UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS

FACULDADE DE TECNOLOGIA

ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO

Identificação e Controle de um Levitador à Ar

Mateus Martínez de Lucena

MANAUS-AM

2018

Mateus Martínez de Lucena

Identificação e Controle de um Levitador à Ar

Monografia apresentada à Coordenação do Curso de Engenharia da Computação da Universidade Federal do Amazonas, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Engenheiro de Computação.

Orientador: Iury Bessa

MANAUS-AM

2018

DEDICATÓRIA AQUI

Agradecimentos

AGRADECIMENTOS AQUI.

EPÍGRAFE AQUI

(AUTOR AQUI, TÍTULO DA OBRA.)

Resumo

No estudo do controle de sistemas nos deparamos com variados sistemas clássicos extensivamente estudados e exauridos. Neste trabalho nos propomos a construir um sistema de túnel de vento capaz de levitar através do empuxo do fluxo de ar gerado, o estudo das propriedades do sistema, a obtenção de um modelo matemático através de testes e o controle do sistema. A fim de demonstrar a usabilidade deste sistema como material didático para a matéria de Laboratório Sistemas de Controle.

Palavras-chave: Levitador, Túnel de Vento, Controle.

Abstract

ABSTRACT AQUI

Keywords: KEYWORDS HERE.

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Abreviaturas e Siglas

SIGLA NOME EXPANDIDO – do inglês ***SI* *Gl* *A***

Lista de Símbolos

Símbolos Matemáticos

$\mathbb{R}$	conjunto dos números reais

Sumário

Capítulo 1

Introdução

INTRODUÇÃO AQUI

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Neste capítulo serão apresentados conceitos necessários para o entendimento do trabalho.

2.1 Identificação de Sistemas e Estimação de Parâmetros

A identificação do sistema é o primeiro passo para o seu controle. Nesta seção serão tratados conceitos de identificação de sistemas e estimação de parâmetros fundamentais para o entendimento do trabalho.

2.1.1 Visão Geral

A identificação de sistemas e estimação de parâmetros se tratam de métodos e práticas que permitem construir modelos dinâmicos de um sistema real à partir de experimentos. Muitas vezes um sistema construído que precisa ser controlado não pode ser modelado devido à limitações matemáticas ou imprecisão na interação dos componentes. Nestes casos se utiliza da identificação de sistemas para obter um modelo matemático. A identificação de sistemas se baseia em testar a resposta do sistema à certas entradas e a partir das respostas aproximar o modelo matemático de forma satisfatória. Para identificar sistemas temos métodos determinísticos, que desprezam o ruído presente nos dados, e métodos não paramétricos, que não resultam em um modelo matemático mas em uma representação gráfica da dinâmica do sistema da qual um modelo pode ser extraído.

2.1.2 Identificação por Mínimos Quadrados

O método de mínimos quadrados é um dos mais conhecidos e utilizados em várias áreas da ciência e tecnologia. Ele utiliza sistemas de equações com matrizes geradas a partir de testes com os sistemas reais no seguinte formato:

$$\hat{\Theta} = [X^T X]^{-1} X^T y \tag{2.1}$$

A equação 2.1 é o objetivo da identificação por quadrados mínimos, mas para entender ela precisamos primeiro entender de onde ela vem.
Um sistema geralmente é descrito por uma função entrada - saída, em um sistema onde não sabemos a função podemos executar uma série de testes para obtermos um conjunto de valores de entrada e saída da seguinte forma:

$$\begin{aligned} y_1 &= f(x_1) \\ y_2 &= f(x_2) \\ y_3 &= f(x_3) \\ &... \\ y_N &= f(x_N) \end{aligned} \tag{2.2}$$

Podemos então tratar esse conjunto como vetores da seguinte forma:

$$y = f(x, \Theta) \tag{2.3}$$

Existem três considerações que devem ser tomadas para avançar o entendimento de mínimos quadrados.

1. A função f e o vetor θ não variam de uma restrição para outra. Todas as restrições são da mesma equação. Em problemas de identificação de sistemas dinâmicos normalmente supõe-se que o sistema seja invariante no tempo e que os sinais medidos sejam estacionários, caso não fossem f e θ seriam diferentes entre restrições complicando a estimação de um único f e um único θ.

2. A equação 2.3 pode ser reescrita como

$$y = x^T \theta \tag{2.4}$$

Implicando que f é linear nos parâmetros. Se f não for linear θ pode ser estimado por métodos não lineares.

3. Serão tomadas n restrições de 2.4 a fim de se ter n equações para determinar os n elementos de θ.

Sabendo das considerações as restrições representadas na equação 2.4 podem ser escritas da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \ldots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \ldots & x_1^n \\ x_2^1 & x_2^2 & \ldots & x_2^n \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ x_n^1 & x_n^2 & \ldots & x_n^n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \ldots \\ \theta_n \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

$$y = X\theta$$

y é uma variável dependente dos regressores $x_1, \ldots x_n$, também chamados de variáveis independentes. θ é o vetor de parâmetros a determinar. Desde que X seja não singular é possível determinar o vetor de parâmetros invertendo a matriz:

$$\theta = X^{-1}y \tag{2.6}$$

2.1.3 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é um eficiente filtro recursivo que estima o estado de um sistema dinâmico linear a partir de uma série de medições ruidosas. Ele é utilizado em uma grande variedade de aplicações de engenharia, e é um tópico especialmente importante para a teoria de sistemas de controle.

2.1.3.1 Visão Geral

O filtro de Kalman utiliza um modelo dinâmico de um sistema, suas entradas de controle, e um sistema de sensores para gerar uma estimativa das grandezas variáveis de um sistema, seus estados. Usando um modelo recursivo para obter as estimativas, medidas passadas, ele consegue obter uma estimativa mais fiel ao sistema real do que utilizando somente uma medida. O filtro funciona em duas etapas, uma de propagação, onde se utiliza a estimativa do estado anterior para se obter uma estimativa do estado atual, e uma de assimilação, onde a estimativa do estado atual é combinada com a observação do estado real para se obter um modelo de estimativa mais preciso.

2.1.3.2 Etapa de propagação

2.1.4 Identificação por Subespaços

Capítulo 3

Título do Capítulo Aqui

MODELAGEM AQUI

Capítulo 4

Título do Capítulo Aqui

METODOLOGIA AQUI

Capítulo 5

Título do Capítulo Aqui

RESULTADOS AQUI

Capítulo 6

Conclusão

CONCLUSÃO AQUI

Referências Bibliográficas