



Training von KI-Modellen zur MPC-basierten Nachlüftung mittels Software-in-the-Loop-Simulationen in IDA ICE

Albert Treytl¹, Stefan Kollmann¹, Markus Winkler¹, Klaus Winiwarer¹,
Alexander Wasenegger²

¹ Universität für Weiterbildung Krems, Österreich

² Fachhochschule Salzburg, Österreich

Kurzfassung

Nachlüftung ist eine energieeffiziente Möglichkeit das Risiko einer Überwärmung von Gebäuden zu minimieren, welches durch den klimawandelbedingten Temperaturanstieg bereits in den Übergangszeiten zu beobachten ist. Primär in Nichtwohngebäuden erfordert diese Art der Lüftung jedoch eine entsprechende Regelungstechnik zum effizienten Betrieb.

Dazu wird eine Software-in-the-Loop Simulation mit der Gebäudesimulationssoftware IDA ICE verwendet, um die Effizienz von Regelkonzepten zu testen und simulationsgenierte Daten für das Training von Künstlichen Neuronalen Netzwerken (KNN) in einer modellprädiktiven Steuerung (MPC) zu gewinnen.

Der vorliegende Ansatz kombiniert die Stärken von Simulation und KNN, indem zuerst die Simulation anhand echter Messdaten kalibriert wird und die resultierenden Simulationoutputs dann benutzt werden, um ein KNN mit (zusätzlichen) Trainingsdaten zu versorgen. Das resultierende KNN bietet eine vergleichbare Vorhersagegenauigkeit, bei sehr viel geringerem Rechenaufwand und ohne dezidierte Simulationssoftware in die Regelung zu integrieren.

Um dies zu erreichen wurde einerseits ein Ersatzmodell für Kipplüftung entwickelt, damit die Simulation diese bei Nachlüftung typische Öffnungsart berücksichtigt, und ein verallgemeinertes Konzept zur Integration von beliebigen physischen Steuergeräten und unterschiedlichen Softwareplattformen in IDA ICE umgesetzt.

Das Paper demonstriert sowohl die Machbarkeit als auch das Verbesserungspotential durch die quantitativ wesentlich höhere Anzahl an Trainingsdatensätzen aus Simulationen, die auch Betriebszustände umfassen, die im normalen Gebäudebetrieb häufig nicht wiederholbar sind.

Abstract

Ventilative cooling is an energy-efficient way to minimize overheating of buildings, a phenomenon also increasingly noticeable during transitional seasons due to rising temperatures caused by climate change. In non-residential buildings, this type of ventilation requires appropriate control technology to be effective.

A Software-in-the-Loop simulation was developed using the building simulation software IDA ICE, to evaluate the efficiency of control strategies and to generate data for training Artificial Neural Networks (ANNs), which are used as predictive components for Model Predictive Control (MPC) algorithms.

The presented approach combines the strengths of simulation and ANNs by initially calibrating the simulation with actual measurement data, followed by using the simulation to generate additional training data for the ANNs. This approach achieves comparable prediction accuracy with significantly reduced computational demand while eliminating the need to integrate simulation software in control.

A model for ventilation with tilted windows was created to ensure that the simulation accurately reflects this typical opening method used in night cooling. Furthermore, a generalized concept for integrating various control devices into IDA ICE was implemented. This development enables the direct integration of physical control devices and different software platforms.

The paper demonstrates the feasibility and significant potential for improvement through a quantitatively larger set of training data, which includes operating states that are often not replicable in normal building operations.

Einführung

Nachtlüftung ist eine energieeffiziente Maßnahme die Überwärmung von Gebäuden zu vermeiden bzw. zu minimieren (vgl. ÖNORM B 8110-3), welche durch den klimawandelbedingten Temperaturanstieg bereits in den Übergangszeiten zu beobachten ist. Das mögliche Potential zeigt die intuitive Anwendung durch die Bewohner_innen in privaten Wohngebäuden. Im Zweckbau und insbesondere Dienstleistungsgebäuden erfordert diese Art der Lüftung jedoch eine entsprechende Regelungstechnik, um effizient wirken zu können und gleichzeitig auch die notwendige Regen- und Windsicherheit zu gewährleisten.

Im abgeschlossenen Forschungsprojekt CoolAIR (<https://www.donau-uni.ac.at/coolair>) wurden notwendige Grundlagen erforscht und erste Feldversuche in historischen Gebäuden unternommen. Im laufenden Forschungsprojekt CoolBRICK (<https://www.donau-uni.ac.at/coolbrick>) werden diese Grundlagen vertieft, um mittels zweier Feldtestkuben für die genaue Berechnung relevante Daten zu gewinnen.

In diesem Short Paper wird vorgestellt, wie eine Software-in-the-Loop Simulation mittels der Gebäudesimulationssoftware IDA ICE verwendet wird, um die Effizienz von Regelungskonzepten zu testen und zusätzliche Trainingsdaten für die in der MPC verwendeten Künstlichen Neuronalen Netzwerken (KNN) zu gewinnen. Ziel ist es, die Speichermassen eines Ziegelkubus durch automatisierte Fensteröffnung nachts unter Einhaltung von morgendlichen Komfortzielgrößen maximal zu entladen, um einer sommerlichen Überhitzung im Raum nachhaltig entgegenzuwirken.

Simulationssetup und Problemstellung

Referenzobjekte für die Simulationen sind zwei reale Gebäudekuben an der Bauakademie in Salzburg, die für die Untersuchungen unterschiedlicher Regelkonzepte herangezogen werden. Diese sind mit MSR zur Erfassung von Bauteilschichttemperaturen, Luft- und Oberflächentemperaturen, Differenzdrucksensoren an jeder Gebäudeoberfläche ausgestattet, um den Luftdruckunterschied jeder Fassadenseite ermitteln zu können. Zur unmittelbaren Erfassung lokaler Umweltdaten wird eine Wetterstation (Froggit WH4000SE) und ein Pyranometer (Delta-T SPN1) eingesetzt. Zusätzlich ist ein Loxone-Gebäudeautomations-system (Miniserver Gen.2) und eine modellprädiktive Regelung (Model Predictive

Control - MPC) verbaut, die die Fenster während der Nacht automatisiert öffnet.

Die beiden identen Kuben wurden in IDA ICE Version 5.0 Beta 22 mit folgenden Elementen modelliert: Der Außenwandaufbau beider Kuben besteht aus 50 cm beidseitig verputzten, ungedämmten monolithischen Ziegelwänden, um den wirksamen Einfluss der Speichermassen darstellen zu können. Der Decken- und Fußbodenaufbau wurde als gedämmte Stahlbetonkonstruktion ausgeführt. Gegen Süden wurde jeweils eine Fixverglasung und ein mittels Fensterantrieb öffentlicher Kippflügel modelliert. In der Ostwand ist eine Balkontür vorhanden, durch die man Zutritt zu den Messräumlichkeiten erhält, die jedoch nicht zur Lüftung verwendet wird. In Nordrichtung wurde ebenfalls ein mittels Fensterantrieb öffentlicher Kippflügel umgesetzt. In der Decke befindet sich ein Flachdachfenster zur Umsetzung von Kaminlüftungsszenarien. Alle vertikalen Fenster sind mit außenliegenden Raffstores und das Flachdachfenster mit einer außenliegenden Markise parallel zur Verglasung ausgestattet. Die beiden Kuben erfahren geländebedingt eine Horizont-Verschattung durch den im Süden gelegenen Untersberg.

Im Zuge der Simulationen stellen sich zwei prinzipielle Probleme, die gelöst werden müssen: a) Die Kippfenster sind passend zu modellieren, damit deren Effekt in der Simulation korrekt abgebildet werden kann und b) eine Möglichkeit zur Einbindung der MPC in das Simulationstool gefunden werden, da eine MPC nicht direkt in IDA ICE implementiert ist.

Mit der entwickelten Software-in-the-Loop-Lösung (vgl. Tibba et al., 2016, für eine Definition und Abgrenzung dieses Begriffs im Sinne dieses Papers) wurde die Basis geschaffen, die Lüftung durch Kippfenster an den Nord- und Südfassaden und im Flachdach in unterschiedlichen Einzel-, Quer- sowie Kaminlüftungsszenarien zu untersuchen.



Abbildung 1: 2 Testkuben (gelbe Fassade) an der Bauakademie Salzburg (Blick aus Südost; ©ZAB)

Kipplüftungsmodell in IDA ICE

Thermisch dynamische Gebäudesimulationsprogramme wie IDA ICE berücksichtigen Fensterflächen als öffnenbare rechteckige Flächen. Um speziell gekippte Fenster abzubilden, muss ein Schiebefenster als mathematisches Ersatzmodell verwendet werden. Die strömungsrelevanten Teilquerschnitte eines gekippten Fensters sind im ersten Schritt auf ein flächengleiches Rechteck umzulegen, das die Höhe des Fensters einnimmt – die Breite ist variabel (siehe

Abbildung 2).

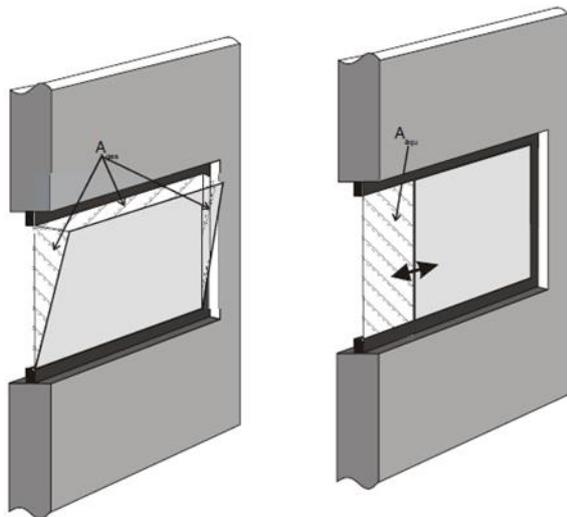


Abbildung 2: Vergleich eines gekippten Fensters mit der Ersatzdarstellung des Schiebefensters (Ebel et al., 2003, S. 125)

Um die Volumenströme an einem Kippfenster zu berechnen, ist in einem nächsten Schritt diese Höhe zu einer korrigierten Öffnungshöhe (h_{kor}) mittels Korrekturfaktor f_h wie folgt anzupassen:

$$h_{kor} = f_h * h_{ges} \quad (1)$$

h_{kor} = korrigierte Öffnungshöhe; f_h = Korrekturfaktor der Öffnungshöhe; h_{ges} = gesamte Öffnungshöhe;

f_h basiert dabei auf dem tatsächlichen Breiten-Höhen-Verhältnis des Kippfensters und ermittelt sich wie folgt:

$$f_h = \frac{0,0954 * f_{b/h}^3 - 0,3577 * f_{b/h}^2 + 0,1627 * f_{b/h} + 0,788}{f_{b/h}} \quad (2)$$

f_h = Korrekturfaktor der Öffnungshöhe; $f_{b/h}$ = Breiten- zu Höhenverhältnis des Fensters;

Das Produkt aus h_{kor} und der Breite b des flächengleichen Rechtecks ergibt die neue strömungsrelevante Querschnittsfläche A für das Kippfenster in der Simulation.

Die entweder unidirektionalen oder bidirektionalen Massenströme resultieren in

weiterer Folge physikalisch aus den globalen Druckdifferenzen zwischen Innen- und Außenraum (inkl. Winddrücke), den lokalen Druckdifferenzen am Fenster Δp_{bot} / Δp_{top} in Abhängigkeit der Lage und Ersatzhöhe des Fensters, den Dichteunterschieden der Innen- und Außenluft sowie dem Strömungsbeiwert c_d des Fensters (vgl. nachfolgende Gl. 3 für unidirektionale und Gl. 4 für bidirektionale Massenströme).

$$\dot{M}_{12} = \frac{2}{3} * c_d * A * \sqrt{2 * \rho_1} * (\sqrt{\Delta p_{bot}} + \sqrt{\Delta p_{top}} - \frac{\sqrt{\Delta p_{bot} * \Delta p_{top}}}{\sqrt{\Delta p_{bot} + \Delta p_{top}}}) \quad (3)$$

$$\dot{M}_{12} = \frac{2}{3} * c_d * A * \Delta p_{bot} * \frac{\Delta p_{bot}^{\frac{3}{2}}}{\Delta p_{bot} - \Delta p_{top}} * \sqrt{2 * \rho_1} \quad (4)$$

\dot{M}_{12} = Massestrom innen nach außen; c_d = Strömungsbeiwert; A = Öffnungsfläche; ρ_1 = Dichte der Raumluft; Δp_{bot} = Druckdifferenz am Fußpunkt der Öffnung; Δp_{top} = Druckdifferenz am oberen Punkt der Öffnung;

Nach Ebel et al., 2003 ist zwar bei praxisüblichen Kippfenstern ein c_d -Wert von 0,62 als brauchbare Näherung einsetzbar (0,65 als Default-Wert in IDA ICE), im Zuge der Validierung des Modells mit Monitoringdaten in CoolBRICK sind je nach Flügelkippwinkel und Lüftungsszenario (einseitig/Querlüftung/über Dach) die in Gl. 3 und 4 verwendeten c_d -Werte für das Fenster bzw. dessen Einbaurandbedingungen von den Planer_innen nach oben bzw. unten entsprechend anzupassen. Diese werden in CoolBRICK 2024 durch Wiederholungen von Messreihen noch weiter abgesichert.

Dadurch lässt sich für die Simulation in IDA ICE ein taugliches Ersatzmodell für Kippfenster abbilden. Auf etwaige weitere Korrekturen der Massenströme, bedingt durch spezifische Einbausituationen und Fensterfalzausführungen, wird dabei nicht weiter eingegangen.

MPC für Nachtlüftung

Modellprädiktive Regelung ist eine Regelstrategie, die ein dynamisches Prozessmodell verwendet, um ein zukünftiges/endgültiges Regelungsziel zu erreichen, indem die aktuelle Regelungsaktion unter Berücksichtigung zukünftiger Regelungsaktionen und des Systemverhaltens optimiert wird. Die Vorteile im Bereich der Gebäudeautomation liegen darin, dass die Regelung a) Speichereffekte berücksichtigt, b) auf Störungen reagiert, c) mehrere Eingangsparameter über das Modell effizient handhabt und d) die Anzahl an Steuerbefehlen

verringert wird, um insbesondere Materialverschleiß durch eine hohe Frequenz an Regelkommandos zu vermeiden.

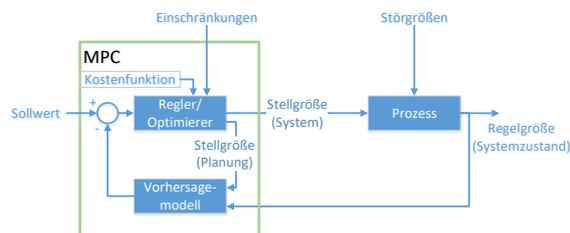


Abbildung 3: Komponenten einer modellprädiktiven Regelung

Die Effektivität einer MPC ist abhängig von der Genauigkeit der verwendeten Vorhersagen aus dem Modell, da ansonsten der Controller/Optimizer von falschen Annahmen bei der Planung der Steuerbefehle ausgeht. Als Grundlage für diese Vorhersagen können mathematische Modelle, Simulationen oder datengetriebene Modelle aus dem Bereich der maschinellen Lernverfahren, wie z.B. KNN, dienen – siehe z.B. Taheri et al., 2022 für eine Übersicht.

Die verschiedenen Ansätze bieten dabei Vor- und Nachteile, so sind mathematische Modelle oft einfacher und schnell auszuwerten, aber nur in sehr simplen Umgebungen umsetzbar, da die notwendigen Modellparameter unbekannt oder nicht bestimmbar sind. Simulationsbasierte Modelle bieten, zumindest theoretisch, hervorragende Genauigkeit, bedürfen aber sehr viel manueller Modellierung der Gebäudeteile, sind rechenintensiv und anspruchsvoll in der Kalibrierung bzw. Parameterbestimmung. KNN hingegen sind datengetrieben und versprechen somit sehr viel weniger Modellierungsaufwand, brauchen dafür aber eine große Menge an Trainingsdaten, um verlässlich akkurate Vorhersagen zu liefern.

Der implementierte MPC-Ansatz mit KNN-Vorhersage kombiniert die Stärken von Simulation und KNN, indem die Simulation zuerst anhand echter Messdaten kalibriert wird um den Simulationsoutput als zusätzliche Trainingsdaten für das KNN nutzen zu können. Damit erreicht das KNN eine vergleichbare Vorhersagegenauigkeit wie die Simulation, bei sehr viel geringerem Rechenaufwand und ohne dezidierte Simulationssoftware zu benötigen. Zusätzlich erlaubt es diese Methode der Datenanreicherung, Extremfälle zu simulieren, die im allgemeinen Gebäudebetrieb nicht auftreten bzw. wiederholbar sind und auch Effekte im Verhalten der Nutzer_innen genau annotiert nachzustellen.

Konkret ist die Einschätzung bzw. die Vorhersage von Nutzer_innen jenes Zeitpunkts, wann eine dezidierte thermische Speichermasse im Gebäude durch Nachtlüftung entsprechend entladen ist, nicht trivial, ebenso nicht für klassische 2-Punkt-Regler, die häufig die Raumlufttemperatur als Basis haben. Die MPC berücksichtigt u.a. diese thermische Trägheit von Räumen.

Kopplung der MPC und Trainingsdatengenerierung mittels Software-in-the-Loop

Angesichts der Verfügbarkeit eines Simulationsmodells für den Kubus war es naheliegend, diese Simulation sowohl zur Datengenerierung für das Training des zur MPC gehörenden Neuronalen Netzes zu nutzen als auch ein generelles Konzept für die Integration von komplexen Steueralgorithmen und Steuergeräten in die Gebäudesimulation mit IDA ICE zu entwickeln.

Software-in-the-Loop (SiL) mit IDA ICE

Die Kommunikation zwischen IDA ICE und der MPC erfolgt dabei über die Export-/Import-Schnittstelle in IDA ICE. Dafür werden innerhalb eines definierten Simulationszeitraums (z.B. eine Stunde) in IDA ICE Ergebniswerte (z.B. Raumtemperaturen) simuliert und an die Python-Implementierung der MPC weitergeleitet. Die MPC berechnet, basierend auf den simulierten Werten, ein Kontrollsignal (z.B. Stellbefehl für das Fenster) für den aktuellen Zeitpunkt und gibt dieses wieder an IDA ICE zurück. Dann wird die dynamische Gebäudesimulation fortgesetzt und der „Loop“ beginnt von Neuem.

Als Eingangsgrößen für die MPC werden die Bauteiltemperaturen aller Wände bei einer Schichttiefe von 1,5 cm (t_{bui}), die Lufttemperatur im Raum (t_{air}) und die Außenlufttemperatur (t_{out}) an der Nordwand benutzt. Als Koppelparameter wird ein binäres Steuersignal (offen/geschlossen) der Ersatzfläche A für das Kippfenster verwendet.

Die Umsetzung der MPC erfolgt über ein Python-Script, welches über eine im Installationsumfang von IDA ICE enthaltene DLL, in Verbindung mit der frei verfügbare ZeroMQ (<https://zeromq.org/>) Messaging Library, direkten Zugriff auf die exponierten Variablen der IDA ICE Simulation gewährt. Das KNN liefert dann, wie im realen Betrieb, eine entsprechende Vorhersage über die Temperaturentwicklung bei geschlossenem Fenster. Solange diese Vorhersage für den Zeitpunkt, an dem die Regelgröße eingehalten werden muss, bei den vorliegenden Experimenten 8 Uhr morgens, höher als die

angepeilte Zieltemperatur ist, bleibt das Fenster geöffnet. Andernfalls wird das Signal zum Schließen geschickt. Diese Auswertung wird stundenweise wiederholt, um auf Störung reagieren zu können. Sollte die Vorhersage durch nicht vorhersehbare Ereignisse (z.B. plötzliche Veränderungen im Wetter oder nicht sensorisch erfasste Wärmeströme aus Nachbarräumen) über die Zieltemperatur hinausgehen, kann das Fenster auch wieder geöffnet werden.

Herausforderungen in der Kopplung

Im Rahmen der Anbindung an diese Schnittstelle traten Schwierigkeiten auf, insbesondere im Hinblick auf die Synchronisierung der Zeitstempel in der MPC und der Simulationszeit in IDA ICE.

Um die Synchronisierung der Zeitdomänen von Simulation und MPC zu vereinfachen, wird in der MPC bereits nur die Universal Time Zone (UTC), ohne Zeitumstellung für Sommer- und Winterzeit, verwendet. Damit werden Sprünge gegen die Simulationszeit in IDA ICE vermieden. Für IDA ICE muss diese Zeitangabe dann in Stunden seit Jahresbeginn umgerechnet werden, wobei Brücher hierbei erlaubt sind.

An dieser Stelle zeigten sich jedoch zwei signifikante Probleme in der Kopplung: Zum einen gibt es einen zeitlichen Versatz beim Start der Simulation. Zu Beginn der IDA ICE Simulation entsteht eine Zeitdifferenz Dt zwischen der interne Simulationszeit und der Input-Zeitschritte für die MPC. Aktionen, die von der MPC für den Zeitpunkt t festgelegt werden, wirken sich in der Simulation erst zum Zeitpunkt $t + Dt$ aus. Das zweite Problem ergibt sich daraus, dass IDA ICE diskrete Zeitschritte variabler Länge, zum Lösen der zugrundeliegenden Differentialgleichungen nutzt. Die Schrittgröße wird dabei IDA ICE-intern optimiert, ohne die Frequenz, mit der SiL Komponenten Signale schicken, zu kennen. Dies kann dazu führen, dass die Simulation bis zu Zeitpunkten vorausrechnet, die jenseits des nächsten geplanten Schaltzeitpunktes der MPC liegen.

Beide Probleme kombiniert können zu erheblichen Inkonsistenzen in der zeitlichen Synchronisation in MPC und Simulation führen.

Obwohl eine vollständige Behebung des Problems nicht möglich war, konnte durch eine Reduktion der maximalen Schrittweite beim Vorausberechnen in IDA ICE (über den Parameter `extrapolationLimit`) die Diskrepanz auf wenige Minuten reduziert werden, was für den Anwendungsfall ausreichend war. Im Vergleich zur Simulation mit integrierter Lüftungskontrolle

ist die SiL-Simulation um den Faktor 20 bis über 100 langsamer. Dies ist auf die reduzierte erzwungene Schrittweite zurückzuführen.

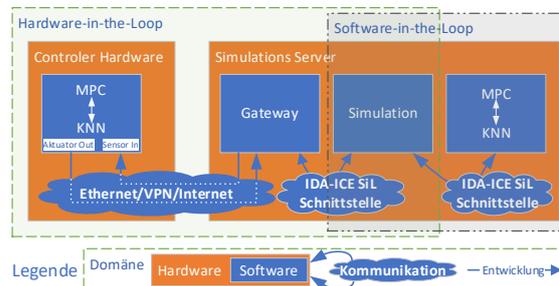


Abbildung 4: Schematische Darstellung der Software-in-the-Loop Einbindung (rechts) und der erweiterten Anbindung zu einem Hardware-in-the-Loop Setup (links)

Generalisiertes Konzept für Integration eines MSR-Devices

Abbildung 4 (rechts) zeigt den schematischen Aufbau der Software-in-the-Loop Einbindung der MPC, der voraussetzt, dass alle Komponenten auf dem Simulationsrechner laufen. Diese Anforderung war im vorliegenden Fall einfach umzusetzen, da der Programmcode für die MPC in Python geschrieben wurde und damit über Plattformgrenzen hinweg verwendet werden konnte.

In einem nächsten Schritt wird dieses Konzept noch weiter generalisiert, sodass beliebige Steuereinheiten unabhängig von der Softwareplattform und auch eingebettete Geräte verwendet werden können: Zentral dabei ist ein Gateway, das die Sensoreingänge gemäß den Ergebnissen der Simulation für die Steuerung setzt und die Stellbefehle an die Gebäudesimulation weitergibt. Ziel ist, möglichst wenige, im besten Fall sogar keine, Anpassungen an der MPC vornehmen zu müssen. Die Verfügbarkeit des Loxone Miniservers hat sich dabei als vorteilhaft erwiesen, da seine HTTP-basierten Interfaces einfach nachzubilden sind. Abbildung 5 zeigt die Synchronisation der drei Komponenten: Der relevante Synchronisationspunkt ist hier die Anfrage von Sensorwerten seitens der MPC. Durch das Verzögern der Antwort blockt das Gateway die MPC, während IDA ICE den entsprechenden Zeitraum simuliert. Nach dem Sammeln aller simulierten Werte werden diese an die MPC zurückgegeben und danach IDA ICE geblockt, bis die nächste MPC-Anfrage eintrifft.

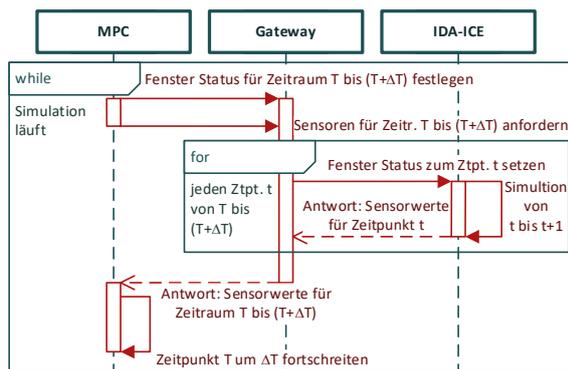


Abbildung 5: Nachrichten und Synchronisation in den erweiterten HiL Experimenten

Erste Evaluierungsergebnisse durch simulationsgenerierte Trainingsdaten

Für eine erste Evaluierung der MPC mit KNN-Vorhersage in der Simulation wurde die Performance mit einer MPC mit analytischem Vorhersagemodell auf Basis eines RC-Modells (siehe Skadron et al., 2002 für eine Vorstellung von RC-Modellen für thermische Abläufe) verglichen. Für beide MPCs wurde in den Simulationsmonaten Mai und Juni 2020 die Zieltemperatur von 18 °C um 8:00 Uhr in 0 % der Fälle unterschritten. Die durchschnittliche Temperatur um 8:00 Uhr lag bei der MPC mit KNN-Vorhersage mit **19,86 °C** zwar über dem Idealwert von 18 °C, war aber dennoch niedriger als bei der MPC mit analytischem Modell, bei der der Raum mit **23,11 °C** deutlich wärmer war.

Zusammenfassung

In diesem Artikel wurde mittels Software-in-the-Loop eine MPC in IDA ICE eingebunden und ein erweitertes Konzept zur Integration beliebiger Gebäudeautomationssoftware und -geräten erstellt. Es konnten zwar nicht alle Schwierigkeiten in der Synchronisation der unterschiedlichen Zeitdomänen von Simulation und Regelung überwunden werden, aber durch geschickte Parametrisierung gelang es, die negativen Auswirkungen erfolgreich zu vermeiden. Die Simulation wurde in weiterer Folge zur Generierung von Trainingsdaten für das in der MPC integrierte Neuronale Netz herangezogen. Erste Ergebnisse zeigen hier eine deutliche Verbesserung der Temperaturkontrolle durch ML-basierte Vorhersagen gestützt auf diesen Simulationsdaten.

Nächste Schritte sind die messtechnische Verifikation der Performance der MPC in den Feldtestkuben. Dazu sollen mit den trainierten Modellen Versuche gefahren werden, bei denen über die Sensorik und eine angekoppelte Tracergasmessung relevante Luftwechselraten

und Kühlleistungen bestimmt und verglichen werden.

Eine weitere längerfristige Option ist der Vergleich und die Bewertung der neuronalen Netze mit einer simulationsunterstützten Regelung. Die vorhandenen Ergebnisse legen den Schluss nahe, dass es im vorgestellten Testaufbau möglich ist, die Vorhersagen für die MPC durch eine vollständige Gebäudesimulation zu berechnen. Welcher Performancegewinn im Vergleich zu den stark erhöhten Ressourcen erzielt werden kann, gilt noch zu untersuchen.

Danksagung

Dieses Projekt (<https://www.donau-uni.ac.at/coolbrick>) wurde im Rahmen des Collective Research Programms der österr. Forschungsförderungsgesellschaft gefördert. Herzlicher Dank gilt allen Projektpartnern, die durch Ihre Unterstützung diese Ergebnisse ermöglicht haben.

Literatur

- Ebel, W., Großklos, M., Knissel, J., Loga, T., Müller, K. 2003. Wohnen in Passiv- und Niedrigenergiehäusern, Eine vergleichende Analyse der Nutzerfaktoren am Beispiel der „Gartenhofsiedlung Lummerlund“ in Wiesbaden-Dotzheim. Institut für Wohnen und Umwelt. Darmstadt.
- ÖNORM B 8110-3: 2020-06-01 – Wärmeschutz im Hochbau – Teil 3: Ermittlung der operativen Temperatur im Sommerfall (Parameter zur Vermeidung sommerlicher Überwärmung). Austrian Standards (Hrsg.).
- Skadron, K., Abdelzaher, T. and Stan, M.R., 2002. Control-theoretic techniques and thermal-RC modeling for accurate and localized dynamic thermal management. In Proceedings Eighth International Symposium on High Performance Computer Architecture, pp. 17-28. IEEE.
- Taheri, S., Paniz H., and Ali R. 2022. Model predictive control of heating, ventilation, and air conditioning (HVAC) systems: A state-of-the-art review. Journal of Building Engineering 60, Article 105067.
- Tibba, G., Malz, C., Stoermer, C., Nagarajan, N., Zhang, L. and Chakraborty, S. 2016. Testing automotive embedded systems under X-in-the-loop setups. In 2016 IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design (ICCAD), pp. 1-8. IEEE.