

MODELLE VON NICHTWOHNGBÄUDEN FÜR DIE GEBÄUEBETRIEBSOPTIMIERUNG

Johannes Heinrich¹, Leona Schnelle², Dirk Jacob¹, Martin Bauer¹

¹ *Augsburg University of Applied Sciences, Faculty of Architecture and Civil Engineering
– 86161 Augsburg, Germany*

² *Hamburg University of Applied Sciences, Faculty Life Sciences – 21033 Hamburg, Germany*

Kurzfassung

In diesem Beitrag wird aufgezeigt, wie ein Versuchsraum in einem Nichtwohngebäude zu einem digitalen Zwilling im Nutzungsbetrieb aufgearbeitet wird. Eine Vielzahl von Sensoren erfassen im Innen- und Außenbereich Daten. Ziel ist die Reduktion des personellen Aufwands für die Gebäudebetrieboptimierung.

Ausgehend von der Annahme, dass in Zukunft immer häufiger Building Information Modeling (BIM)-Modelle vorhanden sind, wurden von diesem Raum BIM-Modelle erstellt, mit denen dynamische Simulationsmodelle (White-Box) möglichst automatisch erstellt werden. Die simulierten Daten werden in einem Open BIM-Modell persistent gespeichert, um sie mit den Messdaten vergleichen zu können.

Darüber hinaus werden Black-Box-Modelle entwickelt, die mit ausreichendem Training Abweichungen vom Regelbetrieb vollautomatisch erkennen können.

Abstract

In this contribution, a test room in a non-residential building will be transferred into a digital twin. A large number of sensors indoors and outdoors collect data for further analysis. The goal of this project is to reduce human effort for building performance optimization.

Based on the assumption that BIMs will be widely available soon, a BIM model of the test room was created, in order to generate simulation models (White-Box) as automatically as possible. The simulated data is saved persistently in an open BIM model to compare with measured data, and to find differences to the standard operation and point out possibilities for optimization.

In addition, Black-Box-models are developed, which can – after sufficient training – automatically detect discrepancies to the standard operation.

Einleitung

Die Gebäudebetrieboptimierung bietet ein Einsparpotential in Höhe von 5-30% der benötigten Energie in Nichtwohngebäuden in Deutschland (Katipamula, Brambley, 2005, II). Traditionell beinhaltet dies das Messen und Überwachen zahlreicher Messgrößen, speziell bei größeren Gebäuden bedeutet das einen erhöhten Personalaufwand. Ein automatisierter Ansatz ist deshalb erstrebenswert.

Beim hier dargestellten Weg sollen vorhandene BIM-Modelle genutzt werden, um diese in einem ersten Schritt möglichst automatisch in eine Simulationssoftware zu überführen (s.g. White-Box-Modelle). Diese sind insbesondere in der Planungsphase und kurz nach Inbetriebnahme der Gebäude wichtig.

Stehen Messdaten oder aus einem White-Box-Modell generierte Daten zur Verfügung, können mögliche Abweichungen von einer optimierten Betriebsweise mit Black-Box-Modellen u.U. effizient aufgespürt werden. Die dazu entwickelten Methoden werden an einem Anwendungsbeispiel eines Raumes der Hochschule Augsburg demonstriert, in welchem als Abweichung vom Regelbetrieb im Winter Fenster geöffnet wurden.

Im ersten Teil dieses Beitrags werden Aufbau, Anlagentechnik und Datenerfassung des Raums beschrieben. Anschließend wird ein bestehendes BIM-Modell für diesen Raum in die Simulationssoftware IDA ICE mittels Open BIM überführt. Es wird weiter aufgezeigt, wie Abweichungen vom Regelbetrieb nachgebildet werden. Im letzten Teil wird mit den Messdaten und einem Black-Box Ansatz mit reduzierten Modellen die Abweichung vom Regelbetrieb aufgespürt.

Experiment: Der Testraum C 3.20

Als Versuchsraum dient der Seminarraum C 3.20 an der Hochschule Augsburg. Er befindet sich im dritten Stock und verfügt über drei Wände gegen Außenluft – Nord-, Ost- und Westwand – sowie eine Innenwand

gegen ein Treppenhaus. Boden und Decke grenzen gegen ähnlich genutzte Räume.

Thermische Hülle und Anlagentechnik

Die Nettogrundfläche beträgt $86,3 \text{ m}^2$ bei einer Raumhöhe von $3,5 \text{ m}$. Die sechs identischen Fenster, zwei mit West- und vier mit Nordausrichtung, haben eine Fläche von jeweils $3,4 \text{ m}^2$ mit einem U-Wert von $1,4 \text{ W/m}^2\text{K}$. Die Fassade des Gebäudes wurde mit 20 cm WDVS ertüchtigt.

Die Hochschule Augsburg ist an das Fernwärmenetz Augsburgs angeschlossen. Insgesamt sechs Heizkörper versorgen den Versuchsraum, wobei sich jeweils zwei der Heizkörper eine Steigleitung teilen. Eine zentrale Be- und Entlüftungsanlage mit Wärmerückgewinnung versorgt den Raum mit Frischluft, und es gibt eine zusätzliche Umluftkühlung.

Abhängig von der Belegung des Raumes stehen drei Nutzungsprofile zur Verfügung: 1. Schutzbetrieb (Raumsolltemperatur 12°C), 2. Economy-Betrieb (16°C), sowie 3. Comfort-Betrieb (21°C). Die Lüftung schaltet sich im Economy- und Comfort-Betrieb ab einer CO_2 Konzentration von 500 ppm hinzu. Die Umluftkühlung ist oberhalb von 26°C aktiv.

Sensorik und Datenbank

Im Rahmen der Projekte CyPhREE und NextCyPhREE wurde der Raum mit einer Vielzahl von Sensoren ausgestattet, welche im Minutentakt Daten liefern. Oberflächentemperaturen werden an Wänden, Fenstern und der Decke gemessen, die Lufttemperaturen in mehreren Raumhöhen. Auch CO_2 und Luftfeuchte, Vor- und Rücklauftemperaturen aller Heizkörper, sowie der Volumenstrom eines Heizkörpers, Temperaturen und Strömungsgeschwindigkeiten der Zu- und Abluft werden erfasst.

Die an der Hochschule installierte Wetterstation liefert Daten zu Außentemperatur, Windgeschwindigkeit und -richtung, Regenmenge und Global- und Diffusstrahlung. Auch diese werden im Minutentakt erfasst.

Es kommen Sensoren verschiedener Hersteller zum Einsatz, sowohl von einem kommerziellen Anbieter für Komplettlösungen (Ahlborn), als auch selbst entwickelte Systeme. Die kommerziellen Sensoren werden mittels Datenloggern der Firma Ahlborn an die Messsoftware WinControl weitergegeben und von dort mittels Python- Skripten an eine InfluxDB auf einer virtuellen Maschine des Rechenzentrums übermittelt. Eine Vielzahl der Sensoren übermittelt die Daten mittels Raspberry Pi direkt in die InfluxDB. Zugriff auf die Datenbank kann auf verschiedenen Wegen erfolgen: Einerseits über ein Webinterface, welches auch eine Visualisierung der Daten erlaubt, andererseits auch über ein API in Python 3.

Ein beispielhafter Anwendungsfall ist in Abb. 2 anhand ausgewählter Messgrößen dargestellt. Das Nutzungsprofil des (unbelegten) Raumes ist über den gesamten Zeitraum zwischen $07:00$ und $19:00$ Uhr auf Economy Betrieb eingestellt, sonst auf Schutzbetrieb. Am $28.02.2022$ wurden vier der sechs Fenster von $12:50$ bis $15:05$ Uhr geöffnet. Nach dem Absinken der Raumtemperatur auf unter 16°C ist eine Reaktion in Vor- und Rücklauftemperatur sowie Durchflussmenge des betrachteten Heizkörpers zu erkennen.

Simulation: White-Box

White-Box-Modelle erlauben mittels der Lösungen der zugrunde liegenden physikalischen Gleichungen das Gebäudeverhalten zu prognostizieren. Die Kombination von BIM-Modellen und der Simulationssoftware IDA ICE erlaubt hierbei bereits während der Planungsphase Aussagen über das Zusammenspiel der Gebäudehülle und Anlagentechnik zu treffen.

BIM-Modell

BIM setzt nach derzeitigem Verständnis fünf Faktoren voraus: Menschen, Prozesse, Daten, Technologien, und Rahmenbedingungen (Helmus et al. 2018). Dies bedeutet für die Beschreibung einer digitalen Lösung eine kontextuelle Einbettung des geometrischen und semantischen Modells, um den Begriff des digitalen Zwillinges einzugrenzen. Dabei ist „Das Ziel des digitalen Zwillinges [...], eine Konvergenz zwischen dem realen Produkt in seinem Kontext und dem virtuellen Abbild zu schaffen.“ Für das vorgestellte Modell des digitalen Zwillinges betrifft dies die Stufe von Modellen und Simulationen (Sendler 2016).

Ein digitaler Zwilling für das vorgestellte Modell bildet digital Phasen im Lebensweg ab, die üblicherweise mittels Datenübergabepunkten getrennt betrachtet werden. Dies sind Phasen der Planung (wesentlich LP 1-4) des Gebäudes und die Phase von Betrieb und Unterhalt. (Bundesministerium f. Verkehr u. digitale Infrastruktur 2019) Besonderes Merkmal dieses BIM-Anwendungsfalls ist es, dass Simulationsdaten aus der Herstellungsphase mit Messdaten aus der Nutzungsphase verglichen werden. Die digitale Lösung muss dies berücksichtigen. Hier wird hierfür die Datenhaltung in einer Datenumgebung des Open BIM mit der Schnittstelle IFC 2x3 untersucht. Dabei wird die Qualität dieser statischen Datenmodelle der IFC-Schnittstelle betrachtet. Ein wichtiger Aspekt dieser Art der Modellierung ist der benötigte Speicherplatz.

BIM-Authoring Liegenschaft

Für das Gesamtprojekt wurde für die hierarchische Organisation der Informationsbeziehungen ein

geometrisches Modell der Liegenschaft („Site“) bis zum Versuchsraum („Space“) mit zugehörigen detaillierten Elementen („Building Element“, „Wall“) und den zusätzlich als Objekte repräsentierten Mess- und Simulationssensoren („ElementProxy“) geschaffen (s. Abb. 1). Die nativen Modelle (Autodesk Revit V2020) des Raumes und der Liegenschaft erfordern 29,1 MB bzw. 153 MB Speicherplatz. Die zugehörigen IFC-2x3 Modelle in der Model View Definition „Coordination View 2.0“, also praktisch ohne semantische Informationen, haben die Größe 4,65 MB bzw. 42,1 MB. Die Modelle sind in der Autodesk-Cloud A360 zur Livenerzeugung hinterlegt.

BIM to SIM

Generell sind zwei Wege der Datenorganisation von BIM-Modellen für den Anwendungsfall Simulation zu unterscheiden:

1. Datendefinition und -erzeugung innerhalb des BIM-Authoring Werkzeuges
2. Datenerzeugung aus eigenständigen Dokumenten mit Relation zum jeweiligen BIM-Objekt

Die erste Methode hat zwar den Vorteil der Datenhaltung in der CAD-Datenbank, erfordert jedoch vom BIM-Author die Kenntnis sämtlicher erforderlicher Daten der Fachanwendung, hier z.B. die der thermischen Simulation. Dennoch wird dieser Weg vorgestellt.

Die Methodenentwicklung zum Überführen der in BIM-Modellen vorhandenen Informationen zu Geometrie, Bauteilaufbauten und Anlagentechnik ist Bestandteil aktueller Forschungsprojekte (z.B. BIM2SIM RWTH). Ein allgemeiner Zwischenschritt ist der Export des BIM-Modells aus der verwendeten CAD-Software in ein IFC Format. Hierbei ergeben sich zwei genauer zu analysierende Schnittstellen: Zunächst muss sichergestellt werden, dass (möglichst ausschließlich) die relevanten Informationen beim Export in das IFC Format übernommen werden, und anschließend ein möglichst vollständiger und fehlerfreier Import in die Simulationssoftware stattfindet.

Beim hier untersuchten Weg erfolgt der Datenexport unter Zuhilfenahme zusätzlicher Software verlustfrei: Zunächst werden die geometrischen Eigenschaften direkt aus der hier verwendeten Software REVIT in ein IFC Format exportiert, wobei die Baustoffeigenschaften und Schichtaufbauten durch Nutzung einer Ausgabevorschrift mit exportiert werden. Die so gewonnenen Informationen können direkt in LISP Format als Ressource für IDA ICE angelegt werden. Beim abschließenden Import des IFC-Modells in IDA ICE können den verschiedenen Bauteilen dann die bereits in den IDA Ressourcen hinterlegten Aufbauten zugeordnet werden.

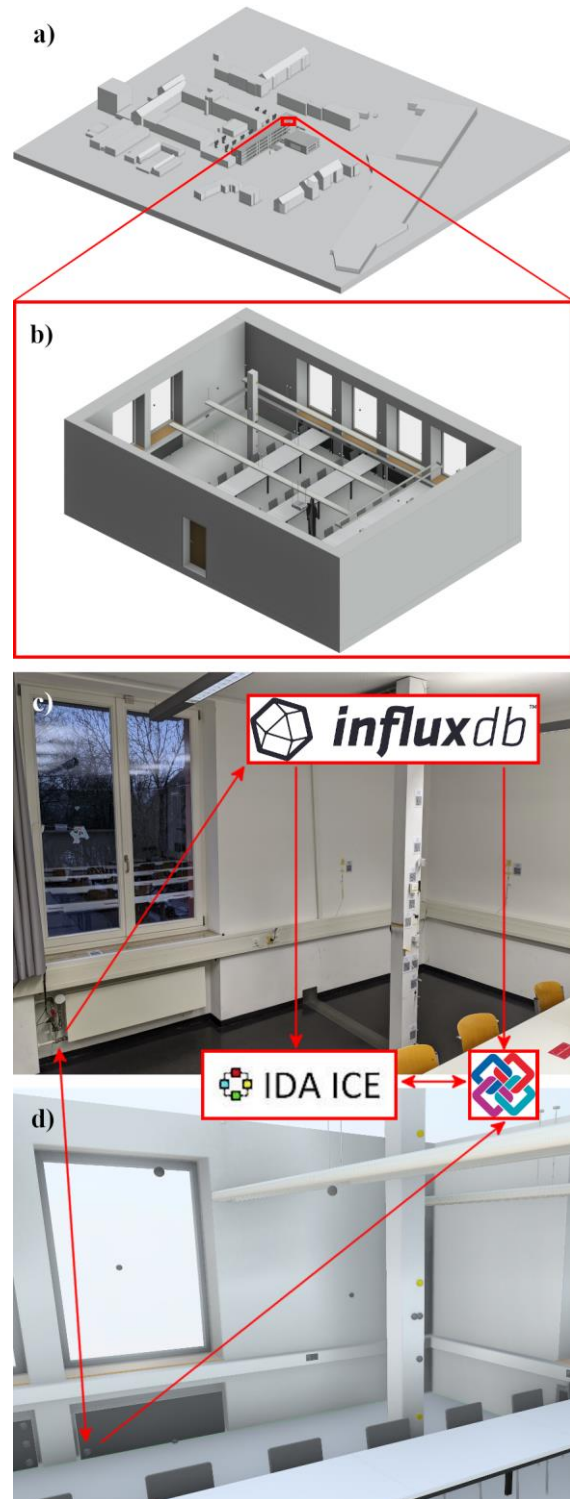


Abb. 1: a) Site, b) Space, c) und d) Digitaler Zwilling des Versuchs bestehend aus Open BIM Geometrie-Objekten, Datenbank und semantischer Repräsentation der Simulations- bzw. Messsensoren.

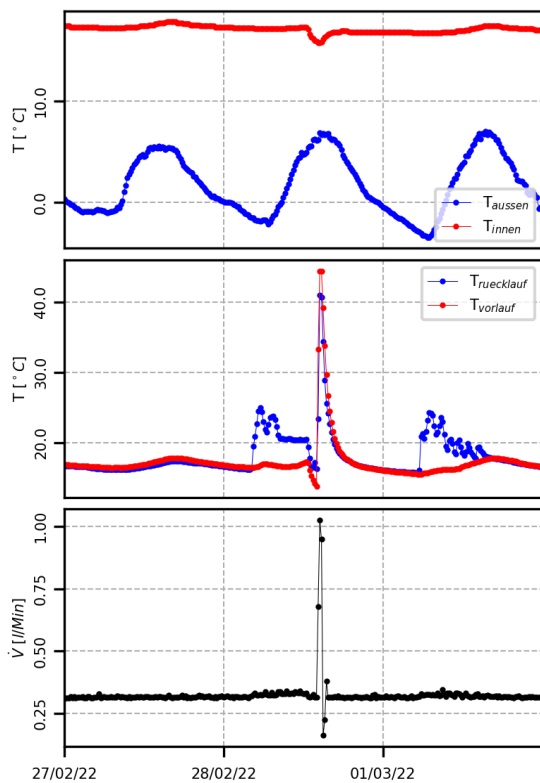


Abb. 2: Ausschnitt der verwendeten Daten in der Umgebung des Fehlers durch das Öffnen des Fensters. Von oben nach unten: Außen- und Innentemperatur, Temperatur Vor- und Rücklauf, sowie Volumenstrom des Heizkörpers.

Simulationsergebnisse zu Open BIM-Modell

Simulierte Daten liegen in der Simulationsumgebung als Zeitreihen vor. Aufgrund der hochauflösenden Messdatenerfassung sind diese in 0,25 h Schritten gespeichert, was nach (Capehart 2015) im Gebäudereich als hochauflösend gilt. In der IDA ICE Simulation sind sie im Modell verortet. Für die BIM-Modellierung ist dazu jedoch eine geometrische und semantische Repräsentation der Daten erforderlich. Geometrisch wird im BIM-Modell ein Berechnungs- oder Messkanal durch das Geometrieobjekt Kugel über seine Position in der 3D-Geometrie des Gesamtmodells verortet. Der nur wenig ausgearbeitete Detaillierungsgrad kann mit „LOG 100“ angenommen werden. Für das Open BIM-Modell werden für die Datenrepräsentation Objekte der Klasse „IfcElementProxy“ instanziiert.

Semantisch wird diesem Geometrieobjekt die formale Beschreibung der zugehörigen Zeitreihe von Simulationsergebnis und Messung zugeordnet. Versuche in diesem Projekt diese Zeitreihen im nativen CAD-Modell bzw. dem IFC-Export zuzuordnen wurden aufgrund des stark anwachsenden Speicherbedarfs nicht weiterverfolgt, wie unten begründet.

Es wurde daher eine Methode entwickelt, welche einzelne BIM-Objekte oder Gruppen aus dem Gesamtmodell extrahiert und danach die Daten zuordnet. Damit entsteht ein generischer Modelldatensatz, der handhabbar erweitert werden kann. Im Falle einer Gesamtbetrachtung können die einzelnen Dokumente über ein „model-merging“ vereinigt werden. Durch die geometrischen Referenzobjekte ist die Eindeutigkeit der Objekte sichergestellt.

Für die eigentliche Speicherung der Daten bieten sich mehrere Möglichkeiten an: Für Zeitreihen bieten die IFC im Resource Layer die abstrakte Klasse IfcTimeSeries an, von der die als Datengrundlage verwendete IfcRegularTimeSeries abgeleitet wird. Diese Klasse bietet die Möglichkeit für zeitlich eingegrenzte Zeitreihen eine Liste 1:n Messdaten abzuspeichern, die zeitlich konstant erfasst werden. Dieses Konzept sieht eine einzige Messreihe für jeden Kanal vor, so dass die Daten in Form von Objekten der Klasse IfcPropertySet zugeordnet werden. Die Semantik folgt der Klassenbeschreibung der IfcRegularTimeSeries inklusive der geerbten Eigenschaften. Die eigentliche Zeitreihe wird neben den beschreibenden Eigenschaften als Liste im Property Set eingefügt (Abb.1).

Praktisch erfolgte die IFC-basierte Datenanreicherung mit dem BIM-Werkzeug „simplebim Vers. 7“. Basis waren Zeitreihen für ein ganzes Jahr, wodurch 35.040 Zeit- und Datenpunkten zu verarbeiten sind. Die gesamte Zeitreihe über mehrere Jahre konnte im Versuch mit dem Werkzeug nicht umgesetzt werden. Daher wurden die Zeitreihen monatsweise aufgeteilt und im Property Set 12 Zeitreihen abgespeichert.

Für die Überprüfung und Aufwandsabschätzung der anfallenden Datenmengen in einem Gesamtmodell wurden Simulations- und Messergebnisse nach der oben beschriebenen Methode zugeordnet. Beispielhaft soll hier die Simulation der Raumluft in der Zone des Versuchsraumes dargestellt werden. Dem Objekt der Klasse IfcSpace wird das Objekt der IfcPropertySets zugeordnet. Für dieses Grundmodell ergaben sich folgende Speicherplatzgrößen:

- Ifc Modell ohne Zeitreihe 0,008 MB
- Ifc Modell mit Simulations-Zeitreihe 0,400 MB
- Ifc Modell mit Simulations- und Messzeitreihe 1,052 MB

Es zeigt sich also, dass die Zeitreihen im Open BIM-Modell hinterlegt werden können und somit eine IFC Integration erreicht wird. Performanter ist jedoch sowohl für die Modellerstellung des Simulationsmodells als auch die Datenzuordnung von Zeitreihendaten die externe Datenspeicherung.

Simulation: Black-Box

Black-Box-Modelle bezeichnen Simulationsmodelle, die keine Planungsdaten des Gebäudes und Struk-

turinformationen in Form von physikalischen Gleichungen benötigen und somit ausschließlich aus Messdaten generiert werden können. Zur Identifikation der Modellparameter werden Algorithmen benötigt. Für lineare Systeme z.B. gibt es bewährte Algorithmen (Van Overschee, de Moor 1993), die anhand von Messdaten lineare Modelle schätzen.

Da die Klasse der linearen Modelle nicht ausreichend ist, um komplexere physikalische Prozesse abzubilden, wurde sie um die Klasse der multilinearen Modelle erweitert. Die Zustandsgleichungen der Multilinearen Modelle erlauben Multiplikationen von Zustandssignalen untereinander sowie von Zustands- und Eingangssignalen (Pangalos et al. 2015). Durch diese Eigenschaft haben sie sich für die Modellierung von Wärmeenergiesystemen bewährt (Kruppa 2018) und wurden zuletzt in (Schnelle et al. 2022) für die Parameteridentifikation von Gebäudemodellen zur Anomalieerkennung genutzt. Dieser Ansatz soll im Folgenden vorgestellt und zur Anomalieerkennung des in Abb. 2 gezeigten Fehlers genutzt werden. Die mathematischen und systemtheoretischen Hintergründe zu der Methode, sowie die verwendete Notation werden hier nur vorgestellt und nicht im Detail besprochen. Sie können in (Schnelle et al. 2022) nachgelesen werden.

Multilineare Modelle

Ein zeitdiskretes zeitinvariantes multilineares Zustandsraummodell (MTI)

$$\mathbf{x}(k+1) = \langle \mathbf{F} | \mathbf{M}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \rangle,$$

beschreibt den Zustandsvektor \mathbf{x} zum Zeitpunkt $k+1$ als kontrahiertes Produkt des Tensormonoms

$$\mathbf{M}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{pmatrix} 1 \\ u_m \end{pmatrix} \circ \begin{pmatrix} 1 \\ u_1 \end{pmatrix} \circ \dots \circ \begin{pmatrix} 1 \\ x_n \end{pmatrix} \circ \begin{pmatrix} 1 \\ x_1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times (n+m) \times 2},$$

das alle Zustände x_i mit $i=1 \dots n$ und Eingänge u_j mit $j=1 \dots m$ des Modells sowie deren Kombinationen enthält und des Parametertensors

$$\mathbf{F} = [\mathbf{F}_\phi, \mathbf{F}_{u_m}, \dots, \mathbf{F}_{u_1}, \mathbf{F}_{x_n}, \dots, \mathbf{F}_{x_1}] \cdot \lambda \in \mathbb{R}^{n \times (n+m) \times 2}.$$

Dieser vereint alle Modellparameter und trägt somit alle Information über die Systemdynamik. Liegt der Parametertensor in normalisierter Rang-1 zerlegter Form wie in (Schnelle et al. 2022) beschrieben vor, enthalten die Matrizen \mathbf{F}_{u_j} und \mathbf{F}_{x_i} je einen Parameter, der den Einfluss des jeweiligen Signals auf den Zustand im nächsten Zeitschritt beschreibt.

Parameteridentifikation und Anomalieerkennung

Zur Identifikation der Modellparameter werden die als messbar angenommenen Zustände $\tilde{\mathbf{x}}(k)$ zur diskreten Zeit $k=0,1,2,\dots,N$ des Systems mit den Zuständen $\mathbf{x}(k)$ des Modellausganges verglichen, wie in Abb. 3 dargestellt. Der Fehlervektor \mathbf{e} wird zum

Bilden einer quadratischen Fehlersumme genutzt, welche in einem Optimierungsprozess über die Modellparameter in \mathbf{F} minimiert wird.

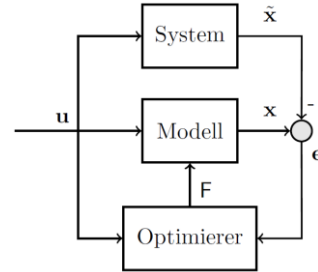


Abb. 3: Schema Parameteridentifikation

Zur Anomalieerkennung werden die so identifizierten Parameter einer Zeitspanne mit nominalem Systemverhalten mit Parametern des aktuellen Zeitpunktes verglichen. Die Residuen der Parametersätze werden zur Detektion von Anomalien ausgewertet.

Anwendungsbeispiel am Testraum C 3.20

Für den Testraum C 3.20 liegen die Messdaten wie oben beschrieben vor. Diese werden wie in Abb. 4 gezeigt als Zustände und Eingänge definiert und anschließend die Parameter des Modells mithilfe der *interior point* Optimierungsmethode (Byrd et al. 1999) in MATLAB identifiziert.

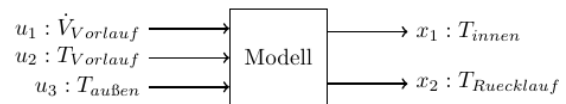


Abb. 4: Blockdiagramm C 3.20

Zur Anomalieerkennung werden die Parameter der zur Verfügung stehenden 7 Tage vom 22.02. – 04.03.2022 jeweils für einen Zeitraum von einem Tag identifiziert, sodass 7 Parametersätze zur Residuengenerierung zur Verfügung stehen. In Abb. 5 sind die Parameter, die zu dem Zustand der Raumtemperatur gehören gegenüber den Parametern, die zu dem Eingangssignal des Vorlaufvolumenstroms gehören, gegeneinander aufgetragen. Schwarze Quadrate bezeichnen die Parameter der nominalen Tage, während der rote Stern die Parameter des Tages, an dem das Fenster geöffnet war, markiert. Es ist zu sehen, dass sich die Parameter der nominalen Tage in einem Bereich häufen, während der Parameter des fehlerhaften Tages deutlich weiter rechts unten im Diagramm liegt, sodass die Anomalie durch das geöffnete Fenster anhand der Parameter gefunden werden kann. Zur Residuenauswertung ist bei größeren Anwendungen die Nutzung von Klassifizierungsmethoden wie in (Schnelle et al. 2022) sinnvoll.

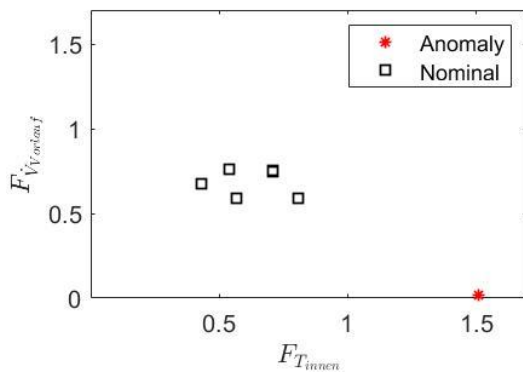


Abb. 5: Rang-1 Parameter C 3.20

Fazit

Im hier vorgestellten Beitrag wurde aufgezeigt wie ein aus einem BIM-Modell generiertes Open BIM-Modell mit Mess- und Simulationsdaten angereichert werden kann, sowie ein Ansatz zur automatisierten Gebäudebetrieboptimierung u.a. durch Black-Box-Modelle vorgestellt.

Damit werden Beiträge der auf Grund der Personalknappheit im Bereich Facility Management und Gebäudebetrieb dringend benötigten Automatisierung der Gebäudebetrieboptimierung geleistet. Durch die vorgestellten Methoden können Nutzerkomfort und Energiebedarf verbessert werden. Durch die Kombination aus Black- und White-Box-Modellen ist dies bereits direkt ab der Inbetriebnahme der Gebäude denkbar. Durch einen vertieften Bezug auf BIM-Daten wird die Qualität des Datenaustauschs unter allen Planungs- und Betriebsbeteiligten verbessert.

Eine Weiterentwicklung des Projekts sieht das automatisierte Ansteuern von IDA ICE vor. In Kombination mit Wetterprognosen sollen damit ebenfalls Anomalien erkannt und Betriebsstrategien optimiert werden.

Danksagung

Diese Arbeit wurde teilweise unterstützt durch das Projekt SONDE des Bundesministeriums für Bildung und Forschung mit den Fördernummern 13FH144PA8 (HAW) und 13FH144PB8 (HSA).

Literatur

Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur (Hg.) 2019: Anhang: Glossar. Handreichungen und Leitfäden. Berlin. Online verfügbar unter https://bim4infra.de/wp-content/uploads/2019/07/BIM4INFRA2020_AP_4_Glossar.pdf, zuletzt geprüft am 15.07.2020.

BuildingSmart. IFC2x Edition 3 Technical Corrigendum 1. Online verfügbar unter: <https://standards.buildingsmart.org/IFC/RELEA>

SE/IFC2x3/TC1/HTML/ zuletzt geprüft am 12.03.2022.

Byrd, R.H., Hribar, M.E., and Nocedal, J. 1999 „An interior Point Algorithm for Large-Scale nonlinear Programming.“ *SIAM Journal on Optimization*. 9(4), 877-900.

Capehart, B. L. & Brambley, M. R. (Hrsg.). (2015). *Automated diagnostics and analytics for buildings*. Taylor & Francis.

Helmus, Manfred; Meins-Becker, Anica; Kelm, Agnes; Quessel, Melanie; Kaufhold, Matthias; Röhr, Christoph; Pilling, André (2018): *BIM-Leitfaden für den Mittelstand. Wie viel BIM verträgt ein Mittelstandsprojekt?* Stand: Dezember 2018. Bonn: Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) im Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung (BBR) (Zukunft bauen, Band 19). Online verfügbar.

Katipamula, S., Brambley, M.R. 2005. Diagnostics, and Prognostics for Building Systems – A Review, Part II, in *HVAC&R Research* (11/2), 169.187.

Kruppa, K. 2018. *Multilinear Design of Decentralized Controller Networks for Building Automation Systems*. HafenCity Universität Hamburg: Ph.D.

Pangalos, G., Eichler, A., and Lichtenberg, G. „Hybrid multilinear modeling and applications.“ *Simulation and Modeling Methodologies Technologies and Applications*. Cham: Springer, 2015. 71-85.

Sendler, Ulrich (Hg.) 2016: *Industrie 4.0 grenzenlos*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg (Xpert.press). Online verfügbar unter: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-48278-0>.

Schnelle, L., Lichtenberg, G., Warnecke, C. 2022. „Using Low-rank Multilinear Parameter Identification for Anomaly Detection of Building Systems.“ 11th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision. Paphos.

Van Overschee, P., de Moor, B. 1993. „N4SID: Numerical Algorithms for State Space Subspace System Identification.“ *IFAC Proceedings Volumes 2, Part 5*. 26: 55–58.