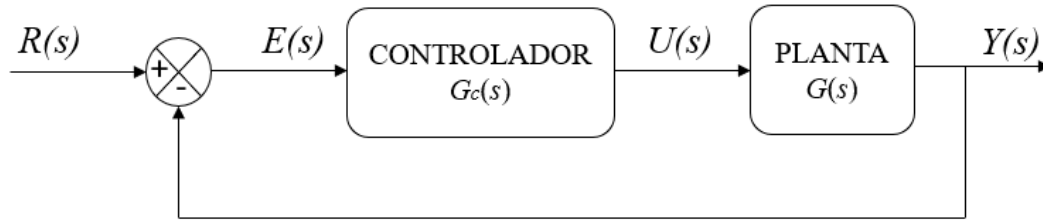
4.5.1 Projeto de um Controlador PI

O projeto do controlador PI para o conversor CC-CC Boost tem como objetivo eliminar o erro em regime permanente e manter o desempenho do sistema em regime transiente. A estrutura de controle em malha fechada com realimentação unitária é vista na Figura 31. Essa configuração relaciona a tensão de saída $Y(s)$ com a tensão de referência definida como $R(s)$, assim, a soma entre a saída medida e o sinal de referência resulta em um erro $E(s)$. O erro gerado é compensado pelo controlador $G_c(s)$, que calcula o sinal de controle $U(s)$. O controlador de ganho proporcional e integral sucede em uma saída com erro estacionário nulo para a planta $G(s)$.

O controle PI é projetado pelo método do lugar das raízes (OGATA, 2011). Logo, tem-se que o compensador possui a seguinte função de transferência:

$$G_c(s) = \frac{K(s + a)}{s} \quad (4.12)$$

Figura 31 – Diagrama de blocos para o controle em malha fechada



Fonte: Própria Autoria

onde $K_p = K$ é o ganho proporcional e $K_i = a \cdot K$ é o ganho integral. A função de transferência $G_c(s)$ é composta por um polo na origem e um zero posicionado no semiplano esquerdo definido em projeto.

Repetindo a função de transferência do modelo de Hammerstein por conveniência, temos:

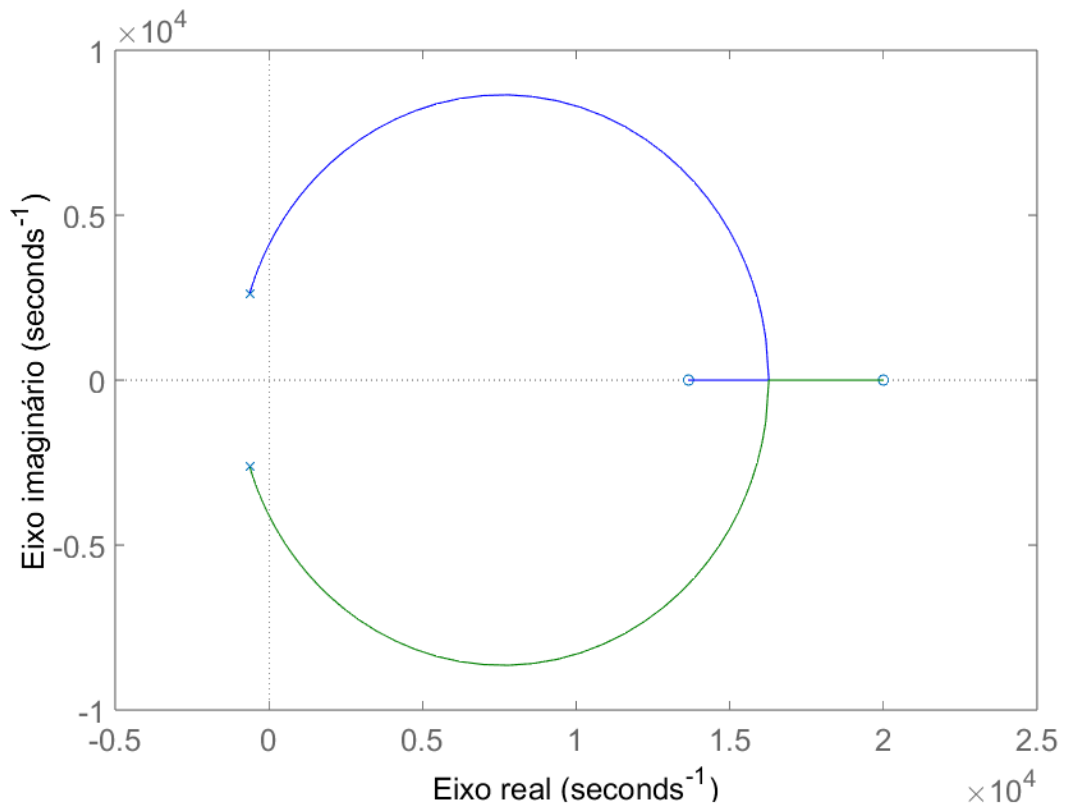
$$G(s) = \frac{6,084s^2 - 2,047 \times 10^5 s + 1,661 \times 10^9}{s^2 + 1,248 \times 10^3 s + 7,299 \times 10^6} \quad (4.13)$$

Através do comando *rlocus* (MATLAB), os polos e zeros da função de transferência do modelo de Hammerstein, como também as características de sobressinal e fator de amortecimento do sinal em malha fechada para variação do ganho K são observadas conforme a Figura 32. Define-se que o sistema opera com um fator de amortecimento igual a $\zeta = 0.2$, o qual implica em um ganho $K = 5 \cdot 10^{-4}$. Em seguida, é posicionado o zero do controlador de forma que não modifique o regime transiente, sendo o valor definido de projeto com $\alpha = 5000$, resultando, portanto, no seguinte controlador PI:

$$G_c(s) = \frac{5 \cdot 10^{-4}(s + 5000)}{s} \quad (4.14)$$

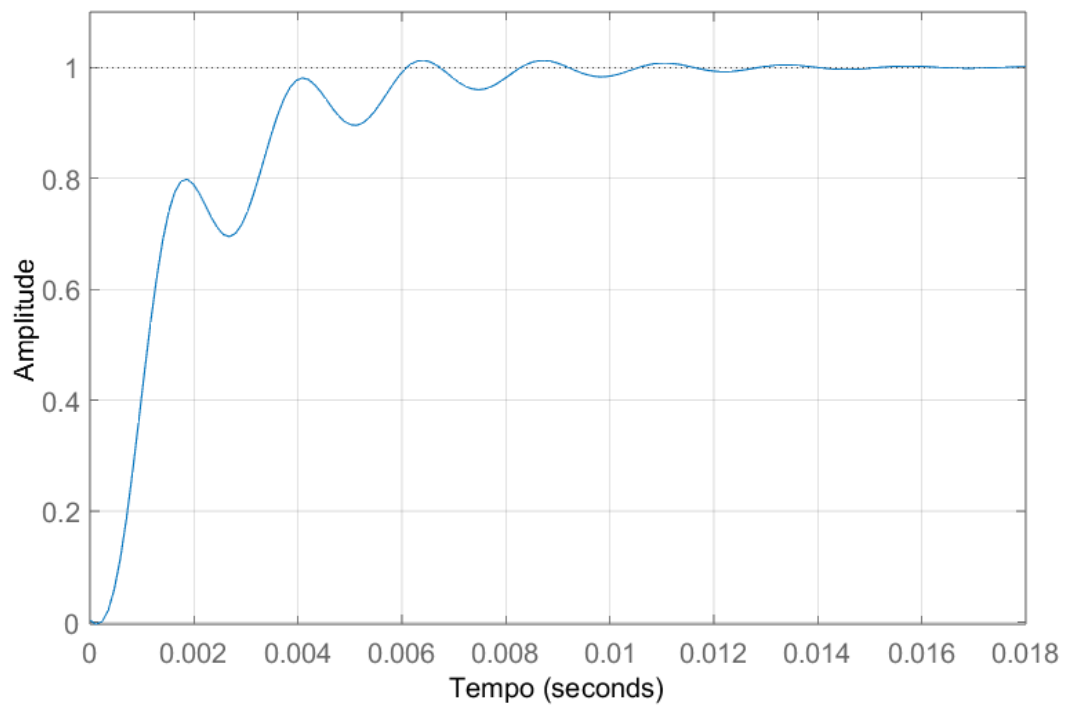
Portanto, de posse da função de transferência do compensador e da planta, é aplicado um degrau unitário com o sistema em malha fechada para avaliar o desempenho do compensador projetado. A Figura 33 mostra que o sinal apresenta uma resposta transitória subamortecida que está de acordo com o valor de ζ admitido. As características de sobressinal e do tempo de acomodação do sistema tiveram bom desempenho, sendo os valores iguais a 1,28% e 0,008s, respectivamente.

Figura 32 – Lugar das raízes do modelo de Hammerstein



Fonte: Própria Autoria

Figura 33 – Resposta ao degrau unitário do sistema em malha fechada



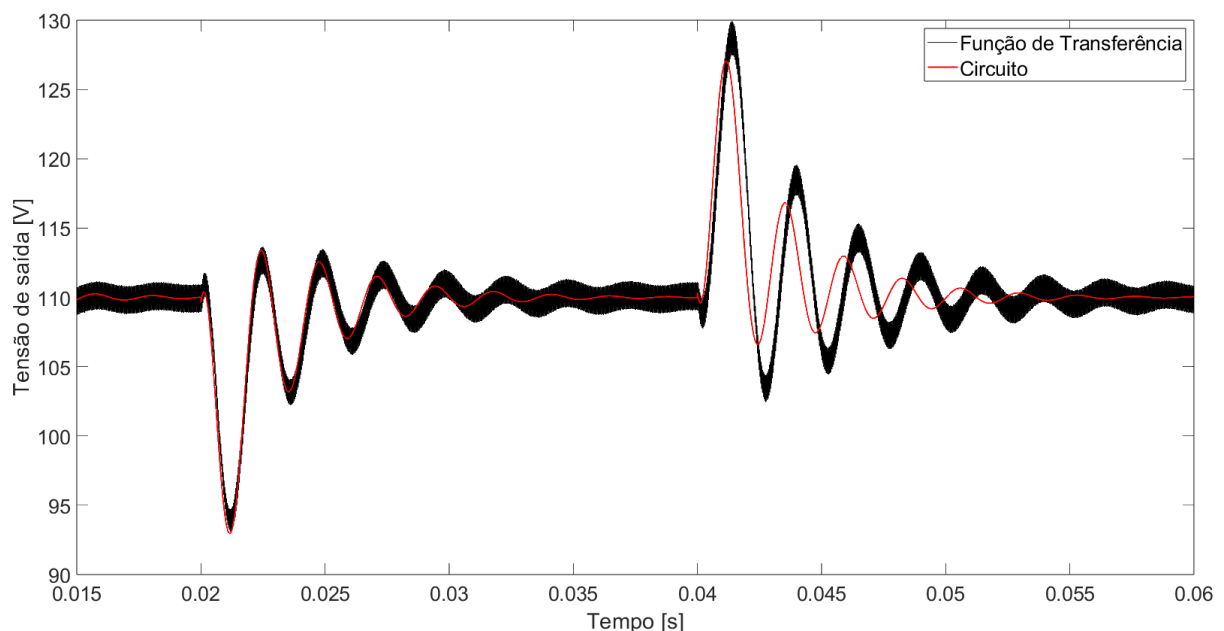
Fonte: Própria Autoria

4.5.2 Resultados de Simulação

Para analisar o desempenho em malha fechada referente ao compensador projetado pelo modelo de Hammerstein, são aplicadas duas perturbações ao circuito, sendo avaliado graficamente como o sistema compensado reage em regime permanente. O sinal de referência é determinado para o valor pretendido no projeto do circuito que é de $V_{ref} = 110 \text{ V}$.

Portanto, é aplicado ao circuito e ao modelo de Hammerstein uma perturbação do tipo degrau na razão cíclica de $\Delta D = -0,0578$ no instante de tempo $t = 0,02s$ e de $\Delta D = 0,0578$ no instante de tempo $t = 0,04s$ com o propósito de comparar e validar o modelo com o processo real. Sendo assim, observa-se pela Figura 34, que o erro em regime permanente tende a ser nulo para as perturbações de degrau impostas a planta, retornando para o valor de referência. Vale ressaltar que o modelo possui dinâmica similar ao circuito compensado em malha fechada para a primeira variação. Porém, na segunda variação, existe uma assincronia entre ambos os sinais referente às características de sobressinal e ao tempo de acomodação do sistema, a qual não compromete o desempenho do compensador para o circuito.

Figura 34 – Resposta da planta a perturbação na razão cíclica

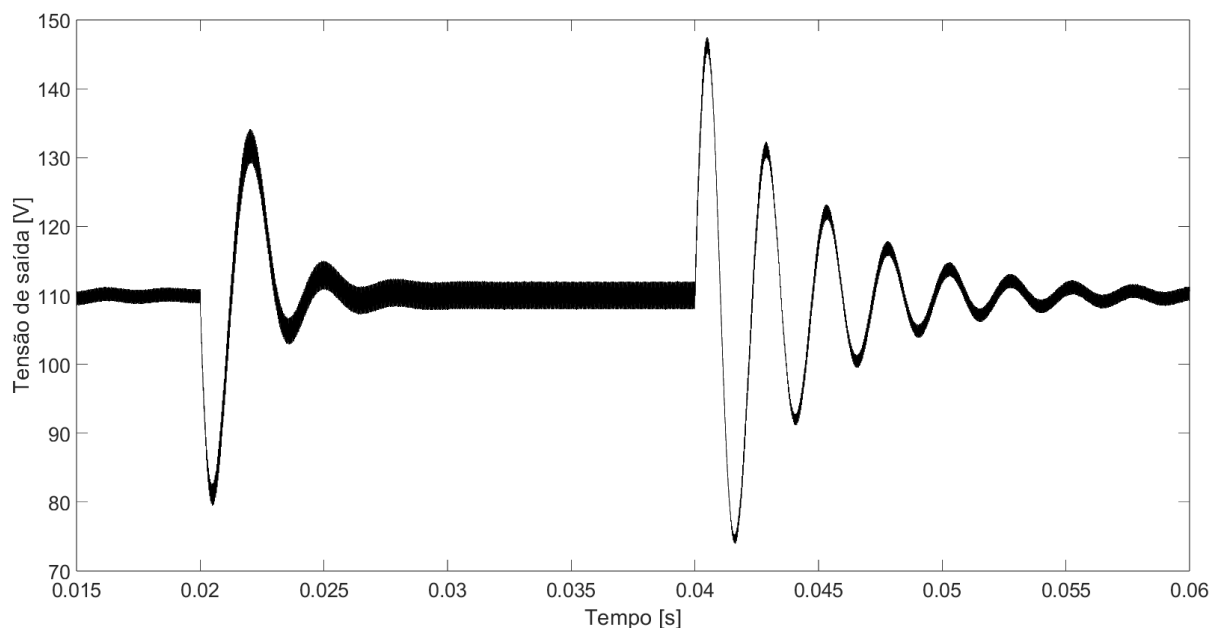


Fonte: Própria Autoria

Por fim, testa-se o controlador para constatar as características do circuito compensado através da variação da carga nominal de $R = 35 \Omega$ para $R = 17,5 \Omega$ no instante de tempo $t = 0.02s$. Em seguida, a carga é variada novamente para $R = 35 \Omega$ no instante $t = 0.04s$.

Dessa forma, nota-se graficamente pela Figura 35 que é produzido para a primeira variação da carga um sobressinal negativo de 26% e um tempo de acomodação igual 0,008 s. Já para a segunda variação, observa-se um sobressinal de 33% e um tempo de acomodação igual a 0,02 s. Contata-se que o aumento de carga no sistema prejudica o sinal de tempo de acomodação do sistema, ou seja, a planta tende a instabilidade a medida que a carga do sistema aumenta.

Figura 35 – Resposta da planta a perturbação na carga



Fonte: Própria Autoria

4.6 Considerações Finais

A validação dos modelos linear ARX, de Hammerstein e de Wiener pelos métodos de simulação livre e resposta ao degrau são suficientes para afirmar que os parâmetros para a estrutura de blocos de Wiener não reproduz as características essenciais de um conversor elevador de tensão, dispondo de uma dinâmica limitada da planta.

Porém, o modelo linear ARX e a representação de blocos de Hammerstein apresentaram um ótimo desempenho em relação a planta observada pela comparação entre os modelos. Nota-se para o degrau inicial de ambos os testes, do qual a tensão de saída estimada parte do repouso até o regime permanente, demonstra que o modelo de Hammerstein representa melhor a dinâmica do processo, em que a amplitude dos sobressinais são aproximadas ao do circuito, sendo explicado pelo uso do conhecimento a priori do sistema. Porém, o modelo ARX e Ham-

merstein se assemelham mais entre si do que com o sistema. A representação não-linear do tipo caixa cinza mantém as propriedades lineares nos parâmetros devido ao submodelo utilizado na estimação (ARX). Para o segundo degrau, observa-se que os modelos ARX e Hammerstein pouco diferenciam da planta e entre si, obtendo vantagens mínimas em aspectos como operação em regime permanente e sobressinais.

De acordo com o índice RMSE e MAPE dos modelos comparados e resumidos pela Tabela 7, define-se a representação não-linear de blocos interconectados de Hammerstein como o que melhor reproduz a dinâmica do conversor CC-CC Boost. A característica estática e dinâmica desse modelo identificado apresentou um ótimo desempenho, em que o erro em regime permanente, picos de tensão e sinal de transição permaneceram em limites satisfatórios. Para projetos em que há a necessidade de modelos precisos, deve-se utilizar dados em que o sinal de excitação seja formado por amplitudes menores (subfaixas), calculando-se diferentes medidas do vetor de parâmetros para faixas de operação distintas do sistema. Essa técnica resulta em expressões que melhor representam as características dinâmicas e estáticas da planta, ou seja, a diferença entre valores como sobressinal e de regime permanente dos modelos e do processo são minimizadas para faixas mais estritas do sistema.

Tabela 7 – Índices estatísticos obtidos através da validação por simulação livre e pela resposta ao degrau.

Modelo Validação	RMSE Livre	MAPE Livre	RMSE ₁ Degrau	MAPE ₁ Degrau	RMSE ₂ Degrau	MAPE ₂ Degrau
Linear	0,1817	0,1228	2,5017	3,0247	6,5397	5,0267
Hammerstein	0,1662	0,0858	2,6506	3,4181	6,0228	4,8931
Wiener	6,1444	5,5717	6,7411	7,8373	7,5264	6,6710

Fonte: elaborada pelo autor.

A comparação entre o sinal de saída do modelo e a saída da planta em malha fechada complementa a validação requerida para esses sistemas, a qual observa-se a semelhança entre as características essenciais de ambos. A avaliação do compensador projetado é restrita a perturbações de magnitude semelhante ao da dinâmica identificada, exigindo uma nova estimação da função de transferência e consequentemente um novo projeto do controlador para operações não identificadas.

Vale ressaltar que os parâmetros são estimados através do algoritmo de mínimos quadrados recursivo de forma *off-line*. Sendo assim, caso o ponto de operação do sistema seja modificado para valores de razão cíclica não identificados, pode-se facilmente obter novos

valores de parâmetros com a implementação do algoritmo recursivo operando de forma *on-line*, ou seja, novas medidas são estimadas a partir de dados obtidos a cada período de amostragem do sistema real, possibilitando a aplicação de controle adaptativo e rastreamento de parâmetros variantes no tempo (COELHO; COELHO, 2004).

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

A proposta de um modelo matemático baseado em identificação do tipo caixa preta e caixa cinza para um conversor elevador de tensão mostraram-se notáveis quanto ao desempenho e pouca informação disponível para reproduzir as características essenciais do circuito experimentado. Neste trabalho foram utilizadas técnicas para excitação do sinal de entrada, para seleção da ordem e estimação de coeficientes dos modelos que sucederam em representações com dinâmicas excelentes, como vistas para o modelo ARX e de Hammerstein.

O projeto do conversor CC-CC Boost conseguiu apresentar satisfatoriamente as particularidades desse circuito para o ponto de operação definido. Porém, peculiaridades não foram consideradas devido ao uso de componentes ideais, como exemplo, os ruídos. A excitação da chave comutadora por modulação de largura de pulso comandada pelo sinal de sequência binária pseudo-aleatória conferiu aos dados adquiridos uma ampla faixa de frequência que foram base para a caracterização da planta.

Os modelos ARX e Hammerstein selecionados, sendo a aplicação destes de simplicidade notável, alcançaram o objetivo estabelecido de determinar uma representação matemática que descreve ajustadamente a dinâmica da planta com estruturas menos complexas e que não apresentaram sobreparametrização devido ao uso do critério de informação de Akaike para seleção da ordem. Porém, o modelo de blocos interconectados de Wiener mostrou-se ineficaz na identificação do circuito experimentado para as técnicas utilizadas.

A representação de Hammerstein na validação em malha fechada demonstrou que a aplicação dessa estrutura tipo caixa cinza e não-linear é interessante na área de controle, tornando possível projetar controladores que atinjam critérios de desempenho a partir da função de transferência estimados.

Vale ressaltar que as ótimas representações obtidas foram baseadas na estimação do algoritmo de mínimos quadrados recursivo, do qual obteve-se o vetor de parâmetros e consequentemente a função de transferência para o número de amostras executadas. Portanto, nota-se que o aumento da quantidade de iterações deste, convergem em excelentes parâmetros que definem a dinâmica do sistema satisfatoriamente. Porém, para faixas de razões cíclicas diferentes das experimentadas, um novo conjunto de dados deve ser executado pelo algoritmo MQR para geração de um vetor de parâmetros que melhor se adéque a nova dinâmica observada. Esse problema pode ser facilmente contornado através da identificação *on-line*, deixando-o robusto e confiável.

A modelagem de sistemas pelo algoritmo de mínimos quadrados recursivo possui aplicações interessantes devido a capacidade de atualizar o vetor de parâmetros a cada período de amostra coletada do sistema. São assim sugeridas algumas aplicações interessantes no âmbito deste trabalho, como:

- Empregar algoritmo de mínimos quadrados recursivo para os diversos conversores CC-CC montados em banca experimental através de modelos que apresentam ruídos, como a representação linear ARMAX e não-linear NARMAX.
- Realizar um controle adaptativo do conversor CC-CC Boost através do modelo de Hammerstein.

REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, L. **Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. [S. l.]: Editora UFMG, 2007. ISBN 9788570415844.
- AGUIRRE, L. A.; DONOSO-GARCIA, P. F.; SANTOS-FILHO, R. Use of a priori information in the identification of global nonlinear models-a case study using a buck converter. **IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications**, IEEE, v. 47, n. 7, p. 1081–1085, 2000.
- AGUIRRE, L. A.; RODRIGUES, G. G.; JÁCOME, C. R. Identificação de sistemas não lineares utilizando modelos narmax polinomiais—uma revisão e novos resultados. **SBA Controle e Automação**, v. 9, n. 2, p. 90–106, 1998.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **Geração Distribuída**. ANEEL, 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/geracao-distribuida>. Acesso em: 19 Ago. 2022.
- AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: **Selected papers of hirotugu akaike**. [S. l.]: Springer, 1998. p. 199–213.
- ALONGE, F.; D’IPPOLITO, F.; RAIMONDI, F. M.; TUMMINARO, S. Nonlinear modeling of dc/dc converters using the hammerstein’s approach. **IEEE transactions on power electronics**, IEEE, v. 22, n. 4, p. 1210–1221, 2007.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA SOLAR FOTOVOLTAICA. **Panorama da solar fotovoltaica no Brasil e no mundo**. ABSOLAR, 2022. Disponível em: <https://www.absolar.org.br/mercado/infografico/>. Acesso em: 18 Ago. 2022.
- BARBI, I. **Modelagem de conversores CC-CC empregando modelo médio em espaço de estados**. [S. l.]: Edição do Autor, 2015. v. 1.
- BEZERRA, G. R. Modelagem e controle do conversor cc-cc buck-boost usando técnicas paramétricas de identificação. 2015.
- BEZERRA, M. L. V.; MATIAS, R. R. Modelagem e controle de um conversor boost com célula de ganho aplicado ao rastreamento do ponto de máxima potência. **SEPOC 2021**, Brasil, 2021.
- CARO, J.; RAMIREZ, J. M.; PENG, F.; VALDERRABANO-GONZALEZ, A. A dc–dc multilevel boost converter. **IET Power Electronics**, v. 3, 11 2008.
- CAVANAUGH, J. E.; NEATH, A. A. The akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, Wiley Online Library, v. 11, n. 3, p. e1460, 2019.
- COELHO, A.; COELHO, L. dos S. **Identificação de sistemas dinâmicos lineares**. [S. l.]: Editora da UFSC, 2004. ISBN 9788532802804.
- COELHO, M. C. d. S. Modelos de hammerstein e wiener: conexões com modelos narx e sua aplicação em identificação de sistemas não-lineares. Universidade Federal de Minas Gerais, 2002.
- HART, D. **Eletrônica de Potência: Análise e Projetos de Circuitos**. [S. l.]: McGraw Hill Brasil, 2016. ISBN 9788580550474.

HUSIN, M. H.; SABRI, M. F. M.; MARZUKI, A. S. W.; LIAS, K.; RAHMAT, M. F. Pseudo random binary sequence on second order system. In: IEEE. **2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE)**. [S. l.], 2010. v. 5, p. 398–401.

LJUNG, L. *et al.* Theory for the user. **System Identification**, Prentice-hall, Inc., 1987.

MATLAB. **version 9.12.0 (R2022a)**. Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc., 2022.

MENDES, E. M.; BILLINGS, S. On overparametrization of nonlinear discrete systems. **International Journal of bifurcation and chaos**, World Scientific, v. 8, n. 03, p. 535–556, 1998.

OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. [S. l.]: Pearson Prentice Hall, 2011. ISBN 9788576058106.

PEARSON, R. K.; POTTMANN, M. Gray-box identification of block-oriented nonlinear models. **Journal of Process Control**, Elsevier, v. 10, n. 4, p. 301–315, 2000.

RASHID, M. **Eletrônica de potência: circuitos, dispositivos e aplicações**. [S. l.]: Makron, 1999. ISBN 9788534605984.

RODRIGUES, G. G. Identificação de sistemas dinamicos não-lineares utilizando modelos narmax polinomiais: aplicação a sistemas reais. Universidade Federal de Minas Gerais, 1996.

SJÖBERG, J.; ZHANG, Q.; LJUNG, L.; BENVENISTE, A.; DELYON, B.; GLORENNEC, P.-Y.; HJALMARSSON, H.; JUDITSKY, A. Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview. **Automatica**, Elsevier, v. 31, n. 12, p. 1691–1724, 1995.

SUNPOWER. **SunPower X-Series Comemercial Solar Panels: X21-345-COM**. 2017. Disponível em: <https://us.sunpower.com/sites/default/files/media-library/data-sheets/sunpower-x-series-commercial-solar-panels-x21-345-com-datasheet-505700-revg.pdf>. Acesso em: 30 Ago. 2022.

ANEXO A – *DATASHEET* DE UM PAINEL SOLAR COMERCIAL

As características do painel solar comercial da marca SunPower, modelo X21-345-COM, são descritas neste documento a fim de projetar o circuito que irá elevar a tensão de máxima potência, denominada de *Rated Voltage (V_{mpp})*. Outros dados também são utilizados para o cálculo dos componentes RLC do circuito, como a potência nominal e a corrente de máxima potência.



SunPower® X-Series Commercial Solar Panels| X21-345-COM

More than 21% Efficiency

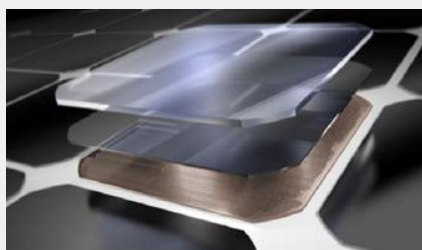
Captures more sunlight and generates more power than conventional panels.

Maximum Performance

Designed to perform in demanding real-world conditions of high temperatures, partial shade from overhead wires, and low light. ¹

Commercial Grade

Intended for commercial sites where maximum energy production is critical.



Maxeon® Solar Cells: Fundamentally better
Engineered for performance, designed for reliability.

Engineered for Peace of Mind

Designed to deliver consistent, trouble-free energy over a very long lifetime. ²

Designed for Reliability

The SunPower Maxeon solar cell is the only cell built on a solid metal foundation. Virtually impervious to the corrosion and cracking that degrade conventional panels.

Same excellent durability as E-Series panels.
#1 Rank in Fraunhofer durability test. ³

High Performance & Excellent Reliability



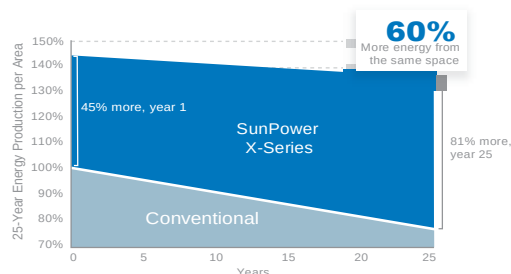
SPR-X21-345-COM



High Efficiency

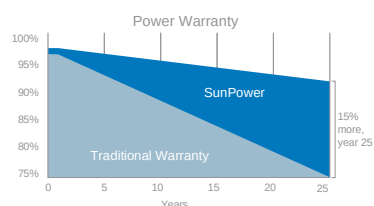
Generate more energy per square foot

More energy to power your operations. X-Series commercial systems convert more sunlight to electricity by producing 45% more energy in the first year. This advantage increases over time, producing 60% more energy over the first 25 years to meet your needs. ¹

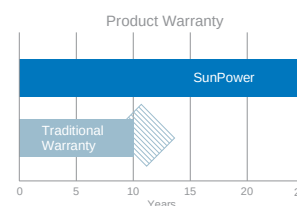


Best Reliability, Best Warranty

A better warranty starts with a better product. Proven performance backs up our industry-best coverage, including out warranted 0.25% per year degradation rate. ⁴



More guaranteed power: 98% for first year, -0.25%/yr. to year 25



Combined Power and Product defect 25year coverage

SunPower® X-Series Commercial Solar Panels| X21-345-COM

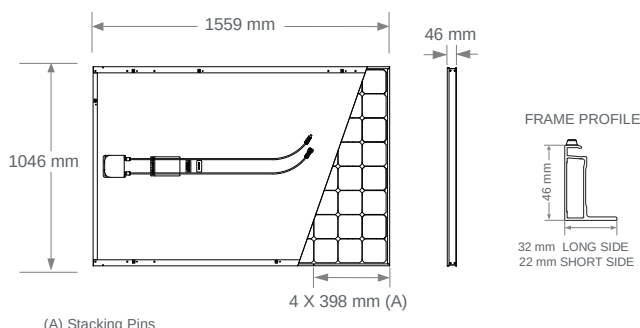
Electrical Data		
	SPR-X21-345-COM	SPR-X20-327-COM
Nominal Power (P _{nom}) ⁵	345 W	327 W
Power Tolerance	+5/-3%	+5/-3%
Avg. Panel Efficiency ⁶	21.5%	20.3%
Rated Voltage (V _{mpp})	57.3 V	57.3 V
Rated Current (I _{mpp})	6.02 A	5.71 A
Open-Circuit Voltage (V _{oc})	68.2 V	67.6 V
Short-Circuit Current (I _{sc})	6.39 A	6.07 A
Max. System Voltage	1000 V UL & 1000 V IEC	
Maximum Series Fuse	15 A	
Power Temp Coef.	-0.29% / ° C	
Voltage Temp Coef.	-167.4 mV / ° C	
Current Temp Coef.	2.9 mA / ° C	

Tests And Certifications	
Standard Tests ⁷	UL1703 (Type 2 Fire Rating), IEC 61215, IEC 61730
Management System Certs	ISO 9001:2015, ISO 14001:2015
EHS Compliance	RoHS, OHSAS 18001:2007, lead free, REACH SVHC-163, PV Cycle
Sustainability	Cradle to Cradle Certified™ Silver (contributes to LEED categories ⁸)
Ammonia Test	IEC 62716
Desert Test	10.1109/PVSC.2013.6744437
Salt Spray Test	IEC 61701 (maximum severity)
PID Test	1000V: IEC62804, PVEL 600hr duration
Available Listings	UL, TUV, CEC

Operating Condition And Mechanical Data	
Temperature	-40° F to +185° F (-40° C to +85° C)
Impact Resistance	1 inch (25 mm) diameter hail at 52 mph (23 m/s)
Appearance	Class B
Solar Cells	96 Monocrystalline Maxison Gen III
Tempered Glass	High-transmission tempered anti-reflective
Junction Box	IP-65, MC4 Compatible
Weight	41 lbs (18.6 kg)
Max. Load	Wind: 50 psf, 2400 Pa front & back Snow: 112 psf, 5400 Pa front
Frame	Class 2 silver anodized; stacking pins

REFERENCES:

- 1 SunPower 360W compared to a Conventional Panel on same sized arrays (260W, 16% efficient, approx. 1.6 m²), 4% more energy per watt (based on 3pty module characterization and PVSIM), 0.75%/yr slower degradation (Campeau, Z. et al. "SunPower Module Degradation Rate," SunPower white paper, 2013).
- 2 "SunPower Module 40-Year Useful Life" SunPower white paper, May 2015. Useful life is 99 out of 100 panels operating at more than 70% of rated power.
- 3 X-Series same as E-Series, 5 of top 8 panel manufacturers tested in 2013 report, 3 additional panels in 2014. Ferrara, C., et al. "Fraunhofer PV Durability Initiative for Solar Modules: Part 2". Photovoltaics International, 2014.
- 4 See us.sunpower.com/home-solar-system-warranty/ for more details.
- 5 Standard Test Conditions (1000 W/m² irradiance, AM 1.5, 25° C). NREL calibration Standard: SOMS current, LACCS FF and Voltage.
- 6 Based on average of measured power values during production.
- 7 Type 2 fire rating per UL1703:2013, Class C fire rating per UL1703:2002.
- 8 See salesperson for details.



Please read the safety and installation guide.

Document # 505700 Rev G /LTR_US