ALMA MATER STUDIORUM – UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

Corso di Laurea in Ingegneria e Scienze Informatiche

Navigazione e Guida Autonoma di Veicoli Aerospaziali: Filtro di Kalman e sue varianti

Tesi di laurea in: Metodi Numerici

Relatore
Prof.ssa Damiana Lazzaro

Candidato
Marco Buda

Abstract

 ${\rm Max}~2000$ characters, strict.



Contents

| A | Abstract | iii |
|----|------------------------------|-----|
| 1 | Introduction | 1 |
| 2 | | 3 |
| | 2.1 I sistemi dinamici | 3 |
| | 2.2 Il filtro di Kalman | 4 |
| | 2.2.1 Costruzione del filtro | 4 |
| | 2.3 Some cool topic | 5 |
| 3 | | 7 |
| | 3.1 Fancy formulas here | 7 |
| | | |
| | | 9 |
| Bi | Bibliography | 9 |

CONTENTS vii

viii CONTENTS

List of Figures

| 2.1 | Some random image | | | | | | | | | | | | | | 4 |
|-----|-------------------|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|---|
| | | | | | | | | | | | | | | | |

LIST OF FIGURES ix

LIST OF FIGURES

x LIST OF FIGURES

List of Listings

| listings/HelloWorld.java | |
|--------------------------|--|
|--------------------------|--|

LIST OF LISTINGS xi

LIST OF LISTINGS

xii LIST OF LISTINGS

Chapter 1

Introduction

Write your intro here.

You can use acronyms that your defined previously, such as cro:IoTInternet

You can use acronyms that your defined previously, such as cro:loTInternet of Thing (IoT). If you use acronyms twice, they will be written in full only once (indeed, you can mention the IoT now without it being fully explained). In some cases, you may need a plural form of the acronym. For instance, that you are discussing cro:vmVirtual Machines (VMs), you may need both VM and VMs.

Marco Buda: Add sidenotes in this way. They are named after the author of the thesis

Structure of the Thesis

Marco Buda: At the end, describe the structure of the paper

Chapter 2

State of the art

2.1 I sistemi dinamici

Un sistema dinamico è un qualunque sistema in cui sia individuabile uno stato che evolve come funzione del tempo: x = f(t).

Per gli scopi di questa tesi, lo stato verrà rappresentato come un vettore $x \in \mathbb{R}^n$, che raccoglie le variabili di stato (es.: posizione, velocità...), e il tempo verrà considerato come una quantità continua $t \in \mathbb{R}$, eventualmente campionata in determinati istanti t_k .

Modellare la realtà a livello macroscopico comporta spesso che f sia non deterministica, per via di fenomeni microscopici. Questo introduce la necessità di effettuare misurazioni periodiche (measurement, $z \in \mathbb{R}^m$) per monitorare la reale evoluzione dello stato in presenza di disturbi (process noise, $w \in \mathbb{R}^n$).

Sfortunatamente, le misurazioni stesse sono soggette ad ulteriori disturbi (measurement noise, $v \in \mathbb{R}^m$).

Nasce, quindi, l'esigenza di algoritmi che raccolgano ed interpretino i dati misurati per determinare una stima ($state\ estimate$, \hat{x}) dello stato reale ($ground\ truth$, x). Questi algoritmi sono detti, appunto, stimatori.



Figure 2.1: Some random image

2.2 Il filtro di Kalman

Il filtro di Kalman [Kal60] è uno stimatore lineare ricorsivo che minimizza l'errore quadratico medio.

L'aspetto ricorsivo si rifà al fatto che ogni stima \hat{x}_k è determinata in base alla stima precedente \hat{x}_{k-1} , senza richiedere l'utilizzo esplicito di $\hat{x}_0, \hat{x}_1, ..., \hat{x}_{k-2}$. Si tratta di uno dei principali vantaggi del filtro, in quanto riduce sia la complessità temporale che quella spaziale, senza compromettere l'ottimalità.

Come anticipato, l'ottimalità è definita dal fatto che l'algoritmo produce la stima \hat{x}_k che minimizza la quantità $\mathbb{E}[\|\hat{x}_k - \mathbb{E}[\hat{x}_k]\|^2]$ ad ogni passo k.

Il filtro di Kalman può essere applicato a sistemi dinamici che siano rappresentabili con un modello ricorsivo lineare:

$$x_k = A_k x_{k-1} + B_k u_{k-1} + w_{k-1}$$

dove A_k è la matrice di evoluzione dello stato dal passo k-1 al passo k in assenza di disturbi e "azioni di controllo", B_k è la matrice che di contributo delle "azioni di controllo" (control input) u_{k-1} che agiscono dal passo k-1 al passo k e w_{k-1} è il process noise citato nella sezione 2.1 che agisce dal passo k-1 al passo k.

2.2.1 Costruzione del filtro

Si supponga di avere a disposizione Nelle formulazioni classiche del filtro di Kalman vengo assunte le seguenti ipotesi

I suggest referencing stuff as follows: fig. 2.1 or Figure 2.1

2.3 Some cool topic

Chapter 3

Contribution

You may also put some code snippet (which is NOT float by default), eg: chapter 3.

3.1 Fancy formulas here

```
public class HelloWorld {
   public static void main(String[] args) {
        // Prints "Hello, World" to the terminal window.
        System.out.println("Hello, World");
   }
}
```

Bibliography

[Kal60] R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. $Journal\ of\ Basic\ Engineering,\ 82(1):35-45,\ 03\ 1960.$

BIBLIOGRAPHY 9

BIBLIOGRAPHY

10 BIBLIOGRAPHY

Acknowledgements

Optional. Max 1 page.

BIBLIOGRAPHY 11