

Gaussian Process Building Models and their Application in Model Predictive Control

Von der Fakultät Energie-, Verfahrens- und Biotechnik der
Universität Stuttgart zur Erlangung der Würde eines Doktor-
Ingenieurs (Dr.-Ing.) genehmigte Abhandlung

vorgelegt von

Francesco Massa Gray

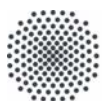
aus Viña del Mar (Chile)

Hauptberichter:
Prof. Dr.-Ing. Michael Schmidt

Mitberichter:
Prof. Dr.-Ing. Arnold Kistner

Tag der Einreichung:
19.10.2016

Tag der mündlichen Prüfung:
30.06.2017



Universität Stuttgart

IGE
2017

Institut für Gebäudeenergetik

Abstract

This work is concerned with the mathematical modelling and optimal control of buildings using Gaussian process regression, a machine learning method. The general motivation is to contribute to a more widespread use of model predictive control (MPC) in building automation systems. The low popularity of MPC in buildings is partly due to the high effort required to model the building and its subsystems. A suitable model for this purpose should be simple, require a small amount of data to be trained and have a good prediction accuracy.

This work specifically proposes a hybrid model that combines Gaussian processes (GP) with highly simplified grey-box models. The function of the grey-box part is to describe the general behaviour of the system. The GP is trained on the grey-box model's prediction error, automatically learning the error's pattern and using it to improve future predictions. The results show that the hybrid model improves the temperature and energy predictions of the pure grey-box model while presenting a lower generalization error compared to a pure GP.

To exemplify the method, the grey-box, GP and hybrid models are used to control a simulated building employing MPC. It is shown that the hybrid model achieves higher energy savings than the grey-box model while maintaining equivalent thermal conditions in the building. It is also investigated whether the variance predicted by the GP and hybrid models can be used as a measure of the prediction uncertainty, enabling its use in the evaluation of probabilistic constraint for stochastic MPC. It is shown that this assumption is not a valid approximation for either of the models.

In conclusion, this work shows that a hybrid model combining simplified grey-box models with Gaussian processes achieves a higher prediction accuracy than its individual components. The improved prediction accuracy can lead to higher savings when employing MPC.

Kurzfassung

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der mathematischen Modellierung und optimalen Regelung von Gebäuden mittels Gaußprozessen (GP), einer Methode des maschinellen Lernens. Hauptmotivation der Arbeit ist es, zu einer höheren Durchdringung der Modellprädiktiven Regelung (MPR) in Gebäudeautomations-systeme beizutragen. Die geringe Popularität dieser Methode ist teilweise dem hohen Modellierungsaufwand für Gebäude und deren Subsysteme geschuldet. Ein ideales Modell für MPR sollte einfach sein, wenig Daten für die Kalibrierung benötigen und eine gute Vorhersagequalität haben.

Im Rahmen der Arbeit wird ein hybrider Modellierungsansatz vorgeschlagen, der sehr vereinfachte Grey-Box-Modelle mit Gaußprozessen kombiniert. Das Grey-Box-Modell wird dabei verwendet, um das allgemeine Verhalten des Systems zu beschreiben. Der GP wird benutzt, um das Fehlermuster der Vorhersagen des Grey-Box-Modells automatisch zu identifizieren und damit die zukünftigen Vorhersagen zu verbessern. Die Ergebnisse zeigen, dass das hybride Modell die Temperatur- und Energieaufwandvorhersagen des Grey-Box-Modells verbessert und der Generalisierungsfehler kleiner als der eines reinen Gaußprozesses ist.

Zur Erläuterung der Methode werden die Grey-Box, GP und hybride Modelle für die simulative Regelung eines Gebäudes angewendet und dafür in einem modellprädiktiven Regler implementiert. Es wird gezeigt, dass die Verwendung des hybriden Modells statt des Grey-Box-Modells zu höheren Energieeinsparungen unter vergleichbaren thermischen Bedingungen führen kann. Es wird auch untersucht, ob die vorhergesagte Varianz der GP und hybriden Modelle für die Quantifizierung der Vorhersageunsicherheit benutzt werden kann. Dies würde erlauben, probabilistische Beschränkungen in einem stochastischen MPR zu betrachten. Es wird gezeigt, dass diese Annahme für beide Modelle nicht gültig ist.

Schlussfolgernd kann gezeigt werden, dass die Kombination aus vereinfachten Grey-Box-Modellen und Gaußprozessen zu besseren Vorhersagen als die ihrer individuellen Komponenten führen kann. Die verbesserte Vorhersagequalität kann benutzt werden, um höheren Energieeinsparungen durch MPR zu erzielen.

Contents

Notation	viii
List of Symbols	xi
1 Introduction	1
1.1 Building Modelling: Opportunities and Issues	1
1.2 Objectives	2
1.3 Dissertation Structure	3
2 State of the Art	4
2.1 Building Modelling using Gaussian Processes	4
2.1.1 Literature Review	4
2.1.2 Gaps in the Reviewed Literature	5
2.1.3 Contributions of this Dissertation	6
2.2 Gaussian Processes for Model Predictive Control	7
2.2.1 Literature Review	7
2.2.2 Gaps in the Reviewed Literature	8
2.2.3 Contributions of this Dissertation	8
3 Fundamentals	9
3.1 Building Modelling	9
3.1.1 Grey-Box Modelling	9
3.1.2 Black-Box Modelling	11
3.1.3 Hybrid Modelling	12
3.2 Gaussian Process Modelling	13
3.2.1 Gaussian Process Fundamentals	13
3.2.2 Gaussian Processes for Machine Learning	15
3.3 Rule-Based Control of Building Systems	16
3.4 Model Predictive Control	17
3.4.1 Terminology	17
3.4.2 The Receding Horizon Control Procedure	19
3.4.3 Deterministic Model Predictive Control	21
3.4.4 Robust Model Predictive Control	22
3.4.5 Stochastic Model Predictive Control	23

4	System Description	25
4.1	Assumptions and Simplifications	25
4.2	Building Characteristics	26
4.3	HVAC System	28
4.3.1	General Description	28
4.3.2	Condensing Boiler	30
4.3.3	Chiller	31
4.3.4	Heating and Cooling Coils	32
4.3.5	Recuperator	33
4.3.6	Radiators	33
4.3.7	Chilled Ceilings	34
4.3.8	Fans	34
4.3.9	Pumps	36
4.4	Rule-Based Control of the HVAC System	37
4.4.1	High-Level Control Rules	37
4.4.2	Low-Level Controllers	39
5	Building Modelling	40
5.1	Model Development Effort	40
5.2	Modelling Cases	41
5.2.1	General Modelling Case	41
5.2.2	MPC-Specific Modelling Case	43
5.3	Grey-Box Model	44
5.3.1	Description	44
5.3.2	Assumptions and Simplifications	44
5.3.3	State Equations	45
5.3.4	Inputs	46
5.3.5	Energy Demand	47
5.3.6	State Estimation	51
5.3.7	Model Training	51
5.4	Gaussian Process Model	51
5.4.1	Description	51
5.4.2	Inputs	52
5.4.3	Model Training	59
5.5	Hybrid Building Model	60
5.5.1	Description	60
5.5.2	Inputs	60
5.5.3	Model Training	61
5.6	Overview of the Model Inputs	62
6	Model Predictive Control	63
6.1	Robust Model Predictive Controller	63
6.2	Stochastic Model Predictive Controller	64
6.3	Simplified and Detailed MPC Cases	67

6.4	Controller Settings	67
6.4.1	General Settings	67
6.4.2	System Models	67
6.4.3	Cost Function	68
6.4.4	Manipulated Inputs	69
6.4.5	State Constraints	69
6.4.6	Input Constraints	70
7	Results and Analysis	71
7.1	Building Modelling	71
7.1.1	Methodology	71
7.1.2	Fixed Training	74
7.1.3	Adaptive Training	79
7.1.4	Effect of Incorrect Input Values	84
7.1.5	MPC-Specific Modelling Cases	86
7.2	Model Predictive Control	88
7.2.1	Methodology	89
7.2.2	Robust Model Predictive Control	91
7.2.3	Stochastic Model Predictive Control	95
7.2.4	Benefit of Employing Detailed HVAC Models	98
8	Summary and Conclusions	101
	References	104
	Appendix	113
A	Software Environment	113
B	MPC and Training Environment	114
C	Plausibility of the TRNSYS and HVAC System Models	115
C.1	Internal Gains According to DIN V 18599	115
C.2	Additional Boundary Conditions	116
C.3	Plausibility Analysis	117
D	Characteristics of the Building Envelope and HVAC System	118
E	Calculation of Pressure Losses	120
F	Pump and Fan Curves	123
G	Recuperator Control Rule	124

H	Grey-Box Model	125
H.1	Derivation of the Model's Parameters	125
H.2	Indirect Calculation of the Grey-Box Model's Inputs	127
H.3	Grey-Box Training Procedure	128
H.4	Trained Grey-Box Model Parameters	129
I	Extended Results	130
I.1	Fixed Training	130
I.2	Adaptive Training	133
I.3	Incorrect Input Assumptions	133
I.3.1	Numerical Values	133
I.3.2	Analysis of the Grey-Box Energy Prediction Error	134
I.4	MPC-Specific Modelling Cases	135
I.5	Energy Demand of the Controllers	136
I.6	Temperature Profile of the MPC Controllers	136
I.7	Predicted Variance of the Gaussian Process	136