

Universidade Federal de Ouro Preto Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas Departamento de Engenharia Elétrica



Trabalho de Conclusão de Curso

Estudos de Caso de Aplicação de um Controlador Preditivo Explícito

Victor de Pinho Lopes Miranda

João Monlevade, MG 2018

Victor de Pinho Lopes Miranda

Estudos de Caso de Aplicação de um Controlador Preditivo Explícito

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica pelo Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas da Universidade Federal de Ouro Preto. Orientador: Prof. Víctor Costa da Silva Campos

Universidade Federal de Ouro Preto João Monlevade 2018

M672e

Miranda, Victor de Pinho Lopes. Estudo de caso de aplicação de um controlador preditivo explícito [manuscrito] / Victor de Pinho Lopes Miranda. - 2018.

40f.: il.: color; tabs.

Orientador: Prof. Dr. Víctor Costa da Silva Campos.

Monografia (Graduação). Universidade Federal de Ouro Preto. Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas. Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Engenharia elétrica. 2. Controle Preditivo. 3. Controle de Temperatura. 4. Controle automático. I. Campos, Víctor Costa da Silva . II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Titulo.

CDU: 681.5

Catalogação: ficha.sisbin@ufop.edu.br





Autorização

O colegiado do curso de engenharia elétrica autoriza ao orientador Víctor Costa da Silva Campos o lançamento da nota do Trabalho de Conclusão de Curso - ATV 600 do aluno Víctor de Pinho Lopes Miranda em virtude do aproveitamento do artigo publicado em evento científico ou periódico, conforme previsto no § 3º do Art 5º da resolução COEE nº 011/2018.

Nota atribuída pelo orientador: 9,0.

João Monlevade, 26 de novembro de 2018.

Prof. Dr. Márcio Feličíano Braga Presidente do Colegiado de Engenharia Elétrica

> "Prof. Márcio Feliciano Braga Coordenador do Curso de Engenharia Elétrica Universidade Federal de Ouro Preto"

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar o professor Victor, pois desde o início da iniciação científica, cujo tema deu origem ao assunto abordado neste trabalho, esteve sempre atencioso e entusiasmado, tornando mais leve a trajetória até a entrega deste texto concluído.

Agradeço ao corpo docente da UFOP por todas atividades prestadas, compartilhar conhecimento é nobre e por isso sou muito grato por todos esses 5 anos.

Agradeço a minha família pelo suporte, esse foi o alicerce que permitiu que eu chegasse onde estou chegando agora. Aos meus amigos, que sempre estiveram do meu lado nas alegrias e nas intempéries, também agradeço imensamente.

Ademais, me comprometo a seguir esses ensinamentos nos próximos anos da minha vida, da minha carreira. Muito obrigado Victor, UFOP, família, amigos, e a todos àqueles que direta ou indiretamente fizeram parte da minha caminhada.

Resumo

Inúmeras estratégias de controle são estudadas baseadas na tentativa de qualificar o desempenho de um sistema em questão. Algumas abordagens menos convencionais apresentam efetividades em relação a outras técnicas normalmente trabalhadas na literatura. O Controle Preditivo é uma técnica avançada sugerida a sistemas não lineares, com atraso e multivariáveis. Operando de maneira *online* ou *offline* (Explícita), um controlador preditivo baseia-se em aspectos físicos da planta, para definir uma função de desempenho baseado em restrições. Essa função, aliada a um grau de liberdade definido como Horizonte de Predição, permite ao controlador definir regiões de controle adequadas a qualquer situação ou perturbação presente na planta. Essa monografia apresenta um estudo sobre as técnicas de controle preditivo clássico e explícito, além de discutir a aplicação sobre um conversor CC-CC Buck-Boost e testar seu desempenho diante de um problema de controle de temperatura .

Palavras-chave: Buck-Boost, Controle de Temperatura, Controle Preditivo, Restrições, Horizonte de Predição.

Abstract

Several control strategies are studied based on different strategies to quantitavely quantify the performance of a system. Some less conventional approaches present benefits in relation to other more common approaches. Model Predictive Control is an advanced technique suited for nonlinear, delayed and multivariable systems. Whether operating in an online or offline (explicit) fashion, a predictive controller bases itself on physical aspects of the system to define a performance function and restrictions that should be respected. This function, allied to a degree of freedom named Prediction Horizon, allows the controller to define control regions suited for several situations and disturbances on the system. This work presents a study of classic and explicit predictive controle, as well as a discussion of its application to a DC-DC Buck-Boost converter and a real temperature control system.

Keywords: Buck-Boost, Temperature Control, Model Predictive Control, Restrictions, Prediction Horizon.

Lista de ilustrações

Figura 1 –	Fluxograma descritivo do funcionamento de um controlador preditivo MPC	4
Figura 2 –	Passo a passo explicativo da partição do horizonte em regiões de controle (a) Estado inicial: Escolha de uma região centralizada como ponto de partida(b) Localização da primeira região tangente à uma aresta da região central (c) Definição das próximas regiões (d) Regiões de controle	
Figura 3 –	bem definidas	6
	H = 50 (b)H = 10 (c) H = 100	10
Figura 4 –	Comparativo de desempenho: Variação dos parâmetros de prioridade 1 e B (a) $\Omega = B$ (b) $\Omega = 100B$	11
Figura 5 –	Comparativo de desempenho: Variação no fator de compensação da	11
	integral do erro (a) $\lambda = 0.005$ (b) $\lambda = 0.005$ (c) $\lambda = 0.5$	12
Figura 6 –	Imagem frontal da câmara de MDF termo eletricamente controlada	13
Figura 7 –	Retrato do sensor de temperatura utilizado nesse trabalho	14
Figura 8 –	Comportamento simulado em malha fechada do sistema para uma	
Figura 9 –	referência de variação de -10 graus	15
	referência de 35 graus	16
Figura 10 –	Comportamento do sistema real em malha fechada do sistema para uma	
	referência de 22 graus	16
Figura 11 –	- Comportamento do sistema real em malha fechada do sistema para uma	
	referência de 18 graus	17
Figura 12 –	Topologia convencional do circuito de um conversor Buck-Boost	18
Figura 13 –	Representação do fluxo de corrente no intervalo chave fechada	20
Figura 14 –	Representação do fluxo de corrente no intervalo chave aberta	21
Figura 15 –	Simulação do circuito e dos pontos de medição utilizando o $Simulink^{\mathbb{R}}$.	25
Figura 16 –	Ensaio 1: Desempenho como Buck após variação negativa de tensão em	
	$0.3\mathrm{s}$ e variação de carga em $0.7\mathrm{s}$ (a) Tensão na carga (b) Corrente no	
	indutor	25
Figura 17 –	- Ensaio 2: Desempenho como Boost após variação positiva de tensão em	
	$0.3\mathrm{s}$ e variação de carga em 0.7 s (a) Tensão na carga (b) Corrente no	
	indutor	26
Figura 18 –	Ensaio 3: Comparativo de desempenho após variação da capacitância	
	utilizada no Ensaio 2 (a) Tensão na carga (b) Corrente no indutor. $\ .$.	26

Figura	19 -	Ensaio 4: Desempenho após variação de tensão de referência (a) Tensão		
		na carga (b) Corrente no indutor	27	
Figura	20 -	Simulação do controlador PI no Simulink	28	
Figura	21 -	Simulação de tensão na carga a partir de (a) Controle Preditivo (b)		
		Controle PI	28	

Sumário

0		
5	CONCLUSÃO	30
4.2.3	Comparativo de Desempenho: Controlador PI versus Controlador MPC	27
4.2.2	Ensaios	24
4.2.1	Definição dos Parâmetros de Projeto	23
4.2	Resultados Simulados	23
4.1.4	Obtenção do Modelo Discreto em Pequenos Sinais	22
4.1.3	Linearização em torno de um Ponto de Operação	22
4.1.2	Obtenção do Modelo em Pequenos Sinais	21
4.1.1	Obtenção do Modelo por Matrizes de Estado	20
4.1	Modelagem do Conversor Buck-Boost	18
4	CONTROLE DE TENSÃO EM UM CONVERSOR CC-CC	18
3.3.2	Implementação Prática	13
3.3.1	Definição dos Parâmetros de Projeto	9
3.3	Resultados Simulados	9
3.2.1	Adição de Integrador e o Modelo Aumentado	8
3.2	Modelagem da Caixa Termo-Eletricamente Controlada	7
3.1	Informações Sobre a Planta Utilizada	7
3	CONTROLE DE TEMPERATURA	7
2.2	MPC Explícito	5
2.1	MPC Clássico ou Online	4
2	MODELO DE CONTROLE PREDITIVO (MPC)	4
1.2	Estrutura do Trabalho	2
1.1	Objetivos	2
-		-

1 Introdução

Na década de 1970, a crise do petróleo motivou a busca por técnicas de controle de processos químicos capazes de atender requisitos de segurança e legislação, mantendo a operação lucrativa da planta. A solução encontrada foi aumentar a eficiência do processo através da operação dos equipamentos em condições próximas ao limiar. Neste contexto surgiu a estratégia denominada controle preditivo baseado em modelo, (MPC - do inglês, *Model Predictive Controller*), conforme Santoro (2011) propôs. Atualmente, esta técnica é encontrada em diversas áreas de aplicação, incluindo processos químicos e farmacêuticos, processamento de alimentos, tal como aplicado na indústria automotriz, de aço, aeroespacial, biomédica, etc. (QIN; BADGWELL, 2003)

Segundo Kido (2011), o fato de um controlador preditivo levar em consideração as restrições do processo evita a possível saturação dos atuadores, tornando a aplicação dessa técnica ainda mais interessante a sistemas elétricos e eletrônicos. A importância de lidar adequadamente com restrições se deve ao fato de que, na maioria dos casos, a operação mais rentável de um sistema é obtida quando o processo opera próximo ao limite, geralmente associada a custos diretos, custos de energia, e à qualidade de processos e produtos.

Os conversores de corrente contínua são dispositivos eletrônicos que se tornam cada vez mais presentes nas aplicações elétricas contemporâneas. Participam ativamente da composição de painéis fotovoltaicos, tal como são aplicados sobre sistemas de iluminação urbana de LED, por exemplo. Essas duas práticas representam aplicações emergentes que surgiram motivadas por propósitos ecológicos e financeiros. Segundo Deschamps (1999), a importância desses dispositivos eletrônicos pode ser analisada no âmbito econômico, uma vez que o mercado mundial de eletrônica de potência é avaliado em 600 bilhões de dólares, subdividido em 30 bilhões a partir de vendas diretas e o restante proveniente de equipamentos que compõem outros produtos da indústria eletrônica em geral.

Sistemas eletrônicos estão sujeitos a saturação, principalmente aqueles que possuem indutores em sua estrutura. Sendo que, segundo Slotine e Li (1991), saturação é uma das não linearidades mais difíceis de se modelar. Uma abordagem adequada para investigar o controle de sistemas não-lineares e que pode ser aplicada a uma classe ampla de sistemas são as estratégias de Controle Preditivo baseado em Modelo (CAMACHO; BORDONS, 1998).

Camacho e Bordons (1998) afirmam que o MPC apresenta uma série de vantagens em relação a outros métodos, dentre as quais destacam-se:

• Sintonia do controlador relativamente simples, resultando em uma lei de controle fácil de implementar;

- Pode ser utilizado para controlar uma variedade de processos, desde aqueles com dinâmicas simples até outros mais complexos, incluindo sistemas com atraso, de fase não mínima e instáveis;
- O caso multivariável é facilmente tratado;
- O tratamento das restrições é conceitualmente inteligível e estas podem ser sistematicamente incluídas durante o processo de design;
- É muito útil quando são conhecidas as referências futuras, como em aplicações robóticas;
- Metodologia completamente aberta, baseada em princípios que garantem a oportunidade de futuras extensões.

Utilizar restrições de desempenho operacional é uma grande vantagem quando se trata de controladores de temperatura, uma vez que a capacidade de resfriamento/aquecimento é fundamental no sucesso dos resultados. A temperatura ambiente é um fator que não pode deixar de ser analisado já que a variação da temperatura do dia da modelagem comparada com a temperatura instantânea dos momentos dos testes é diferente e pode ser tratada como uma perturbação. As complexidades citadas são facilmente resolvidas com técnicas preditivas.

Essas e outras afirmativas descritas nesse capítulo influenciaram na iniciativa de conflitar o desempenho do MPC aplicado à um sistema de dinâmica rápida(conversor CC-CC Buck-Boost) e outro de dinâmica lenta (câmara térmica), cada um com suas particularidades, e unir todo esse estudo nessa monografia. Para tanto, foi necessária uma contextualização bibliográfica sobre o MPC, modelar cada um dos sistemas, aplicar o controlador e comparar os resultados com os objetivos.

1.1 Objetivos

Apresentar um estudo sobre a metodologia preditiva de controle, diferenciar e levantar vantagens e desvantagens das aplicações *online* e *offline*. Elevar a velocidade de um controle de temperatura aplicado a uma planta real preservando o sobressinal e a integridade física da planta, e fazer a tensão de um conversor Buck-Boost seguir uma referência submetido à perturbações simuladas. Discutir a aplicação dessa metodologia analisando a dinâmica dos resultados e comparando com estratégias convencionais.

1.2 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

- Capítulo 2: Referencial teórico e explicativo sobre a estratégia de controle utilizada neste trabalho;
- Capítulo 3: Exemplifica por meio de simulações e práticas a aplicação do MPC sobre um sistema térmico controlado eletricamente;
- Capítulo 4: Trata-se de mais uma abordagem simulada do MPC, dessa vez aplicada a um conversor eletrônico;
- Capítulo 5: Finaliza o trabalho trazendo a tona as conclusões e lições aprendidas durante a elaboração do mesmo.

2 Modelo de Controle Preditivo (MPC)

2.1 MPC Clássico ou Online

O termo Controle Preditivo baseado em Modelos refere-se a uma classe de algorítimos computacionais, fundamentados em dados como restrições físicas aliadas a um horizonte de predição para obtenção do sinal de controle a partir da minimização de uma função objetivo (KIDO, 2011). Essa função objetivo, também definida como função de custo ou desempenho, é responsável por quantificar o efeito da variação dos estados causada pela aplicação de uma das entradas do processo.

Figura 1 – Fluxograma descritivo do funcionamento de um controlador preditivo MPC



Fonte: Camacho e Bordons (1998)

É fundamental a definição de um modelo fiel ao comportamento do sistema, pois este modelo é responsável por predizer as saídas da planta com base em valores passados e atuais, considerando futuras ações de controle propostas, conforme revela a Figura 1. O otimizador é essencial nessa estratégia, pois fornece as ações de controle a serem aplicadas. Se a função de custo é quadrática, o problema de otimização pode ser minimizado por uma função linear das entradas e saídas passadas, além da trajetória da referência. (CAMACHO; BORDONS, 1998)

Considerando um modelo discreto tal que

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k), \end{aligned} \tag{2.1}$$

e a função de otimização descrita como

$$J(k) = \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} x_{k+j|k}^T Q x_{t+k|k} + u_{k+j|k}^T R u_{k+j|k} \right\},$$
(2.2)

definida para todo instante k, sendo que $x_{k+j|k}$ representa o vetor de estados predito, obtido a partir da aplicação de uma sequência de entradas $u_k, u_{k+1}, ..., u_{k+j-1}$ ao modelo (2.1) partindo do estado x(k). (BEMPORAD et al., 2002)

Segundo Souza (2015), N compete à dimensão do horizonte de predição, entendendose como o número de vezes em que o modelo é utilizado para prever uma ação futura. Q e R são matrizes que representam ponderações nos estados e no controle respectivamente.

Desta forma, o controlador MPC deve encontrar um u que minimize J(k) tal que

$$\bar{u} = \arg \min J(k),$$

em que \bar{u} é um vetor de ação de controle com N valores

$$\bar{u} = \{u_{k|k}, u_{k+1|k}, \dots u_{k+N-1|k}\}.$$

O tamanho dos problemas de otimização depende do número de variáveis envolvidas, da dimensão do horizonte de predição e também do range operacional limitado pelas restrições, e normalmente se revelam modestos e não requerem códigos computacionais robustos. Apesar da solução desses problemas ser um vetor de entradas futuras de controle, apenas a referente ao instante atual, $u_{k|k}$, é aplicada sobre a planta. Dessa maneira, os cálculos são repetidos a cada instante de amostragem, exigindo um alto esforço de processamento.

Como estratégia alternativa a esse problema de desempenho computacional, uma variante explícita do MPC foi desenvolvida e suas características principais serão abordadas na seção seguinte.

2.2 MPC Explícito

Nesta estratégia, o problema de otimização descrito por (2.2) é reformulado para facilitar a aplicação em algorítimos de programação multiparamétrica. Para Weinkeller, Salles e Filho (2013), a solução equivalente é uma tabela de pesquisa, conhecida como horizonte de controle, onde cada sub-região desse horizonte possui uma lei de controle particular.

Para que possa ser considerado dentro de uma região de controle, um vetor de estados deve atender a condição descrita em (2.3) obtida através do algebrismo citado no parágrafo anterior. Como não é o foco desta monografia, essa matemática não fora abordada e pode ser conferida em Bemporad et al. (2002).

$$x \in X : A^i x \le b^i \tag{2.3}$$

em que X compete a um espaço n-dimensional pré-delimitado pelas restrições do processo.

De forma básica, o procedimento da programação multiparamétrica é o seguinte: define-se um vetor de estados g, pertencente ao espaço X, como ponto de partida para iniciar o procedimento de delimitação das regiões de controle. Esse vetor é submetido ao problema de otimização e o resultado visualizado é uma região poliédrica de dimensão determinada pela quantidade de variáveis envolvidas. Cada hiperplano que compõe essa região particiona o mapeamento X em dois subespaços. O procedimento subsequente é migrar o ponto de análise para dentro de uma outra região ainda inexplorada. A partir desse ponto, a programação é repetida e novas regiões são encontradas. O processo é repetido até que X seja completamente preenchido.

Figura 2 – Passo a passo explicativo da partição do horizonte em regiões de controle (a)
 Estado inicial: Escolha de uma região centralizada como ponto de partida(b)
 Localização da primeira região tangente à uma aresta da região central (c)
 Definição das próximas regiões (d) Regiões de controle bem definidas



Fonte: Bemporad et al. (2002).

A Figura 2 ilustra esse processo de retificação das regiões sob um espaço, nesse caso, bidimensional. CR_0 representa a região obtida através da aplicação do ponto inicial, enquanto R_n as partições do espaço X, onde as ações de controle são possíveis.

Além de ser computacionalmente eficiente, o MPC Explícito permite a incorporação de controladores com modelos avançados a sistemas embarcados. Isso abriu caminho para aplicações de controle em química, energia, automotiva, sistemas aeronáuticos e biomédicos. (PISTIKOPOULOS, 2009). Em contrapartida, no controlador explícito, trocase um controlador com alto custo de processamento por um controlador com alto custo de memória.

3 Controle de Temperatura

3.1 Informações Sobre a Planta Utilizada

O sistema utilizado neste trabalho, é composto por uma câmara de MDF de 40 centímetros de comprimento e 30 centímetros de largura e altura revestida internamente com placas rígidas de poliestireno. Como atuadores, são utilizados dois conjuntos compostos por módulos Peltier TEC 12715 em conjunto com dissipadores de calor e ventoinhas em ambos os lados. Tais conjuntos são conectados em série e acionados por uma ponte H de modo que seja possível o aquecimento e o resfriamento dentro da câmara. O sistema possui cinco sensores de temperatura DS18B20, que correspondem aos estados do sistema em uma representação a parâmetros concentrados. Cada conjunto Peltier é equipado com dois sensores (um do lado de dentro da câmara e um do lado de fora) e um quinto sensor estrategicamente posicionado no centro da câmara.

3.2 Modelagem da Caixa Termo-Eletricamente Controlada

Para a modelagem caixa-preta do sistema, assumiu-se que a origem do espaço de estados era o ponto representado por todos os sensores medindo 29°C. Foi realizado um ensaio em que a tensão de entrada do sistema era modificada de forma aleatória e a saída do sistema era medida a cada 0,8 segundos. Como todos os estados do sistema foram considerados medidos, levantou-se um modelo em espaço de estados para o sistema por meio do método de mínimos quadrados.

A partir dessa modelagem, o modelo que descreve o sistema é o que mostra 3.1 3.2 e 3.3. Como esperado, a matriz de estados A é caracterizado por uma matriz 5x5 devido a composição do sistema, a matriz B alterna valores positivos e negativos devido à capacidade de elevação e redução de temperatura, enquanto a matriz C é composta por zeros e pelo estado que descreve a saída controlada.

$$A = \begin{bmatrix} 0.7329 & -0.001584 & -0.07589 & 0.2331 & 0.1045 \\ 0.03915 & 0.8872 & 0.0481 & -0.06253 & 0.05046 \\ -0.01241 & 0.0473 & 0.9934 & 0.02882 & 0.001748 \\ 0.05345 & 0.02796 & 0.02342 & 0.8998 & -0.02332 \\ 0.04304 & 0.03301 & 0.04829 & -0.04176 & 0.9085 \end{bmatrix}$$
(3.1)

$$B = \begin{bmatrix} 0.03915 \\ -0.03666 \\ -0.01914 \\ 0.02617 \\ -0.008366 \end{bmatrix}$$
(3.2)

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.3}$$

3.2.1 Adição de Integrador e o Modelo Aumentado

O primeiro passo para construção do algoritmo é introduzir o modelo discreto do sistema. As matrizes $A \in B$ foram definidas em (4.14) e (4.15) respectivamente. Serão adicionados dois estados ao modelo, sendo que um compete à tensão de referência, enquanto o outro representa a adição de um integrador.

Considerando um sistema discreto como (2.1), e seja \bar{x}_{k+1} o modelo aumentado tal que

$$\bar{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ r_{k+1} \\ e_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ C & -I & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ r_k \\ e_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u_k$$
(3.4)

em que r_{k+1} representa o valor de referência e e_{k+1} a adição do integrador por estabelecimento de uma função de erro integral.

A terceira linha de (3.4) expandida é denotada por

$$e_{k+1} = Cx_k - r_k + e_k,$$

em que $Cx_k - r_k$ denota o erro do instante atual, e e_k compete ao somatório de integral discreto.

Após a inclusão desse somatório, e supondo que o objetivo seja levá-la a zero, o comportamento do sistema fica muito oscilatório (constatado em testes). Isso acontece porque o sistema tende a balançar para anular a integral. A alternativa encontrada para corrigir esse comportamento foi adicionar o parâmetro λ à saída, conforme mostra

$$\bar{y}_{k+1} = \begin{bmatrix} C & -I & \lambda I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ r_k \\ e_k \end{bmatrix}.$$
(3.5)

Definindo o erro entre a saída controlada, y, e a saída de referência, r, como

$$e_k = y_k - r_k, \tag{3.6}$$

a saída do sistema aumentado pode ser descrita por

$$\bar{y}_k = e_k + \lambda \ell_k. \tag{3.7}$$

Tal saída é escolhida, porque se ela é levada para zero tal que $\bar{y}_k = 0 \forall k > \tau$, tem-se que

$$\bar{y}_{k+1} - \bar{y}_k = 0,$$

$$e_{k+1} + \lambda \ell_{k+1} - e_k - \lambda \ell_k = 0,$$

$$e_{k+1} + \lambda (e_k + \ell_k) - e_k - \lambda_k = 0,$$

logo, a dinâmica do erro é dada por

$$e_{k+1} = (1 - \lambda)e_k. (3.8)$$

e λ pode ser ajustado para que o erro tenha um comportamento dinâmico desejado.

Da forma como a função de custo é considerada neste trabalho, ao trabalhar-se com o sistema aumentado aqui apresentado, a lei de controle tentará minimizar um custo que busca deixar o comportamento próximo do desejado e com uma ponderação no esforço de controle.

3.3 Resultados Simulados

3.3.1 Definição dos Parâmetros de Projeto

O ponto de operação definido nesse projeto foi 0V de tensão de entrada e $25^{\circ}C$ sobre o sensor de referência. A tensão varia entre -12V e 12V enquanto a potência dos equipamentos permite que a planta trabalhe num range de temperatura equivalente $10^{\circ}C$ e $60^{\circ}C$.

Foram citados na Seção 2.1 os parâmetros fundamentais para o projeto de um controlador preditivo. Horizonte de predição, grandezas Q e R e as restrições físicas devem ser pré-estabelecidas pelo projetista na composição do algoritmo.

Definidas as restrições físicas do projeto, os parâmetros variáveis podem ser manipulados a fim de encontrar o melhor resultado de desempenho. As Figuras 3, 4 e 5 revelam o comportamento de acordo com uma determinada variação. É importante destacar que o eixo horizontal dos gráficos está em instantes de amostragem, como definido por Herceg et

Figura 3 – Comparativo de desempenho: Variação do Horizonte de Predição H (a) H = 50 (b)H = 10 (c) H = 100



Fonte: do Autor.

al. (2013). O tempo de amostragem escolhido na discretização do sistema foi 0.8*s*, portanto basta multiplicar esse valor pelo número de simulações para se obter uma relação temporal.

O teste 2 produz o melhor resultado e foi escolhido como ponto de partida para entendimento das variações. Nele, o parâmetro Q foi definido como 100 vezes maior que R, ou seja, o controlador considera que é muito mais importante atingir o valor de referência nos estados, e por isso não poupa esforços de controle. Avaliando a tensão de entrada ainda nesse teste, percebe-se que o valor máximo fora aplicado sobre a planta até que fosse atingido o valor de referência.

Na Figura 3b nota-se uma dinâmica extremamente mais lenta, enquanto o teste 2 estabiliza em torno de 10 minutos, o teste 4 leva quase 20 vezes esse tempo. Isso se deve ao fato de que o horizonte de predição fora reduzido para 10, tornando a ação preditiva menos efetiva que no primeiro caso. Em contrapartida, o teste 5 foi realizado aumentando esse horizonte, e o resultado mostra uma queda de desempenho quando comparado com o produzido pelo teste 2. Deve ser entendido que o efeito de Q e R é proveniente de uma razão entre essas variáveis, e não do valor em si, propriamente dito. Na Figura 3 todos os testes foram realizados em uma relação de 100 x 1. Na figura 4 serão apresentados os resultados obtidos em razões Q x R de 1 x 1 e 1 x 100.

Figura 4 – Comparativo de desempenho: Variação dos parâmetros de prioridade 1 e R (a) Q = R (b)Q = 100R.



Fonte: do Autor.

No teste 1 foi estabelecida uma relação de equivalência entre Q e R. A dinâmica da tensão de entrada aplicada sobre o sistema é lenta, com um aumento sutil até o ponto onde se estabiliza. Isso acontece pois Q = R, assim o controlador entende que não há prioridade sobre estados ou entrada. Nota-se, no caso do teste 3, que o controlador é incapaz de ser efetivo, e isso acontece porque R é 100 vezes maior que Q, poupando ao máximo o esforço aplicado.

O teste 2 foi escolhido como base para esses testes por se tratar do ensaio com melhor resultado. Foi considerado apenas o compensador λ variável, sendo que os valores definidos para cada teste podem ser conferidos na Tabela 1. A Figura 5 mostra que quanto maior for este parâmetro, maior são as oscilações e o sistema demora mais a estabilizar. Outro detalhe importante, exibido pelas Figuras 5b e 5c, é que os valores de tensão de entrada aplicados sobre o sistema oscilam entre os valores máximo e mínimo até o ponto de assentamento, caracterizando um comportamento on/off.

Uma tabela comparativa foi elaborada para ilustração dos efeitos que os parâmetros causam sobre o desempenho do sistema. Tempo de assentamento e máximo sobressinal foram as características comportamentais avaliadas.

Pela Tabela 1 é possível concluir que aumentar R produz lentidão, uma vez que reduz o esforço de controle. Essa demora também é vista quando o horizonte de predição é curto, pois esse grau de liberdade não foi suficiente para produção de uma lei de controle ideal.

Figura 5 – Comparativo de desempenho: Variação no fator de compensação da integral do erro (a) $\lambda = 0.005$ (b) $\lambda = 0.005$ (c) $\lambda = 0.5$



Fonte: do Autor.

Tabela 1 – Tabela de comparação de desempenho. Variação dos parâmetros chaves para determinação do controlador ideal para o resultado esperado

Teste	Q	R	Н	λ	T_s (s)	Overshoot $(\Delta^{\circ}C)$
1	1	1	50	0.0005	120000	0
2	100	1	50	0.0005	640	0
3	1	100	50	0.0005	-	-
4	100	1	10	0.0005	12000	0
5	100	1	100	0.0005	4000	2
6	100	1	50	0.005	2000	4
7	100	1	50	0.05	2800	4.7
8	100	1	50	0.5	4000	5

O fator Q faz ponderações sobre os estados, e o seu aumento pode ser interpretado como adicionar grau de prioridade aos estados, ou seja, fazer com que alcancem a referência

independente do esforço. É essa afirmativa que explica o porquê da tensão de entrada atingir o valor máximo mais rápido, aumentando consideravelmente a velocidade de estabilização.

3.3.2 Implementação Prática

A Figura 6 é uma fotografia da câmara utilizada como sistema de testes. À esquerda é possível visualizar uma das ventoinhas que está acoplada a um dos módulos Peltier. Não está visível, mas os sensores de temperatura (que tem o formato de bastão) estão acoplados nas partes interna e externa do dissipador de calor. Na parte da frente está um visor *touchscreen* programado em Python para esboçar em tempo real o gráfico do controlador de temperatura.



Figura 6 – Imagem frontal da câmara de MDF termo eletricamente controlada.

Fonte: do Autor.



Figura 7 – Retrato do sensor de temperatura utilizado nesse trabalho.

Fonte: Wikipedia

Apesar de todos os testes realizados simulados e descritos em 3.3.2 para definição dos parâmetros de projeto, é preciso fazer uma consideração adicional. Sabe-se que o MPC Explícito é uma alternativa ao problema do desempenho computacional requerido no MPC Clássico, e como desvantagem a técnica explícita carrega a grande necessidade de memória.

O ensaio com melhor resultado foi o teste 2, sendo que os parâmetros eram Q = 100R, $H = 50 e \lambda = 0.0005$. O número de regiões de controle definidas pelo controlador foi superior à 150000, o que demandaria um processador com uma capacidade de memória que foge ao escopo desse trabalho. A alternativa para esse viés foi utilizar um controlador com horizonte de predição H = 5, além de decimar o modelo do sistema (altear o tempo de amostragem, nesse caso, para 8 segundos) de forma que um horizonte de predição menor produzisse resultados semelhantes àqueles obtidos em simulação com horizonte de predição igual a 50 (com 0,8 segundos), que resultou em 1507 regiões de controle.

A necessidade de memória é evidenciada na etapa de tradução do código gerado pelo Matlab para Python. O controlador escolhido requereu 60000 linhas de código, o que projeta números exorbitantes para o caso de escolha de H = 50. Esse número alto de linhas é gerado pelo fato de que cada região de predição tem matrizes A e B com ganhos particulares, ou seja, quanto mais regiões de controle e maior quantidade de estados envolvidos, mais extenso será o código do controlador.

Para verificar o desempenho do controlador com essas considerações práticas, foi feita uma nova simulação e verificou-se que o desempenho foi próximo ao que se esperava, como pode ser visto pela Figura 8.



Figura 8 – Comportamento simulado em malha fechada do sistema para uma referência de variação de -10 graus.

Fonte: do Autor

Para validar os testes simulados foram realizados ensaios práticos contestando a eficiência da estratégia de controle. Em todos os casos, Figura 9, Figura 10, Figura 11, os resultados foram positivos.

Primeiramente o sistema foi excitado para atingir 35°C, sendo que a temperatura ambiente no dia do ensaio oscilava em torno de 21°C. Sabe-se que a variável temperatura tem por si só uma dinâmica lenta, e que as placas de Peltier tem potência limitada, e mesmo assim o sistema foi capaz de subir 15°C em menos de 10 minutos. Isso pode ser explicado pelo fato de que o MPC considera os limites físicos na construção do controlador, extraindo o máximo desempenho possível da planta.

O pequeno *overshoot* é aceitável dentro da proposta do trabalho e é causado pela escolha de Q = 100R, o que induz o controlador a maximizar esforços para atingir o valor de referência. Uma maneira de minimizar esse desvio é aumentar o horizonte de predição para aumentar a precisão dos ganhos de controle.

O segundo teste, Figura 10, propôs retornar o *setpoint* para próximo da temperatura ambiente, e o controlador se mostrou muito eficiente. Com o mínimo de sobressinal e dinâmica rápida no quesito resfriamento, o resultado foi a temperatura controlada em torno da referência sem muito esforço de tensão para manutenção em torno desse ponto.

A Figura 11 mostra o teste em que foi contestada a capacidade de resfriamento abaixo da temperatura ambiente. O esforço de controle é maior que nos testes anteriores, visto que em um dado momento a tensão operou sobre o limite estipulado de variação

Figura 9 – Comportamento do sistema real em malha fechada do sistema para uma referência de 35 graus.



Fonte: do Autor

Figura 10 – Comportamento do sistema real em malha fechada do sistema para uma referência de 22 graus.



Fonte: do Autor

(+12V). Mesmo com as dificuldades, o controlador se mostrou rápido o suficiente e capaz de manter o valor da saída sobre o ponto estabelecido.

Com base na proposta do trabalho e nos resultados obtidos foi visto que o MPC foi bastante eficiente e produziu resultados extremamente satisfatórios, sejam eles simulados ou práticos.





Fonte: do Autor

O próximo capítulo sugere a aplicação dessa estratégia de controle sobre um conversor CC-CC, que se comparado com a câmara utilizada nesse exemplo, é um sistema com dinâmica rápida e sujeito a perturbações constantes. A ressalva que deve ser feita é que o capítulo 4 se atém apenas a resultados simulados.

4 Controle de tensão em um conversor CC-CC

4.1 Modelagem do Conversor Buck-Boost

Os conversores CC-CC Buck-Boost são dispositivos eletrônicos equivalentes a transformadores de corrente contínua, isso porque são responsáveis por manter a potência de saída igual a de entrada variando parâmetros como corrente e tensão nos componentes internos.

A topologia convencional retratada na literatura é demonstrada na Figura 12.

Figura 12 – Topologia convencional do circuito de um conversor Buck-Boost.



Fonte: Wikipédia – Adaptada

Conversores chaveados devem ser interpretados de duas maneiras, realizando considerações do comportamento tanto para chave fechada quanto chave aberta. Isso se deve ao fato de que o fluxo de corrente no dispositivo é diferente para os dois instantes referidos.

• Chave Fechada

Analisando a topologia do circuito presente na Figura 12, pode ser visto que o diodo está polarizado reversamente nos instantes em que a chave estiver fechada. Dessa maneira, é possível escrever uma relação de equivalência entre tensão no indutor V_L e tensão de entrada V_s .

$$V_L = V_s = L \frac{di_L}{dt}$$

sendo o diferencial de tempo considerado para a modelagem chave fechada dt = DT, em que D corresponde ao *duty-cicle* e T ao período de amostragem, portanto

$$\frac{di_L}{dt} = \frac{\Delta i_L}{DT} = \frac{Vs}{L},$$

tornando possível denotar uma função para a variação de corrente no indutor durante o intervalo em que a chave se encontra fechada, como

$$\Delta i_{L,fechada} = \frac{V_s DT}{L}.$$

• Chave Aberta

Neste caso, o diodo está polarizado diretamente, portanto está conduzindo. Uma vez que a chave se encontra aberta, todo o fluxo de corrente está presente dentro de uma malha que envolve o indutor, o capacitor e a carga. Dessa maneira, com os componentes em paralelo, é possível denotar que

$$V_L = V_o = L \frac{di_L}{dt},$$

sendo que V_o corresponde a tensão de saída do conversor. Considerando o diferencial de tempo para este caso como (1 - D)T, obtem-se

$$\frac{di_L}{dt} = \frac{\Delta i_L}{(1-D)T} = \frac{Vo}{L},$$

tornando possível escrever uma equação sobre a variação de corrente no indutor para os instantes de chave aberta

$$\Delta i_{L,aberta} = \frac{V_o(1-D)T}{L}$$

Para obter uma relação entre tensão de entrada e saída fora considerado o indutor operando em regime de condução contínua, ou seja, a corrente no instante inicial do chaveamento deve ser igual a corrente no instante final desse período. A partir dessa afirmação, pode-se concluir que a variação de corrente Δi_L é igual a zero para todo intervalo de chaveamento. Com isso, tem-se a seguinte relação

$$\Delta i_L = \Delta i_{L,fechada} + \Delta i_{L,aberta} = 0$$

$$\frac{V_s DT}{L} + \frac{V_o(1-D)T}{L} = 0$$

$$V_o = -V_s \frac{D}{1-D}.$$
(4.1)

É visto por (4.1), que além da propriedade inversora do conversor, a tensão de saída tem uma relação direta e indiretamente proporcional com a tensão de entrada. Portanto o valor do *duty-cicle* D é fundamental para caracterizar o comportamento hora como elevador de tensão (Boost), hora como abaixador (Buck).

Nesse contexto, fora definido o mecanismo de atuação do controlador sobre o Buck-Boost. A metodologia adotada foi a aplicação de uma modulação PWM (do inglês, *Pulse Width Modulation*) atuando sobre o chaveamento do conversor.

4.1.1 Obtenção do Modelo por Matrizes de Estado

A descrição de um sistema em de espaço de estados é adequada para esse caso pois facilita o projeto de um controlador utilizando técnicas avançadas.

Considerando o modo de condução contínua para o indutor, o circuito opera apenas no modelo chave fechada ou chave aberta. Como trata-se de um dispositivo com apenas um indutor e um capacitor, o vetor de estados é composto apenas por dois elementos,

$$x = \left[\begin{array}{c} i_L(t) \\ v_C(t) \end{array} \right].$$

• Modelagem Chave Fechada

Figura 13 – Representação do fluxo de corrente no intervalo chave fechada.



Fonte: Wikipédia

Uma vez que o diodo está polarizado reversamente, o fluxo de corrente na malha esquerda, destacada em veremelho, permite concluir que a tensão no indutor é igual a tensão de entrada. Dessa maneira, é possível escrever

۰.

$$V_L = V_s = L \frac{di_L}{dt}$$
$$\frac{V_s}{L} = \frac{di_L}{dt} = \dot{i_L}.$$
(4.2)

Pela Lei de Kirchhoff das Correntes aplicada sobre a malha à direta, tem-se

$$i_{R} + i_{C}(t) = 0$$

$$V_{o} + \frac{dv_{C}}{dt} = 0$$

$$\frac{dv_{C}}{dt} = \frac{-v_{C}}{RC} = \dot{v_{C}}.$$
(4.3)

Correlacionando (4.2) e (4.3) é possível assimilar uma descrição em espaço de estados para esse sistema nos instantes chave fechada.

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_L(t) \\ \dot{v}_C(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \frac{-1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L(t) \\ v_C(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} u(t).$$
(4.4)

• Modelagem Chave Aberta

Em primeira análise, considerando a malha que envolve o diodo, o indutor e o capacitor, é possível obter uma representação relativa a corrente no indutor.

Figura 14 – Representação do fluxo de corrente no intervalo chave aberta.



Fonte: Wikipédia - Adaptada

Considerando o diodo como ideal, e aplicando a Lei de Kirchhoff das Tensões na malha referida, denota-se

$$v_L(t) - v_C(t) = 0$$

$$L\frac{di_L}{dt} = v_C$$

$$\frac{di_L}{dt} = \dot{i_L} = \frac{v_C}{L}.$$
(4.5)

Tomando como nó de referência o ponto "A", vide Figura 14, e aplicando a Lei de Kirchhoff das Correntes, pode-se escrever

$$i_{L}(t) + i_{C}(t) + i_{R} = 0$$

$$i_{L} + C\frac{dv_{C}}{dt} + \frac{v_{C}}{L} = 0$$

$$\frac{dv_{C}}{dt} = \dot{v}_{C} = -\frac{i_{L}}{C} - \frac{v_{C}}{L}.$$
(4.6)

Neste caso, tomando (4.5) aliada a (4.6), pode-se descrever uma relação em espaço de estados para esse sistema em chave aberta, como

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_L(t) \\ \dot{v}_C(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{L} \\ \frac{1}{C} & \frac{-1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L(t) \\ v_C(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t).$$
(4.7)

4.1.2 Obtenção do Modelo em Pequenos Sinais

A primeira consideração a ser feita é a de que esse sistema pode ser descrito de maneiras isoladas, uma para o subintervalo chave fechada, outra para o subintervalo chave aberta. Isso se deve ao fato de que o diferencial de tempo para cada intervalo ser diferente, x

como determinado no início da seção. Dessa maneira, o sistema pode ser descrito da seguinte forma

$$\dot{x} = A_1 x + B_1 V_s \qquad \text{durante } DT, \qquad (4.8)$$

$$= A_2 x + B_2 V_s \qquad \text{durante } (1 - D)T, \qquad (4.9)$$

em que o x compete ao vetor relativo as variáveis de estado $i_L(t)$ e $v_C(t)$, e o sinal de entrada u(t) adotado é coerente com a tensão de entrada V_s . Dessa forma, é possível paralelizar (4.4) e (4.8) tal como (4.7) e (4.9), obtendo portanto, as representações para $A_1, A_2, B_1 \in B_2$.

4.1.3 Linearização em torno de um Ponto de Operação

O próximo passo é encontrar um ponto de operação para o circuito a fim de tratá-lo como um sistema linear. Os componentes utilizados na composição do circuito foram escolhidos de acordo com disponibilidade comercial, respeitando os limites laboratoriais do *campus*.

Definindo os parâmetros tais como $\mathbf{R} = 25\Omega$, $\mathbf{L} = 3mH$ (sendo a corrente de saturação equivalente a 10A) e $\mathbf{C} = 10\mu F$ e considerando

$$A = A_1 D + A_2 (1 - D)$$
$$B = B_1 D + B_2 (1 - D).$$

Pomilio (2014) propôs uma fórmula que relaciona a matriz de estados com o ponto de operação desejado, definida como

$$X = -A^{-1}BV_s.$$
 (4.10)

Aplicando os valores dos componentes às matrizes A e B obtidas, e considerando uma tensão de entrada V_s equivalente a 50V, fora obtido o ponto de operação descrito em

$$X = \begin{bmatrix} i_L(t) \\ v_C(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ -50 \end{bmatrix}.$$
(4.11)

4.1.4 Obtenção do Modelo Discreto em Pequenos Sinais

A estratégia de controle utilizada nesse trabalho requer a discretização do sistema. Baseado nos parâmetros já encontrados, o modelo a ser utilizado na produção do algoritmo de controle pode ser representada por

$$H(s) = C[sI - A]^{-1}[(A_1 - A_2)X + (B_1 - B_2)V_s].$$
(4.12)

A equação (4.12) apresenta uma representação por função de transferência. Ela define, para o sistema contínuo, o modelo de pequenos sinais tal que

$$A_m = A$$

 $B_m = (A_1 - A_2)X + (B_1 - B_2)V_s$
 $C_m = C$
 $D_m = 0,$ (4.13)

onde A_m , B_m , C_m e D_m representam as matrizes do modelo contínuo a pequenos sinais. A obtenção das matrizes discretizadas fora realizada por intermédio da função c2ddo $MATLAB^{\textcircled{R}}$, definindo uma frequência de amostragem equivalente a 1000Hz. Após a aplicação dos valores dos componentes, as matrizes A e B do sistema discreto são reveladas por

$$A = \begin{bmatrix} 0.04725 & 0.009452\\ -2.836 & -0.1796 \end{bmatrix}$$
(4.14)

$$B = \begin{bmatrix} 24.76\\ -167.9 \end{bmatrix}.$$
 (4.15)

4.2 Resultados Simulados

Este capítulo aborda as considerações necessárias para a sintonia de um controlador preditivo. Todas as manipulações nas técnicas MPC foram baseadas em Herceg et al. (2013), desde a implementação clássica até a conversão para a estratégia explícita. O controlador obtido nas linhas de comando do $MATLAB^{\mbox{\sc B}}$ é extrapolado para o $Simulink^{\mbox{\sc B}}$, onde a simulação do comportamento na prática é realizada.

4.2.1 Definição dos Parâmetros de Projeto

Esta etapa é fundamental na produção de um controlador ótimo. É necessário definir as restrições físicas dos estados do projeto, os parâmetros Q e R, além da dimensão do horizonte de predição. Como λ foi introduzido neste algoritmo, ele também deve ser estabelecido.

O horizonte de predição, Q e R são parâmetros flexíveis e a definição fica a cargo do projetista. Em contrapartida, é fundamental que os limiares físicos sejam bem fixados, para que a otimização da lei de controle se adeque às condições reais. Para considerar esses limites no código, é preciso conhecer o ponto de operação adotado na linearização do sistema.

A corrente máxima suportada pelo indutor é 10A, e foi definido que a tensão na carga não excedesse o intervalo entre -100V e 0V. Considerando o ponto de operação

conforme mostra (4.11), tem-se a seguinte adequação das restrições:

$$-4A \le i_{L,k} \le 6A$$
$$-50V \le v_{C,k} \le 50V$$

O modelo em questão foi aumentado para aplicação no código do controlador, sendo assim, foram definidos os limites dos estados adicionais tais como

$$-50V \le r_k \le 50V$$
$$-inf < e_k < inf.$$

A referência segue as restrições da tensão na carga. Não foram impostos limites para o somatório do erro pois o seu comportamento é difícil de prever, portanto a opção foi deixá-lo com alto grau de liberdade.

Para o caso deste sistema, a entrada de controle compete ao *duty-cicle* do PWM que atua sobre o chaveamento. Ele também deve sofrer ponderações dos limites, uma vez que pode variar apenas entre 0 e 1. Ao linearizar o modelo, o *duty-cicle* adotado foi de 50%, portanto a restrição sobre a entrada deve ser

$$-0.5 \leq Duty$$
-Cicle ≤ 0.5

Tratando dos parâmetros variáveis, uma sequência de testes foi realizada para escolher os melhores valores. Ficou definido, portanto, Q = R = 1, horizonte de predição $= 10 e \lambda = 0.1$.

4.2.2 Ensaios

A fim de validar o projeto, o controlador foi aplicado sobre a simulação do Buck-Boost. Para representar as perturbações, uma fonte de tensão controlada ficou responsável pelas variações na tensão de entrada. Um resistor em paralelo, conectado a um interruptor, foi utilizado para simular variações de carga.

Na Figura 15, podem ser visualizados os quatro estados do modelo aumentado multiplexados sobre a entrada do controlador, o qual está representado pelo bloco *Interpreted MATLAB Fcn.* A saída do controlador, correspondente à entrada de controle, é submetida a adição do valor de *duty-cicle* utilizado na linearização, produzindo o PWM correto a ser aplicado sobre o chaveamento. No canto esquerdo podem ser vistas as compensações de linearização atuando sobre os estados.



Figura 15 – Simulação do circuito e dos pontos de medição utilizando o $Simulink^{\mathbb{R}}$.

Fonte: Do Autor

Três simulações foram utilizados para ilustrar o comportamento do sistema sujeito a ação de perturbações externas. Nos dois primeiros testes o sistema foi submetido a variação de carga e de tensão na entrada. Na Figura 16 foi avaliado o desempenho como Buck, sendo que a referência definida foi -35V. Um degrau de -20V foi aplicado em 0.3s, e uma carga de 25Ω foi adicionada em paralelo aos 0.7s de simulação.

Figura 16 – Ensaio 1: Desempenho como Buck após variação negativa de tensão em 0.3s e variação de carga em 0.7s (a) Tensão na carga(b) Corrente no indutor



Fonte: Do Autor

Na Figura 17 o desempenho como elevador de tensão foi testado. A tensão de

referência fixada foi -75V, e o degrau de entrada +20V. A variação de carga foi a mesma que no primeiro teste, assim como os instantes de tempo que ocorreram as perturbações.





Fonte: Do Autor

Na apresentação teórica do MPC, foi mencionado que a definição do modelo era fundamental para o projeto de um bom controlador. Um terceiro ensaio foi realizado substituindo o capacitor de $10\mu F$ por um de $400\mu F$. O modelo obtido a partir dessa troca é diferente daquele utilizado com o primeiro valor de capacitância. A Figura 18 mostra o resultado causado por essa mudança.





Fonte: Do Autor

Apesar de o controle em torno do ponto de referência ter sido atingido, as restrições não foram respeitadas, uma vez que a corrente no indutor ultrapassa 10A. Isso ocorre porque o controlador assume o modelo inicialmente definido para encontrar a região de controle ideal para cada variação de comportamento do sistema. Uma vez que o modelo é diferente daquele utilizado para projeto, a lei de controle pode ser ineficaz, como neste caso.

Os ensaios anteriores apresentaram resultados onde a referência era fixa. A Figura 19 mostra o ensaio em que a tensão de referência sofreu uma variação aos 0.5s, tendo seu valor modificado de -65V para -35V.

Figura 19 – Ensaio 4: Desempenho após variação de tensão de referência (a) Tensão na carga (b) Corrente no indutor.



Fonte: Do Autor

Em todos os testes o controlador preditivo se mostrou eficaz, apresentando um comportamento corretivo extremamente rápido após o sistema ser submetido a variações repentinas.

4.2.3 Comparativo de Desempenho: Controlador PI versus Controlador MPC

A motivação principal desta monografia envolve a comparação de desempenho do Buck-Boost quando submetido a um controlador MPC e a um controlador PI. Este paralelo pode ser interpretado também como via de validação do estudo da estratégia preditiva. O conversor foi reproduzido no $Simulink^{(R)}$, juntamente com os controladores PI e MPC, conforme visto nas Figuras 15 e 20.

Primeiramente, existem constatações de projeto que são comuns aos dois casos. Quanto a metodologia de atuação sobre o circuito, para as duas ferramentas de controle, ambas agem sobre o chaveamento do conversor. Outro detalhe é que a tensão de referência pré-determinada equivale a -30V. Além disso, foi considerada uma tensão inicial na carga de -50V.

Na produção da lei de controle proporcional e integral, a determinação dos ganhos correspondentes é fundamental. Neste caso os valores foram definidos de maneira empírica,



Figura 20 – Simulação do controlador PI no Simulink.

Fonte: do Autor.

por análises de resultado, sendo definidor por

$$K_p = -0.1$$
 $K_i = -10.$

O controle é feito em malha fechada, visto pelo fato de que o valor da tensão na carga é realimentado para compor o sinal de erro. O ganho de realimentação foi escolhido para normalizar o sinal leitura do sensor de tensão, e equivale ao inverso do valor de referência, uma vez que o sinal de entrada do PI corresponde ao valor de -1 (devido à propriedade inversora da planta).

No controle preditivo, os parâmetros de projeto utilizados foram aqueles citados na Seção 4.1.2. Com o valor de *setpoint* fixado, um degrau de tensão de amplitude -10V foi aplicado sobre a planta no instante equivalente a 0.5s. O resultado obtido por cada uma das técnicas é revelado na Figura 21.

Figura 21 – Simulação de tensão na carga a partir de (a) Controle Preditivo (b) Controle PI.



Fonte: do Autor.

Nos instantes iniciais da simulação, o controlador PI apresenta uma certa demora e um elevado *overshoot* de tensão ao tentar atingir o valor de referência, enquanto o MPC realiza essa tarefa de maneira instantânea. Ao ser aplicada a variação de tensão, observa-se novamente o ótimo desempenho do MPC em questão de velocidade, e o sobressinal pode ser ignorado por não ultrapassar os limites físicos. Neste mesmo ponto de análise, nota-se que o PI, além de demorar a estabilizar, apresenta maior dificulade para reestabelecer a tensão de referência, produzindo uma oscilação considerável não vista na técnica preditiva.

5 Conclusão

O controle preditivo é uma técnica relativamente nova e o seu estudo apresentou caracterizações suficientes para uma compreensão satisfatória. A primeira etapa do trabalho consistiu em apresentar o MPC clássico e conceituar suas particularidades, utilizando simulações para conceituar o efeito que os parâmetros fundamentais causam sobre o desempenho do processo.

A estratégia MPC baseia-se em dois pilares fundamentais na caracterização de um bom controlador. É necessário, primeiramente, a definição de um modelo matemático que represente a planta de maneira fiel, pois foi visto que a variação do modelo dificulta a produção de uma lei de controle ótima. Outro ponto extremamente importante, é a definição dos parâmetros de projeto. Eles são a chave da programação multiparamétrica que resolve o problema de otimização do controlador.

Foi visto que a ferramenta clássica apresenta um baixo rendimento computacional, motivando a variante explícita dessa técnica, estratégia essa que age de maneira offline. Apesar do problema de memória, o Capítulo 2 mostra o porquê dessa abordagem ter sido escolhida na aplicação sobre os sistemas apresentados no Capítulo 3.

O controle do conversor CC-CC apresentou resultados excelentes principalmente quando comparado com um controlador PID, atendendo as expectativas e um dos objetivos do trabalho. Ou seja, tanto o capítulo 3 quanto o capítulo 4 provaram a eficiência da técnica estudada e justificaram a aplicação.

O principal desafio da implementação do MPC Explícito está na alta necessidade de memória do controlador. Quanto maior for a quantidade de estados, e dependendo dos parâmetros de liberdade do controlador, maior será o número de regiões de controle encontradas, e esse processo carece de um processador de alto rendimento, além de resultar em centenas de milhares de linhas de código para implementação.

Identificados e superados os desafios, o trabalho propõe uma técnica relativamente nova e que produziu resultados muito bons. Para testar ainda mais o desempenho do MPC, é interessante aumentar o número de entradas e saídas dos sistemas de teste, caracterizando-os como sistemas multivariáveis, uma vez que o MPC é proposto para sistemas dessa natureza.

Referências

BEMPORAD, A. et al. The explicit linear quadratic regulator for constrained systems. *Automatica*, Pergamon Press, Inc., Tarrytown, NY, USA, v. 38, n. 1, p. 3–20, jan. 2002. ISSN 0005-1098. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1016/S0005-1098(01)00174-1>. 5, 6

CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. *Model predictive Control.* Sevilla, Spain: [s.n.], 1998. Escuela Superior de Ingenieros, Universidad de Sevilla. 1, 4

DESCHAMPS, E. Conversores CC-CC Isolados de Alta Tensão de Entrada. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, jul. 1999. 1

HERCEG, M. et al. Multi-Parametric Toolbox 3.0. In: *Proc. of the European Control Conference*. Zürich, Switzerland: [s.n.], 2013. p. 502–510. http://control.ee.ethz.ch/ ~mpt>. 10, 23

KIDO, R. H. Z. Uma Aplicação de Controle Preditivo Multiparamétrico em Planejamento da Produção. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2011. 1, 4

PISTIKOPOULOS, E. N. Perspectives in multiparametric programming and explicit model predictive control. *Wiley InterScience*, jan. 2009. Centre for Process Systems Engineering, Dept. of Chemical Engineering, Imperial College London, London SW7 2AZ, U.K. Disponível em: <<u>http://dx.doi.org/10.1016/S0005-1098(01)00174-1>.</u> 6

POMILIO, J. A. *Fontes Chaveadas*. 2014. Universidade Estadual de Campinas. Disponível em: <<u>http://www.dsce.fee.unicamp.br/~antenor/pdffiles/fontchav.html</u>>. 22

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control technology. In: [S.l.: s.n.], 2003. 1

SANTORO, B. F. Controle Preditivo de Horizonte Infinito para Sistemas Integradores e com Tempo Morto. Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. 1

SLOTINE, J.-J. E.; LI, W. Applied nonlinear control. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 1991. The book can be consulted by contacting: BE-ABP-CC3: Pfingstner, Juergen. Disponível em: https://cds.cern.ch/record/1228283>. 1

SOUZA, E. M. de. Controle Preditivo Robusto Baseado em Modelo Aplicado a Sistemas Não-Lineares Incertos Linearizados por Realimentação de Estados. Belo Horizonte, Brasil: [s.n.], 2015. Universidade Federal de Minas Gerais. 5

WEINKELLER, G. P.; SALLES, J. L. F.; FILHO, F. T. Controle preditivo via programação multiparamétrica aplicado no modelo cinemático de uma cadeira de rodas robótica. *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*, v. 1, n. 1, 2013. 5



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO Universidade Federal de Ouro Preto – UFOP Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas Colegiado do Curso de Engenharia de Elétrica



TERMO DE RESPONSABILIDADE

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado "Estudos de caso de Aplicação de um Controlador Predetino Explicato" é de minha inteira responsabilidade. Declaro que não há utilização indevida de texto, material fotográfico ou qualquer outro material pertencente a terceiros sem a devida citação ou consentimento dos referidos autores.

João Monlevade, 21 de Novembro

de

Victor de Pinho Lopes Minanda Nome completo do(a) aluno(a)





DECLARAÇÃO DE CONFERÊNCIA DA VERSÃO FINAL

aluno Declaro versão final entregue pelo conferi que a a ser Vitor 19 Minanda CHUS , autor do trabalho de conclusão de curso intitulado fitulos Applin at Preso de de Um quanto à conformidade nos seguintes itens:

- A monografia corresponde a versão final, estando de acordo com as sugestões e correções sugeridas pela banca e seguindo as normas ABNT;
- A versão final da monografia inclui a ata de defesa (ANEXO IV apenas verso), a ficha catalográfica e o termo de responsabilidade (ANEXO X -) devidamente assinados.

Mall

João Monlevade, 29 de

de 2018 .

Nome do(a) Professor(a)