

MODELLPRÄDIKTIVE EINZELRAUMREGELUNG AUF BASIS EMPIRISCHER MODELLE

F. Paschke, M. Franke und J. Haufe
Fraunhofer IIS/EAS, Institut für Integrierte Schaltungen,
Institutsteil Entwicklung Adaptiver Systeme (EAS)
01069 Dresden, Zeunerstr. 38
fabian.paschke@eas.iis.fraunhofer.de

KURZFASSUNG

Der Beitrag veranschaulicht einen Ansatz für die automatisierte Generierung modellprädiktiver Regelungen (Model Predictive Control - MPC) für die thermische Einzelraumregelung in Gebäuden.

Nach der Beschreibung des MPC-Grundprinzips werden die hierfür notwendigen dynamischen Modelle des Raumverhaltens und der Heizungs- bzw. Kühlanlage diskutiert. Im Gegensatz zu den aus der Literatur bekannten Ansätzen werden diese Modelle aus aufgenommenen Messdaten mithilfe der Systemidentifikation erzeugt und anschließend simulativ validiert. Zuletzt wird die Auslegung einer modellprädiktiven Regelung verdeutlicht und mit einer konventionellen Regelstrategie verglichen. Der Ansatz wird beispielhaft anhand eines Konferenzraums verdeutlicht, kann jedoch problemlos auf andere Räume übertragen werden.

EINLEITUNG

Etwa 40% des Primärenergieverbrauchs wird in der Europäischen Union (Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, 2014) sowie in den Vereinigten Staaten (Ma, et al., 2009) durch den Gebäudesektor verursacht. Der im Zuge der Energiewende wachsende Wunsch nach energieeffizienter Gebäudebetriebsführung führte in den vergangenen Jahren zu umfangreichen Aktivitäten im Bereich der Gebäudeautomation. Da sich bereits in vielen Anwendungsbereichen, vorrangig aber in der Prozessindustrie, die modellbasierte prädiktive Regelung (MPC) für die kosteneffiziente Lösung regelungstechnischer Problemstellungen bewährt hat (Dittmar & Pfeiffer, 2006), entstand in den vergangenen Jahren das Bestreben MPC auch im Bereich der Gebäudeautomation einzusetzen.

In der Literatur existieren bereits zahlreiche Beiträge, welche sich mit der Anwendung von MPC im Gebäudesektor beschäftigen. Besonders hervorzuheben ist das Projekt OptiControl, in welchem die Realisierbarkeit einer modellprädiktiven Regelung der integrierten Raumautomation (IRA) untersucht wurde. Zudem wurde MPC für unterschiedliche Gebäudetypen und Standorte mit konventionellen regelbasierten Strategien simulativ verglichen und das theoretische Einsparpotenzial ermittelt (Gyalistras, et al., 2010), wobei

je nach Gebäudetyp theoretische Einsparpotenziale von etwa 15-40% aufgedeckt wurden (Gyalistras, et al., 2010). Im Nachfolgeprojekt OptiControl-II wurde MPC anschließend in einem repräsentativen Schweizer Bürogebäude, dessen Einsparpotenzial zu 17% beziffert wurde, implementiert und erfolgreich getestet (Sturzenegger, et al., 2013).

Weitere Publikationen die sich mit dem Einsatz von MPC im Gebäudesektor beschäftigen, widmen sich oftmals spezielleren Problemstellungen. In (Ma, et al., 2009) wird der Einsatz von MPC am Beispiel einer zentralen Kälteversorgungsanlage für den Campus in Merced (Kalifornien) demonstriert. Diese besteht im Wesentlichen aus einem 7000m³ Wasserspeicher und einer Kälteanlage, welche über Nacht betrieben wird um den Speicher zu laden und den Kühlbedarf für den folgenden Tag sicherzustellen. Basierend auf einem Modell der Kälteanlage und den Vorhersagen für das Wetter und den Kühlenergiebedarf wird eine modellprädiktive Regelstrategie für den optimierten Betrieb der Kälteversorgungsanlage vorgeschlagen, deren theoretisches Einsparpotenzial simulativ zu 24,5% ermittelt wurde.

In der praktischen Anwendung von MPC erweist sich oftmals die aufwendige Modellerzeugung als problematisch. In diesem Beitrag wird deshalb ein Ansatz vorgestellt, der aus aufgenommenen Messdaten, die benötigten Modelle erzeugt und damit eine weitestgehend automatisierte Auslegung ermöglicht.

Im nachfolgenden Abschnitt wird das Grundprinzip der modellprädiktiven Regelung am Beispiel der Temperaturregelung eines Konferenzraums verdeutlicht. Das dritte Kapitel erläutert den datengetriebenen Ansatz für die automatische Generierung eines für MPC geeigneten Raummodells mithilfe der Systemidentifikation. Dieses gilt dann als Grundlage für die Auslegung eines modellprädiktiven Reglers, welche im darauffolgenden Abschnitt beschrieben wird. Zuletzt werden die Ergebnisse zusammengefasst und weiterführende Forschungsschwerpunkte vorgeschlagen.

GRUNDLAGEN

Dieser Abschnitt beschreibt die technische Ausstattung der diesem Beitrag zugrundeliegenden Raumkonfiguration sowie das Grundprinzip der modellprädiktiven Regelung.

Technische Ausgangssituation

Das Automationssystem zur Regelung der Raumtemperatur besteht im Wesentlichen aus:

- Sensorik für die Messung der Raumtemperatur, und zur Feststellung der Belegung (Präsenzdetektion) und der Fensteröffnung
- Radiatorheizsystem mit lokaler Temperaturregelung (elektronische Thermostate) und Sollwertvorgabe
- Umluftkühlgeräte mit drei diskreten Kühlstufen und lokaler Temperaturregelung mit gemeinsamer Sollwertvorgabe
- Elektrisch verfahrbare, außenliegende Jalousien
- Zentrales Datenhaltungssystem für die Speicherung der Zeitreihen aller gemessenen Daten sowie der eingestellten Sollwerte

Eine schematische Darstellung der Raumtemperaturregelung ist in der Abbildung 1 skizziert. Die Bedeutung der dort verwendeten Bezeichnungen ist der Tabelle 1 zu entnehmen.

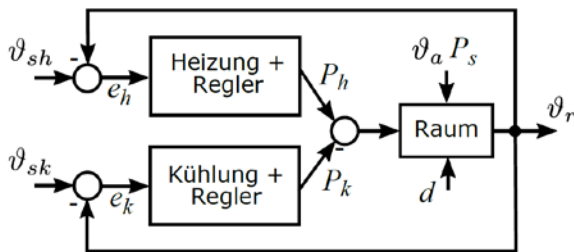


Abbildung 1: Schematische Darstellung der Raumtemperaturregelung

Tabelle 1: Bedeutung der in Abbildung 1 verwendeten Abkürzungen

SYMBOL	BEDEUTUNG
ϑ_r	Raumtemperatur [°C]
$\vartheta_{sh}, \vartheta_{sk}$	Sollwert Heizung bzw. Kühlung [°C]
e_{sh}, e_{sk}	Regelabweichung Heizung bzw. Kühlung [°C]
P_h, P_k	Heiz- bzw. Kühlleistung [kW]
ϑ_a	Außentemperatur [°C]
P_s	auf die Fensterfläche wirksame Solarstrahlung [W/m ²]
d	Nicht messbare Störungen (z. B. Wärmeeinträge der Belegung und der Nachbarräume) [W]

Grundprinzip einer Modellprädiktiven Regelung

Mit dem Begriff modellprädiktive Regelung wird eine ganze Klasse von Regelalgorithmen bezeichnet, die sich dadurch auszeichnen, dass das dynamische Modell des zu regelnden Prozesses nicht nur in der Entwurfsphase, sondern explizit auch im laufenden Be-

trieb der Regelung benutzt wird. Dabei besteht das allgemeine Regelungsziel nicht nur in der Einhaltung vorgegebener Güteanforderungen, sondern zusätzlich in der Minimierung eines vorgegebenen Kostenfunctionals. Bei der Implementierung der Regelung wird aus Gründen der rechentechnischen Umsetzung meist von einer diskretisierten Zeitachse k mit konstanter Abtastzeit Δt_s , d. h. $t = k \cdot \Delta t_s$, mit $k = 1, 2, \dots$ ausgegangen.

Bezogen auf das hier betrachtete Problem der Raumtemperaturregelung besteht das wesentliche Ziel des Regelalgorithmus darin, zum aktuellen Zeitpunkt κ optimale Stellgrößenverläufe $\vartheta_{sh}^*(k)$ und $\vartheta_{sk}^*(k)$, für $k = \kappa, \dots, \kappa + H_p - 1$ derart zu bestimmen, dass die aufgewendete Energie

$$J(\kappa) = \sum_{k=\kappa}^{H_p-1} P_h(k) + P_k(k) \quad (P_k, P_h \geq 0) \quad (1)$$

unter Annahme vorgegebener Komfortbedingungen $\vartheta_{min}(k) \leq \vartheta(k) \leq \vartheta_{max}(k)$ in dem definierten Zeitfenster $k = \kappa, \dots, \kappa + H_p - 1$ minimal wird, wobei H_p den vorgegebenen Optimierungs- bzw. Prädiktionshorizont kennzeichnet (siehe Abbildung 2). Außerdem sind bei Lösung des Optimierungsproblems Beschränkungen der Stellgrößen, also von Heiz- und Kühlleistung zu berücksichtigen. Analog zu der oben beschriebenen Problemstellung (1), sind durchaus andere sinnvolle Optimierungsziele denkbar, wobei insbesondere quadratische Kostenfunctionale sehr verbreitet sind (Maciejowski, 2001; Camacho & Bordons, 2007).

Obwohl zu jedem Zeitpunkt κ eine Folge der Steuergrößen der Länge H_p berechnet wird, werden nur die ersten Elemente dieser Folge an den Prozess ausgegeben und bis zur nächsten Lösung des Optimierungsproblems nicht verändert. Aus regelungstechnischer Sicht agiert der MPC in diesem Zeitraum als reine Steuerung. Im anschließenden Zeitschritt $\kappa + 1$ erfolgt auf Basis der neuen Messwerte der Regelgrößen und der aktualisierten Störgrößenprädiktionen die Neuberechnung aller Stellgrößenverläufe, wodurch der Regelkreis geschlossen und eine Reaktion auf Störgrößen ermöglicht wird.

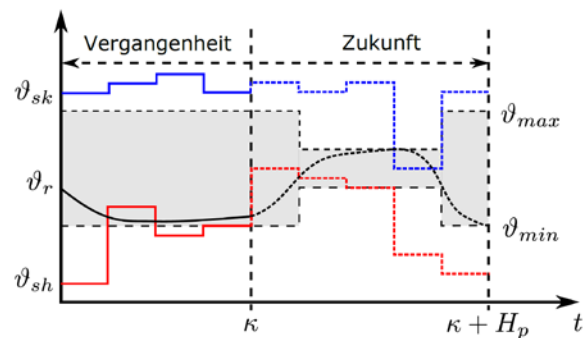


Abbildung 2: Schematische Darstellung des MPC-Grundprinzips ($H_p = 5$)

MODELLBILDUNG

Die Grundlage für die Auslegung der prädiktiven Regelung ist ein Modell der Raumtemperaturregelung (Abbildung 1). Dabei sind die wesentlichen Anforderungen an ein für MPC geeignetes Systemmodell zum einen die hinreichende Genauigkeit um die wesentlichen dynamischen Eigenschaften des Systems abzubilden und zum anderen ein geringer Rechenaufwand für die Simulation des Systems.

In der Praxis haben sich zeitdiskrete dynamische Modelle in Form linearer Zustandsraummodelle oder Übertragungsfunktionen als besonders geeignet erwiesen. Diese lassen sich zum einen durch eine rein physikalisch motivierte Modellierung, ggf. anschließender Modellordnungsreduktion und zeitlicher Diskretisierung, zum anderen mit Methoden der Systemidentifikation gewinnen (Isermann, 1992; Ljung, 2012). Letzterer Ansatz wird im Folgenden verfolgt.

Modellansatz

In der Literatur existieren bereits zahlreiche Beiträge, die sich dem Thema der Identifikation vereinfachter thermischer Raummodelle widmen (Kramer, et al., 2012). Dabei zählt die Modellierung mittels konzentriert parametrischer Widerstands-/Kapazitätsnetzwerke zu den in der Regelungstechnik am weitesten verbreiteten Methoden. Der wesentliche Ansatz dieser Methode besteht darin die einzelnen Wärmeübergänge mittels geeignet verschalteter RC-Modelle, welche sich durch lineare Differenzialgleichungen erster Ordnung beschreiben lassen, nachzubilden. Dabei werden sowohl die Raumluft als auch die angrenzenden Wände des Raumes als verkoppelte Wärmespeicher modelliert, deren Übertragungsverhalten sich in diskreter Zeit k näherungsweise mit jeweils einer Differenzengleichung erster Ordnung

$$y(k) = a_1 y(k-1) + b_1 u(k-1) \quad (2)$$

beschreiben lässt, wobei u und y allgemein den Ein- bzw. Ausgang des Systems beschreiben (z. B. zugeführte Leistung und Raumtemperatur). Für die zu bestimmenden Parameter $a_1, b_1 \in \mathbb{R}$ gilt aus physikalischen Gründen $0 < a_1 < 1$ (Stabilität) und $b_1 > 0$. Das vollständige thermische Raummodell ergibt sich dann als Verschaltung mehrerer Wärmespeicher (2), was jedoch zu sehr komplexen Modellen mit vielen Parametern führen kann.

Da Modellansätze mit vielen Parametern für die Identifikation meist ungeeignet sind, wurden bereits in (Lin, et al., 2012) Vereinfachungsmöglichkeiten komplexer RC-Modelle untersucht. Dabei hat sich herausgestellt, dass ein Modell zweiter Ordnung ausreichend ist um das wesentliche dynamische Verhalten der Raumtemperatur wiederzugeben.

Motiviert durch die Erkenntnisse in (Lin, et al., 2012) und durch eigene Beobachtungen wurde für die Identifikation des thermischen Raumverhaltens ein Ansatz

mit zwei thermischen Speichern verwendet (siehe Abbildung 3). Dabei repräsentiert das obere Teilmodell die thermische Speicherfähigkeit der Luft (Parameter a_1 und b_1), wohingegen letzteres die vergleichsweise langsame Wanddynamik abbildet. Der zusätzliche Parameter ϑ_0 berücksichtigt alle weiteren Wärmeeinträge in den Raum und wird während des Identifikationsvorgangs als zeitlich konstant angenommen. Da dies eine sehr einschränkende Annahme ist, die insbesondere nur für relativ kurze Zeiträume gilt, sind jedoch auch zeitlich veränderliche Störgrößenansätze denkbar (z. B. Polynome, Splines oder harmonische Funktionen).

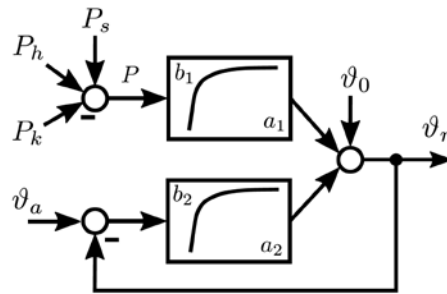


Abbildung 3: Ansatz für das thermische Raummodell mit zwei Wärmespeichern

Da für die prädiktive Regelung ein Modell für das Gesamtsystem nach Abbildung 1 benötigt wird, müssen für das Heiz- und das Kühlsystem ebenfalls Modellansätze formuliert werden. Basierend auf praktischen Beobachtungen wird für die Heizung ein zeitdiskreter PI-Regler

$$P_h(k) = P_h(k-1) + K_p e_h(k) + 0.5 K_I \Delta t_s (e_h(k) + e_h(k-1)) \quad (3)$$

angesetzt, wobei die zu bestimmenden Parameter $K_p \in \mathbb{R}^+$ als Proportional- bzw. $K_I \in \mathbb{R}^+$ als Integralverstärkung bezeichnet werden. Für die Kühlung hingegen wird basierend auf den Erkenntnissen aus dem Datenblatt des Umluftkühlgeräts, ein rein statisches Übertragungsverhalten

$$P_k(k) = \begin{cases} 0 & (e_k > 0) \\ c_1 & (-1 < e_k \leq 0) \\ c_2 & (-2 < e_k \leq -1) \\ c_3 & (e_k \leq -2) \end{cases} \quad (4)$$

mit den Parametern $c_i \in \mathbb{R}^+$, angenommen (drei diskrete Kühlstufen). Man beachte, dass bei den Ansätzen (3) und (4) das dynamische Verhalten der Heizkörper bzw. des Deckeninduktionsgeräts vernachlässigt wurde, da verglichen mit dem thermischen Raummodell (Abbildung 3) ein wesentlich schnelleres dynamisches Verhalten zu erwarten ist. Um den Umfang der Identifikationsaufgabe weiter reduzieren zu können, wurde zudem der Einfluss unterschiedlicher Vorlauftemperaturen in den Modellansätzen vernachlässigt. Diese lässt sich jedoch, beispielsweise durch vorlauf temperaturabhängige Verstärkungen, in den Modellansätzen (3) und (4) berücksichtigen.

Parameteridentifikation

Die wesentliche Aufgabe der Identifikation besteht nun darin, die Parameter der Modellsätze, die anschließend zum Parametervektor $\theta \in \mathbb{R}^{10}$ zusammengefasst seien, mithilfe aufgenommener Messdaten zu bestimmen.

Im Folgenden wird vorausgesetzt dass N Messdatenpaare der Eingangsgrößen $\mathbf{u}(k) := [P_s(k); \vartheta_a(k); \vartheta_{sh}(k); \vartheta_{sk}(k)]^T$ und der Ausgangsgröße $y(k) := \vartheta_r(k)$ aufgenommen wurden ($k = 1, \dots, N$). Die grundlegende Idee der meisten Identifikationsverfahren besteht nun darin den Parametervektor θ derart zu bestimmen, dass die quadrierte Summe der 1-Schritt Prädiktionsfehler (Mean Squared Error - MSE) zwischen dem gemessenen Systemausgang y und dem Modellausgang \hat{y} minimal wird, d. h.

$$\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} \sum_{k=2}^N [y(k) - \hat{y}(k|k-1, \theta)]^2, \quad (5)$$

wobei für die Berechnung des Systemausgangs zum Zeitpunkt k nur Messdaten der Ausgangsgröße bis zum Zeitpunkt $k-1$ verwendet werden dürfen (Isermann, 1992). Da die Modellparameter θ i. d. R. nichtlinear mit dem Modellausgang \hat{y} verknüpft sind, beschreibt Gleichung (5) im Allgemeinen ein nichtlineares Optimierungsproblem, welches mit Methoden der lokalen Optimierung gelöst werden kann (z. B. Gauß-Newton Verfahren).

Die Lösung des Identifikationsproblems für die Raumtemperaturregelung wurde mithilfe der Funktion *greyest* der MATLAB System Identification Toolbox durchgeführt, welche im Wesentlichen die Lösung des durch (5) definierten Optimierungsproblems implementiert. Dabei wurden zunächst die Parameter des thermischen Raummodells (Abbildung 3) identifiziert indem Messdaten für die $P_h = P_k = 0$ gilt, d. h. weder gekühlt noch geheizt wurde, ausgewählt wurden (Abbildung 4). Anschließend wurden die Parameter der Modelle des Heiz- bzw. Kühlsystems (3) und (4) mit jeweils getrennten Datensätzen identifiziert.

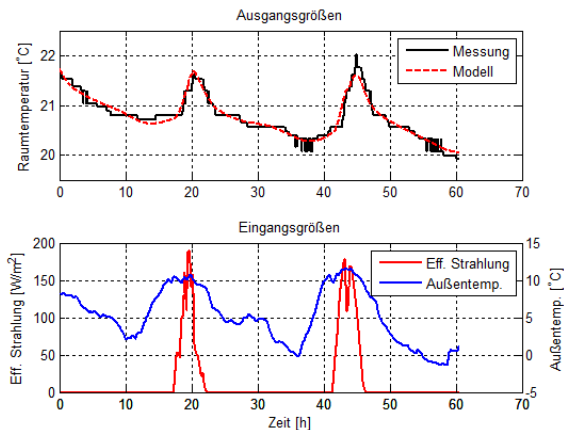


Abbildung 4: Datensatz für die Identifikation des therm. Raummodells und zugeh. Simulationsergebnis

Ergebnisanalyse und Diskussion

Eine Simulation des Gesamtmodells der Raumtemperaturregelung kann der Abbildung 5 entnommen werden. Dabei lässt sich erkennen, dass das Modell die wesentlichen dynamischen Eigenschaften des Systems wiedergeben kann. Obwohl die Modellqualität für regelungstechnische Zwecke als brauchbar erscheint, sollte zukünftig an der Verfeinerung des Modells gearbeitet werden, da dieses für die Güte der prädiktiven Regelung von entscheidender Bedeutung ist.

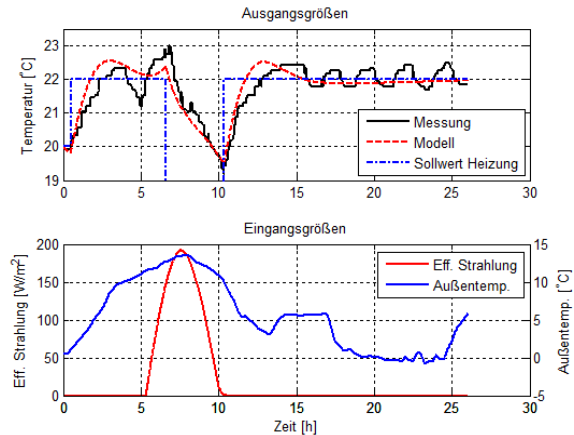


Abbildung 5: Simulation des geschlossenen Regelkreises (Sollwert der Kühlung liegt 2K über dem Sollwert der Heizung)

MODELLPRÄDIKTIVE REGELUNG

Auslegung des MPC

Die Grundlage für die Synthese der modellprädiktiven Regelung bildet das thermische Raummodell (Abbildung 3). Wie bereits im zweiten Abschnitt beschrieben wurde, besteht das wesentliche Ziel darin die aufgewendete Energie, $\sum P_h(k) + P_k(k)$ ($P_h, P_k \geq 0$) unter Annahme vorgegebener Komfortbedingungen $\vartheta_{min}(k) \leq \vartheta(k) \leq \vartheta_{max}(k)$ in dem definierten Zeitfenster $k = \kappa, \dots, \kappa + H_p - 1$ zu minimieren.

Um im Folgenden das Auslegungsprinzip grob skizzieren zu können, ist es notwendig die Eingangsgrößen $\mathbf{u}(k) := [P_h(k), P_k(k)]^T$ von den nicht beeinflussbaren Störgrößen $\mathbf{d}(k) := [T_a(k), P_s(k)]^T$ des Systems zu unterscheiden. Betrachtet man κ wiederum als den aktuellen Zeitpunkt, so lässt sich die Folge der Störgrößenprädiktionen zu einem Vektor $\mathbf{D}(\kappa) = [\mathbf{d}(\kappa), \dots, \mathbf{d}(\kappa + H_p - 1)]^T$ zusammenfassen. Definiert man die Folgen der Eingangsgrößen $\mathbf{U}(\kappa)$, bzw. der Ausgangsgrößen $\mathbf{Y}(\kappa)$ in analoger Weise, so kann dank der Linearität des Systemmodells bezüglich der Eingänge die Prädiktion des Systemausgangs durch

$$\mathbf{y}(\kappa + 1) = \boldsymbol{\psi} \mathbf{x}_0(\kappa) + \boldsymbol{\Omega} \mathbf{D}(\kappa) + \boldsymbol{\Theta} \mathbf{u}(\kappa) \quad (6)$$

berechnet werden. Dabei wird $\mathbf{x}_0(\kappa)$ als der Zustandsvektor bezeichnet, welcher im Wesentlichen die zum

Zeitpunkt κ in den Wärmespeichern enthaltene Energie beschreibt, und mithilfe eines Zustandsbeobachters berechnet werden kann (siehe nächster Abschnitt). Da die Matrizen $\boldsymbol{\psi}$, $\boldsymbol{\Omega}$ und $\boldsymbol{\Theta}$ allein durch das Systemmodell festgelegt sind, wird die Vorhersage des Ausgangs über den gesamten Prädiktionshorizont mit nur einer einzigen Matrixmultiplikation berechnet, was den geringen Rechenaufwand für die Simulation des Systems verdeutlicht. Mithilfe der Gleichung (6) lässt sich das Optimierungsproblem (1) dann durch

$$\mathbf{u}^* = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmin}} \mathbf{w}^T \mathbf{u} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Theta} \\ -\boldsymbol{\Theta} \\ -\mathbf{1} \end{bmatrix} \mathbf{u} \leq \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{max} - \boldsymbol{\psi} \mathbf{x}_0 - \boldsymbol{\Omega} \mathcal{D} \\ \boldsymbol{\psi} \mathbf{x}_0 + \boldsymbol{\Omega} \mathcal{D} - \mathbf{y}_{min} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

ausdrücken, wobei $\mathbf{y}_{max} = [\vartheta_{max}(\kappa + 1), \dots, \vartheta_{max}(\kappa + H_p)]^T$ den Verlauf der Temperaturobergrenze im Zeitraum $\kappa + 1, \dots, \kappa + H_p$ darstellt (\mathbf{y}_{min} analog). Der Spaltenvektor \mathbf{w} berücksichtigt die möglicherweise zeitveränderlichen Heiz- bzw. Kühlerenergiepreise, wobei für den einfachsten Fall zeitlich konstanter Kosten $\mathbf{w}^T = [1, \dots, 1]$ gewählt werden kann.

Man beachte, dass die Gleichungen (7) die Standardform eines linearen Optimierungsproblems darstellen. Dieses ist in jedem Zeitschritt κ zu lösen, was jedoch meist unproblematisch ist, da für die Lösung sehr effiziente und sicher konvergierende Suchverfahren existieren.

Wie durch die Gleichungen (7) angedeutet wird, erhält man durch Lösung des Problems den Vektor \mathbf{u}^* , d. h. die optimierten Folgen der Heiz- und der Kühlleistung $P_h^*(k)$ und $P_k^*(k)$, die eingestellt werden müssen, damit bei vorgegebenen Komfortbedingungen die Energie bzw. die Kosten minimiert werden. Da bei einer Raumtemperaturregelung üblicherweise nicht die Heiz- bzw. Kühlleistung eingestellt werden können, müssen aus den optimierten Folgen $P_h^*(k)$ und $P_k^*(k)$ noch die Sollwertvorgaben $\vartheta_{sh}^*(k)$ und $\vartheta_{sk}^*(k)$ für Heizung und Kühlung berechnet werden. Diese lassen sich jedoch sehr einfach, durch Inversion der Modelle (3) bzw. (4) und mithilfe der Prädiktion der optimierten Raumtemperatur $\mathbf{y}^*(\kappa + 1)$, die sich durch Simulation der optimalen Stellfolge \mathbf{u}^* ergibt (Gl. (6)), erzeugen.

Zustandsschätzung

Wie oben beschrieben wurde, wird für die Lösung des Optimierungsproblems (7) der aktuelle Systemzustand \mathbf{x}_0 , d. h. im Wesentlichen die Inhalte der thermischen Speicher, benötigt. Dieser wird jedoch stets durch nicht messbare Störungen, beispielsweise durch eine Raumbelastung oder durch zusätzliche Wärmeinträge der elektrischen Geräte unvorhersehbar beeinflusst. Zum anderen muss berücksichtigt werden, dass das verwendete Modell nur eine Näherung des realen Systemverhaltens ist. Bereits bei der Diskussion des Modellansatzes für das thermische Raummodell

wurde beispielsweise darauf hingewiesen, dass insbesondere der Parameter ϑ_0 zeitlich veränderlich ist und daher während des Betriebs der Regelung stets angepasst werden muss.

Für die Schätzung des aktuellen Systemzustands $\mathbf{x}_0(\kappa)$ und der Korrektur zeitlich veränderlicher Systemparameter haben sich in vielen Anwendungsbereichen sogenannte Zustandsbeobachter bzw. Zustandsschätzer bewährt. Dabei besteht das wesentliche Prinzip darin, mithilfe des Systemmodells und den am Prozess ermittelten Messwerten den internen Zustand des Modells und ggf. die zu schätzenden Parameter so zu korrigieren, dass der Ausgang des Modells möglichst gut mit dem aktuellen Messwert übereinstimmt. Dabei zählt das KALMAN-Filter zu den in der linearen Systemtheorie am weitesten verbreiteten Entwurfsverfahren.

Unter Berücksichtigung der Zustandsschätzung ergibt sich für den hier betrachteten Fall der Raumtemperaturregelung das in Abbildung 6 dargestellte Regelschema, wobei $\hat{\mathbf{x}}_0$ und $\hat{\vartheta}_0$ die vom Beobachter rekonstruierten Parameter darstellen.

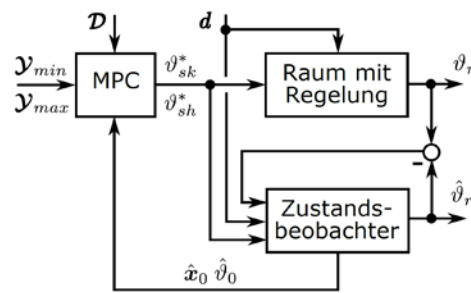


Abbildung 6: Gesamtschema der Modellprädiktiven Regelung

Simulation des Gesamtsystems

Der beispielhafte Vergleich der Standardregelung mit einem MPC-Ansatz ist in der Abbildung 7 dargestellt, wobei zur Veranschaulichung des Regelverhaltens von einer Tag-/Nachtabenkung und einem dem MPC Regelalgorithmus unbekanntem Sollwertsprung ausgegangen wurde. Weiterhin wurde ein Optimierungshorizont von 24h bei einer Abtastzeit von 15min verwendet ($H_p = 96$), woraus ein Optimierungsproblem mit 192 Variablen resultiert (2 Stellgrößen), welches in jedem Zeitschritt gelöst werden muss. Die Optimierung wurde in MATLAB mit dem in der OPTI-Toolbox implementierten Gleichungslöser durchgeführt, und dauerte durchschnittlich etwa 35ms (Windows 7 64bit, Intel Core i7 2,9GHz, 8GB RAM).

In der Grafik lassen sich die Vorteile der MPC-Regelung deutlich erkennen. Zum einen lässt sich feststellen, dass durch die Prädiktion der Tag-/Nacht-Umschaltung der Beginn des Aufheiz- bzw. Abkühlvorgangs optimal gewählt wird, wodurch im Vergleich zur Standardregelung ein verbesserter Komfort resultiert. Weiterhin sieht man, dass durch die Berücksichtigung

tigung der Wettervorhersage solare Einträge ausgenutzt werden, was wiederum zur verbesserten Behaglichkeit bei gleichzeitiger Energieersparnis beiträgt.

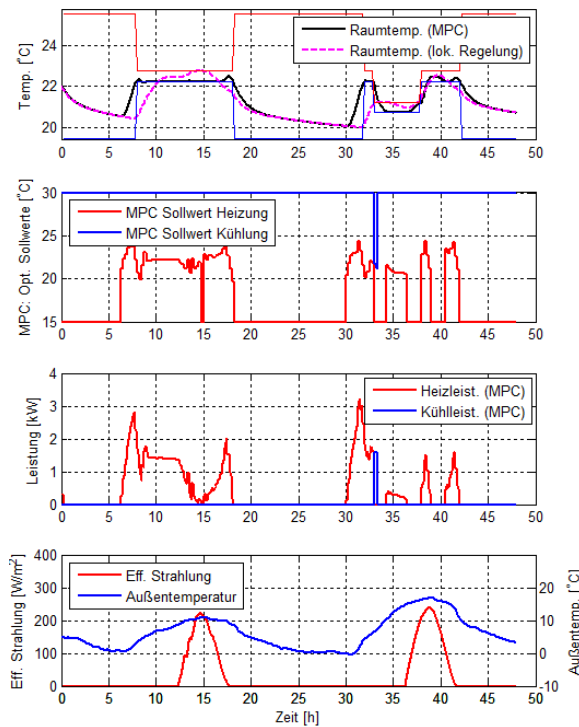


Abbildung 7: Vergleich der Standardregelung mit der MPC Regelung ($\Delta t_s = 15 \text{min}$; $H_p=96$)

Für die Evaluierung wurde der Regelalgorithmus in einer Simulation über den Zeitraum von drei Monaten, mit realen Wetterdaten (1.8.2015-1.10.2015) getestet und mit dem ursprünglichen Regelsystem verglichen. Um zudem eine bessere Vergleichbarkeit zu gewährleisten, wurden bei der Simulation des Standardreglers unterschiedliche Vorhaltezeiten $T_{vor} \in [2,3] \text{h}$ des Heiz- und Kühlsystems bei der Tag-/Nachumschaltung realisiert. Dabei hat sich herausgestellt, dass der prädiktive Regler bei deutlich verbessertem Komfort weniger Energie verbraucht (Abbildung 8).

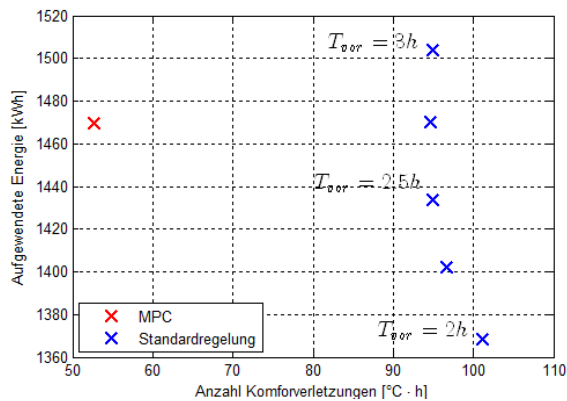


Abbildung 8: Energetischer Vergleich des MPC-Reglers mit dem Standardregler für unterschiedliche Vorhaltezeiten

ZUSAMMENFASSUNG

Der Beitrag veranschaulicht einen Ansatz für die Anwendung modellprädiktiver Regelungen im Bereich der Gebäudeautomation am Beispiel einer Raumtemperaturregelung. Dabei kommen für die Erzeugung bzw. Parametrierung der notwendigen dynamischen Modelle Methoden der Systemidentifikation zum Einsatz, welche zum einen aufgrund der zunehmenden Verbreitung von Datenerfassungssystemen und zum anderen aufgrund der hohen Individualität von Gebäuden als Modellierungsansatz besonders attraktiv erscheinen. Auf die aufwendige Beschaffung physikalischer Parameter kann somit verzichtet werden, was den Aufwand für den Einsatz solcher Regelungen beachtlich senkt. Es wurde gezeigt, dass modellprädiktive Regelungen beachtliche Vorteile, sowohl bezüglich der erreichten Behaglichkeit des Raumklimas als auch bezüglich des Energieverbrauchs aufweisen und damit einen Beitrag zum Gelingen der Energiewende leisten können.

Obwohl der aufgezeigte Ansatz als sehr vielversprechend erscheint, ist für die serienmäßige Einsatzfähigkeit noch einige Forschungsarbeit zu leisten. Insbesondere der automatische Erzeugung der notwendigen Modelle ist dabei ein hoher Stellenwert beizumessen, da eine manuelle Anpassung auf die individuellen Raum- und Gebäudekonfigurationen in der Praxis aus Zeitgründen nicht vorgenommen werden kann und die Qualität des Modells für die erreichbare Regelgüte von entscheidender Bedeutung ist. Einen wesentlichen Bestandteil dieses Automatismus bildet die automatisierte Auswahl der für den Anlernprozess notwendigen Messdaten. Um das Anwendungsfeld auch auf die Anlagenautomation im Gebäudebereich auszudehnen, sind außerdem für verschiedene Versorgungsanlagen passende Modellstrukturen zu erarbeiten.

LITERATUR

- Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, 2014. *Sanierungsbedarf im Gebäudebestand*, s.l.: s.n.
- Camacho, E. F. & Bordons, C., 2007. *Model Predictive Control*. s.l.:Springer-Verlag.
- Dittmar, R. & Pfeiffer, B. M., 2006. Modellbasierte Regelung in der industriellen Praxis. *at - Automatisierungstechnik*, pp. 590-601.
- Gwerder, M. et al., 2013. *Final Report: Use of Weather And Occupancy Forecasts For Optimal Building Climate Control – Part II: Demonstration (OptiControl-II)*, Zürich: s.n.
- Gyalistras, D. et al., 2010. *Analysis of Energy Savings Potentials for Integrated Room Automation*. Antalya, s.n.
- Gyalistras, D. et al., 2010. *Prädiktive Gebäuderegulation mithilfe von Wetter- und Anwesenheitsvorhersagen: Resultate des Projekts OptiControl*.
- Isermann, R., 1992. *Identifikation dynamischer Systeme 1*. s.l.:Springer-Verlag.

- Kramer, R., Schijndel, J. v. & Schellen, H., 2012. Simplified thermal and hygric building models: A literature review. *Frontiers of Architectural Research*.
- Lamoudi, M. Y., Alamir, M. & Beguery, P., 2012. *Model predictive control for energy management in buildings - Part 2: Distributed Model Predictive Control*. Leeuwenhorst, s.n.
- Lin, Y., Timothy, M. & Prabir, B., 2012. Identification of control-oriented thermal models of rooms in multi-room buildings. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*.
- Ljung, L., 2012. *System identification: Theory for the user*. s.l.:Prentice Hall.
- Maciejowski, J., 2001. *Predictive Control with Constraints*. s.l.:Prentice Hall.
- Ma, Y. et al., 2009. Model Predictive Control of Thermal Energy Storage in Building Cooling Systems.
- Sturzenegger, D. et al., 2013. *Model Predictive Control of a Swiss Office Building*. Prag, s.n.