

INNOVATION

Bayerischer Bauindustrieverband e.V.

AS-Bau Hof GmbH

NuOpt Office - Optimierung der Energie-
und Ressourceneffizienz

DER BAYERISCHE BAUINDUSTRIEVERBAND E.V.

- Wirtschaftsverband
- Tarifpartner
- Bildungsträger
- Informationen für den Bau

Der Bayerische Bauindustrieverband ist mit all seinen Leistungen seinen Mitgliedern verpflichtet. Dazu gehören eine umfassende Information und Beratung der Mitgliedsfirmen in politischen, rechtlichen und wirtschaftlichen Fragen, die Sicherung branchenspezifischer Aus- und Weiterbildung, die Verhandlung von Tarifverträgen, die Schaffung einer Plattform zum Erfahrungsaustausch zwischen den Unternehmen der Bauindustrie und die Förderung von Innovationen in Forschung und Entwicklung.

INNOVATION

Bayerischer Bauindustrieverband e.V.

NuOpt Office

Inhalt

Inhalt	4
Vorwort	5
Abkürzungsverzeichnis und verwendete Einheiten	6
Zusammenfassung	7
Einführung	8
Projekt und Gebäudevorstellung	9
2.1. Ziel des Forschungsprojekts.....	9
2.2. Beschreibung des Fallbeispiels.....	10
Methodisches Vorgehen	12
3.1. Übersicht	12
3.2. Datenerhebung und Raumklimamonitoring.....	12
3.3. Die entwickelte Mobile Measurement Box (MoMeBo).....	13
3.4. Stochastische Modelle.....	16
3.5. Co-Simulation.....	18
Ergebnisse	20
4.1. Jahres-Endenergieverbräuche	20
4.2. Statistische Verteilung der Fensteröffnungen.....	21
4.3. Lufttemperatur und die CO ₂ -Konzentration.....	21
4.3.1. Lufttemperatur	22
4.3.2. CO ₂ -Konzentration.....	23
4.4. Analyse des entwickelten stochastischen Modells	24
4.5. Vergleich der Ergebnisse zum Endenergiebedarf.....	26
Bedeutung der Ergebnisse für das nachhaltige Bauen	29
Zusammenfassung und Ausblick	31
Tabellenverzeichnis	32
Abbildungsverzeichnis	32
Literaturverzeichnis	33

Vorwort

Die Energieeffizienz von Gebäuden spielt eine entscheidende Rolle bei der Bewältigung der globalen Herausforderungen im Zusammenhang mit dem Klimawandel und der Ressourcenknappheit. Die Umsetzung energieeffizienter Gebäude ist ein zentraler Baustein auf dem Weg zu einer nachhaltigen und kohlenstoffarmen Zukunft.

Bei der Planung und Nutzung von Gebäuden werden häufig Simulationen eingesetzt, um den Energieverbrauch und das thermische Verhalten vorherzusagen. Diese Simulationen ermöglichen es den Planenden, verschiedene Bauteiloptionen und Energieeffizienzmaßnahmen zu vergleichen und geeignete Strategien zur Optimierung des Energieverbrauchs zu entwickeln.

Allerdings basieren diese Simulationen oft auf vereinfachten Annahmen über das Verhalten der Gebäudenutzenden. Es wird angenommen, dass die Nutzenden das Gebäude gemäß den festgelegten Vorgaben und Zeitplänen nutzen. Diese Vereinfachungen führen jedoch häufig zu Abweichungen zwischen den berechneten Ergebnissen und den tatsächlich gemessenen Werten.

In der Realität beeinflussen die individuellen Entscheidungen und Verhaltensweisen der Gebäudenutzenden maßgeblich den Energieverbrauch und das thermische Verhalten eines Gebäudes. Um realistischere und präzisere Simulationsergebnisse zu erzielen, ist es daher von entscheidender Bedeutung, das energierelevanten Verhalten der Nutzenden genauer zu analysieren und in die Simulationen einzubeziehen.

Diese Erkenntnis hat in den letzten Jahren zu einem verstärkten Fokus auf die Erforschung und Modellierung des Nutzerverhaltens geführt. Zahlreiche Studien haben gezeigt, dass die Integration von Nutzerverhaltensmodellen in Gebäudesimulationsprogrammen zu einer deutlich verbesserten Genauigkeit der Ergebnisse führen kann.

Das Ziel dieses Forschungsprojekts ist es, die Bedeutung der Analyse und Optimierung des Nutzerverhaltens in Gebäudesimulationen hervorzuheben. Es wird eine Lösung zur Erhebung relevanter Raumklimaparameter gezeigt anhand derer ein stochastisches Modell entwickelt wurde, um das Nutzerverhalten zu prognostizieren. Es wird aufgezeigt, wie dieses Modell dazu beiträgt, realistischere Simulationen zu erstellen und geeignete Strategien zur Energieoptimierung zu entwickeln.

Die Ergebnisse dieser Studien bieten einen wertvollen Beitrag für die Planung und den Betrieb energieeffizienter Gebäude. Sie zeigen auf, wie die Integration des Nutzerverhaltens in Simulationen dazu beitragen kann, den Energieverbrauch zu reduzieren, den thermischen Komfort zu verbessern und die Nachhaltigkeit von Gebäuden zu steigern.

Abkürzungsverzeichnis und verwendete Einheiten

FPR	False positive rating
TGA	Technische Gebäudeausrüstung
TUM	Technische Universität München
TPR	True positive rating
U-Wert	Wärmedurchgangskoeffizient
SQL	Structured Query Language

Zusammenfassung

In diesem Forschungsprojekt wird das energierelevante Verhalten von Menschen in Gebäuden analysiert. Dabei wird anhand von erhobenen Raumklima-parametern ein statistisches Modell entwickelt, mit dem das Fensteröffnungsverhalten der Nutzenden prognostiziert werden kann. Das entwickelte Modell wird im Rahmen von thermischen Simulationen eingesetzt. Hiermit kann aufgezeigt werden, wie das optimierte Modell zu einer realitätsnahen Simulation des Energiebedarfs beitragen kann.

Der Energiebedarf in der Nutzungsphase eines Gebäudes ist von entscheidender Bedeutung für den Ressourcenverbrauch und die Umweltauswirkungen. Dieser Energiebedarf wird maßgeblich durch die energetische Qualität der Gebäudehülle, den Anteil an erneuerbaren Energien in der Energieversorgung, die Steuerung und Regelung der technischen Gebäudeausrüstung (TGA) sowie das Nutzerverhalten beeinflusst.

Die Prognose des Energiebedarfs erfolgt in der Regel mittels statischer Bilanzierungsmethoden oder dynamisch-thermischer Gebäudesimulationen. Diese Methoden berücksichtigen jedoch nur sehr pauschal das Nutzerverhalten und die Steuerung der TGA, was zu einer Überdimensionierung von Wärmedämmstärken und technischen Gebäudeausrüstungen führen kann.

Um diese Diskrepanz zwischen prognostiziertem und tatsächlichem Energieverbrauch zu verringern, werden in diesem Projekt umfassende Verbrauchsdaten und Daten zum Nutzerverhalten in einem Bürogebäude erhoben. Diese Daten werden verwendet, um Modell für das energierelevante Verhalten der Nutzenden abzuleiten.

Das Projekt trägt dazu bei, das Verständnis des Einflusses des Nutzerverhaltens auf den Energiebedarf von Gebäuden zu vertiefen und so die Prognose des Energiebedarfs zu verbessern. Es bietet auch die Möglichkeit, den Materialeinsatz und die technische Gebäudeausrüstung zu optimieren, um den Energiebedarf zu senken und die Umweltbelastung zu verringern.

I. Einführung

Bundesweit ist der Gebäudesektor global für etwa 35% der anfallenden Endenergie und für etwa 37% der CO₂-Emissionen verantwortlich [1]. Die Reduktion des im Gebäudesektor anfallenden Energieverbrauchs ist ein zentraler Aspekt im Klimaschutzfahrplan 2050. In diesem sind klimapolitische Ziele definiert, um die Vorgaben des Pariser Klimaabkommens einzuhalten. Für den Gebäudesektor legt die Bundesregierung im Zuge dessen einen klimaneutralen Gebäudebestand bis 2045 fest [2].

Um die formulierten Klimaschutzziele erreichen zu können, bedarf es im Wesentlichen einer Reduktion des Energieverbrauchs in der Gebäudenutzung (bspw. für Heizen, Kühlen etc.). Für Nicht-Wohngebäude liegt der Anteil des Energiebedarfs für die Raumwärme bei 71% bezogen auf den gesamten Energiebedarf [3].

Die Optimierung der Technischen Gebäudetechnik (TGA) bietet daher ein großes Einsparpotential, wobei ein großer Beitrag zur Einhaltung der Klimaschutzziele geliefert werden kann. Wichtig dabei ist allerdings das energierelevante Verhalten der Gebäudenutzenden. In der aktuellen Normung und den baurechtlich geltenden Verordnungen wie beispielsweise das Gebäudeenergiegesetz (GEG) [4] wird das energierelevante Verhalten nur unzureichend abgebildet. Der reale Energieverbrauch im Gebäudebetrieb kann in der Planungsphase eines Gebäudes kaum exakt prognostiziert werden. Dies führt wiederum zu einer Diskrepanz zwischen dem prognostizierten sowie dem tatsächlich gemessenen Energieverbrauch.

Nach Hoes et al. stellt das Nutzerverhalten eine der Hauptursachen für Unsicherheiten in den Vorhersagen des Energieverbrauchs von Gebäuden dar. Dies verdeutlicht die sich bereits in der Planungsphase ergebende schwierige Aufgabe, mit Unsicherheiten bezüglich der energetischen Diskrepanz zwischen prognostiziertem Energiebedarf und betriebsbedingtem Energieverbrauch umzugehen. Neben der Durchführung thermischer Gebäudesimulationen, welche auf gebäudetechnischen Parametern basieren, muss auch das Raumklima und das energierelevante Verhalten der Nutzenden im Gebäudebetrieb untersucht und bewertet werden [5],[6].

In diesem Zusammenhang steht das energierelevante Verhalten der Nutzenden für deren Interaktion der Nutzenden mit bedienbaren Fenstern, Beleuchtung, Jalousien, Thermostaten, usw.. Felduntersuchungen haben gezeigt, dass die Unterschiede im Energieverbrauch identischer Gebäude hauptsächlich auf das Verhalten der Nutzenden zurückzuführen sind. Im Jahr 2006 verwendeten Clevenger und Haymaker verschiedene Belegungspläne und individuelle Präferenzen, um die Unsicherheit im Verhalten der Nutzenden zu bewerten [7]. Die Ergebnisse zeigen, dass sich der Energieverbrauch um 150% unterscheiden kann, wenn die nutzungsbezogenen Inputs maximiert bzw. minimiert werden.

II. Projekt und Gebäudevorstellung

2.1. Ziel des Forschungsprojekts

Ziel des Forschungsvorhabens ist es, das energieverbrauchsrelevante menschliche Verhalten im Gebäude zu ermitteln und diese Daten weiterführend anhand statistischer Modelle zu analysieren, um Parameter zu identifizieren, die zu einer realitätsnäheren Prognostizierung des Energiebedarfs von Bürogebäuden beitragen. Der Energiebedarf in der Nutzungsphase eines Gebäudes ist hinsichtlich des Ressourcenverbrauchs und der Umweltauswirkungen über den gesamten Lebenszyklus von entscheidender Bedeutung. Beeinflusst wird der Energiebedarf eines Gebäudes maßgeblich von der energetischen Qualität der Gebäudehülle, der Steuerung bzw. Regelung der TGA sowie dem Nutzerverhalten. Prognostiziert werden kann der Energiebedarf über statische Bilanzierungsmethoden (z.B. EnEV oder GEG) oder mittels dynamischer thermischer Gebäudesimulationen (z.B. in IDA ICE). Im Rahmen statischer Berechnungsmethoden wird sowohl die Steuerung bzw. Regelung der TGA als auch das Nutzerverhalten nur sehr pauschal berücksichtigt, was bspw. beim GEG zu einer Überdimensionierung der bauphysikalisch relevanten Materialien bzw. Bauteilen und der eingesetzten technischen Gebäudeausrüstung führt.

Diese entscheidende Tatsache führt wiederum zu einer signifikanten Diskrepanz zwischen prognostiziertem sowie tatsächlich gemessenem Energieverbrauch. Durch die statische Energiebedarfsberechnung werden höhere Anforderungen an die Gebäudehülle suggeriert, als eigentlich vorhanden sind. Es gilt zu prüfen, inwiefern Bauteil- und Dämmstoffdicken aktuell oftmals überdimensioniert werden. Darüber hinaus können keine Angaben hinsichtlich der thermischen Behaglichkeit (z.B. Lufttemperaturen) abgeleitet werden, welche wiederum eine entscheidende Kenngröße für das Nutzerverhalten darstellt. Mit Hilfe von thermischen Gebäudesimulationen kann das thermische Verhalten von Gebäuden in Abhängigkeit der standortspezifischen klimatischen Bedingungen, Baukonstruktion, TGA und des Nutzerverhaltens dargestellt werden. Entscheidend hierbei ist die Modellierung des Nutzerverhaltens, da dieser einen direkten Einfluss auf den Energiebedarf hat. Durch das Monitoring des Bürogebäudes der AS-Bau Hof GmbH werden sowohl Verbrauchsdaten als auch das Nutzerverhalten detailliert erhoben. Das Ziel ist es anhand der Daten ein stochastisches Modell zu entwickeln mit dem das energierelevante Verhalten der Nutzenden abgeleitet und prognostiziert werden kann. Dieses Modell wird anschließend im Rahmen von thermischen Simulationen getestet und es wird aufgezeigt, wie ein solches Vorgehen dabei helfen kann, den Energiebedarf realitätsnaher zu ermitteln.

Dabei werden die Berechnungen nach EnEV mit den erhobenen Energieverbräuchen aus den Jahren 2021 und 2022 als auch den simulierten Energiebedarfen verglichen und ausgewertet. Als Forschungsschwerpunkte werden folgende Ziele definiert:

- Monitoring des Energieverbrauchs eines Plusenergie Bürogebäudes
- Monitoring des energierelevanten Verhaltens der Nutzenden
- Ermittlung von Parametern des energieverbrauchsrelevanten menschlichen Interagierens mit dem Gebäude
- Modelloptimierung thermischer Gebäudesimulation mit Hilfe von Monitoring-Daten
- Darstellung, wie anhand von stochastischen Modellen das Verhalten der Nutzenden in Simulationen realitätsnaher berücksichtigt werden kann

2.2. Beschreibung des Fallbeispiels

Untersuchungsgegenstand des Forschungsprojektes stellt das im Jahr 2019 sanierte Bürogebäude der Baufirma AS-Bau Hof GmbH in Hof dar. Dabei handelt es sich um die Sanierung und Erweiterung eines Bestandsgebäudes, welches in einem vorangegangenen Forschungsprojekt (Eco+Office) vom Lehrstuhl für energieeffizientes und nachhaltiges Planen und Bauen (ENPB) der Technischen Universität München (TUM) aus wissenschaftlicher Perspektive begleitet wurde.

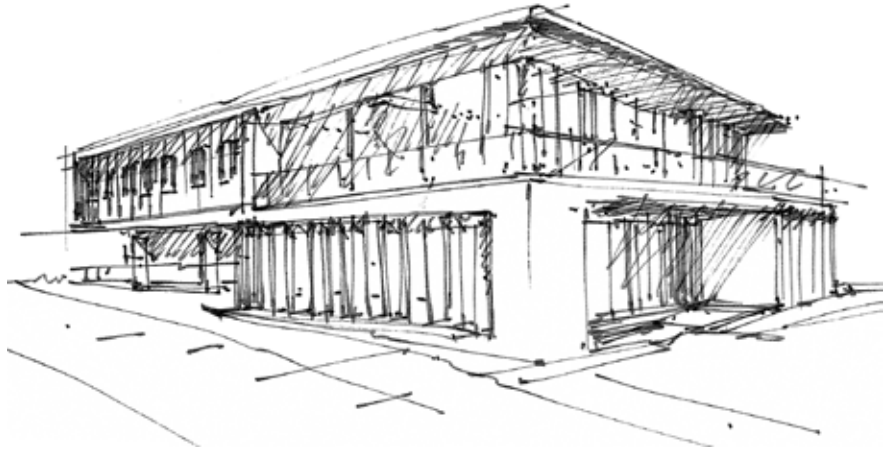


Abbildung 1 Skizze Projektidee des Büro- und Verwaltungsgebäudes AS-Bau Hof GmbH

Zusammenfassend ergeben sich für das Gebäude folgende Eigenschaften:

Heizung und Kühlung

- Wärmeerzeugung Luft-Wasser-Wärmepumpe mit 45 kW
- Übergabesystem Fußbodenheizung, Systemtemperaturen 35/28 °C
Fußbodenkühlung, Systemtemperaturen 16/19 °C
- Wärmespeicherung Heizungspufferspeicher mit 1.000 l Volumen

Raumluftechnik

- Anlage Zu- und Abluftanlage
- Wärmerückgewinnung WRG >75 %
- Regelung Konstantvolumenstrom
- Luftherhitzung Zulufttemperierung

Für das vorliegende Bauvorhaben wurden folgende relevante Bezugsgrößen aus dem Nachweis gemäß Gebäudeenergiegesetz entnommen [6]:

- Fläche der thermischen Gebäudehülle: $A = 2.161 \text{ m}^2$
- Bruttovolumen: $V_e = 4.741 \text{ m}^3$
- Luftvolumen: $V = 3.195 \text{ m}^3$
- Nettogrundfläche: $A_{\text{NGF}} = 1.185 \text{ m}^2$
- Fensterflächenanteil: ca. 29 %
- A/V_e-Verhältnis: $A/V_e = 0,46 \text{ m}^{-1}$

III. Methodisches Vorgehen

3.1. Übersicht

In den folgenden Kapiteln wird das methodische Vorgehen beschrieben. Dieses untergliedert sich in drei Teile: die Datenerfassung, die Entwicklung eines stochastischen Modells und die Anwendung des Modells mit Hilfe einer Co-Simulation (Kopplung unterschiedlicher Simulationswerkzeuge). Dargestellt ist das methodische Vorgehen in Abbildung 2. Die Ergebnisse eines jeden Teils bilden die Grundlage für die Durchführung des nächsten Schritts.

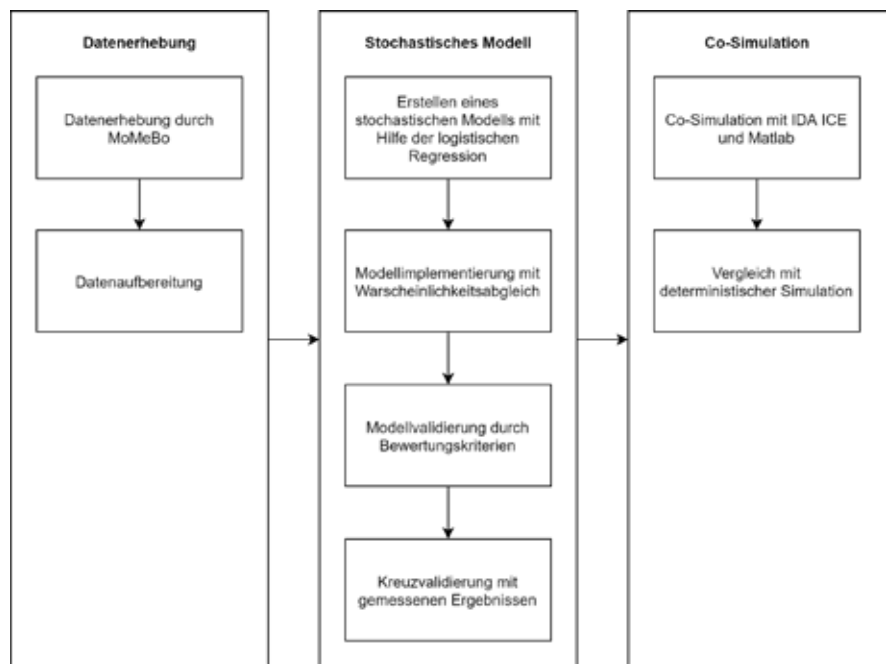


Abbildung 2 Methodisches Vorgehen (in Anlehnung an [10])

3.2. Datenerhebung und Raumklimamonitoring

Im Rahmen des vorliegenden Forschungsprojekts wurde ein eigenes Messsystem zur Erfassung relevanter Raumklimaparameter entwickelt. Aufgrund der Erfahrungen aus vergangenen Projekten und wissenschaftlichen Studien wurde festgestellt, dass es auf dem Markt kein kosteneffizientes, modulares und nichtinvasives Messsystem gibt [12].

Es wurden bestehende Messsysteme hinsichtlich ihrer Eignung für das Projekt untersucht und mit dem entwickelten Messsystem verglichen. Es konnte festgestellt werden, dass einige Messsysteme gute Ansätze für ein mobiles und nichtinvasives System bieten, jedoch über keine Möglichkeit verfügen, den Zustand der Fenstergriffe (Bedienhäufigkeit) zu erfassen.

Daher wurde bei der Entwicklung des eigenen Messsystems darauf geachtet, die bestehenden Konzepte weiterzuentwickeln und die technischen Ansätze zu optimieren, um ein geeignetes Gerät zur flächendeckenden Erfassung aller Raumklimaparameter gemäß DIN EN ISO 7726 bereitzustellen. Dieses Messsystem soll alle Anforderungen an Hard- und Software erfüllen und eine umfassende Erfassung der Daten ermöglichen.

Zur Erfassung des Raumklimas wurden sechs exemplarische Räume identifiziert. Die Räume im Erdgeschoss sind in Abbildung 3 und die Räume im ersten Obergeschoss sind in Abbildung 4 dargestellt.



Abbildung 3 Raumklimatisch untersuchte Räume im Erdgeschoss



Abbildung 4 Raumklimatisch untersuchte Räume im ersten Obergeschoss

Bei der Wahl der Räume wurde grundlegend darauf geachtet, dass diese zum einen repräsentativ für den Gebäudetyp (Büro) sind. Zum anderen sind die Räume über das gesamte Gebäude verteilt, so dass auch verschiedene Himmelsrichtungen und Orientierungen der Räume abgedeckt sind.

3.3. Die entwickelte Mobile Measurement Box (MoMeBo)

Die mobile Measurement Box (MoMeBo), siehe Abbildung 5, ist mit Sensoren der deutschen Firma Tinkerforge GmbH ausgestattet. Es handelt sich hierbei um ein modulares Mess- und Steuerungsbaukastensystem, bestehend aus verschiedenen Modulen, die flexibel kombiniert werden können.

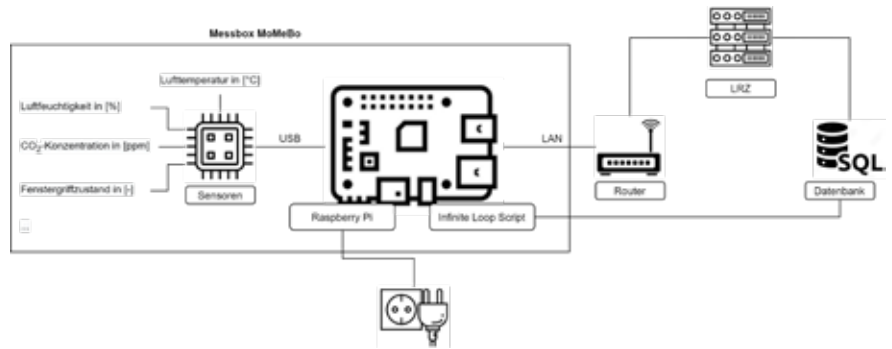


Abbildung 5 Darstellung des Messkonzepts (eigene Darstellung)

Die MoMeBo ist mit einer Vielzahl unterschiedlicher Sensortypen ausgestattet, die zur Bestimmung der thermischen, visuellen, akustischen, lufthygienischen sowie der olfaktorischen Behaglichkeit eingesetzt werden. Diese Sensoren, sogenannte „Bricklets“, sind kleine Modul-Einheiten mit einem Mini-USB-Anschluss, die von Tinkerforge vertrieben werden. Die Steuerung der Module erfolgt mittels einer Programmierschnittstelle, die unterschiedliche Programmiersprachen unterstützt (z.B. Python, Java, Matlab, etc.).

Die kompakte Bauweise und das unauffällige Design ermöglichen eine nichtinvasive Aufstellposition direkt auf dem Schreibtisch und damit nah an den Gebäudenutzenden, siehe Abbildung 6.



Abbildung 6 Beispielhafte Darstellung wie das Messsystem (MoMeBo) am Arbeitsplatz eingesetzt wird

Das Tinkerforge-System ist Open-Source und wird über einen „Embedded PC“ koordiniert. In der MoMeBo wird hierfür ein Raspberry Pi 3B+ verwendet. Dieser Embedded PC ermöglicht die Steuerung und Überwachung der Sensoren sowie die Speicherung und Auswertung folgender Messdaten:

Tabelle 1 Vergleich der untersuchten Messsysteme mit dem entwickelten Messsystem MoMeBo (Quelle: [12])

	Ahlborn Messgerät	Testo Klimamessgerät	Bappu evo	Indoor Climate Monitor	Pyramid Sensor Station	CoMoS	MoMeBo
Lufttemperatur	x	x	x	x	x	x	x
Luftfeuchtigkeit	x	x	x	x	x	x	x
Globetemperatur	x	x	x	x	x	x	x
Luftgeschwindigkeit	x	x	x	x	x	x	x
CO ₂ -Konzentration	x	x	x	x	x		x
Luftqualitätsindex							x
Schalldruckpegel			x		x		x
Beleuchtungsstärke		x	x	x	x	x	x
Fenstergriffzustand							x

- Lufttemperatur in [°C], Temperature Bricklet TMP 103
- Luftfeuchtigkeit in [%], Humidity Bricklet 2.0 HDC 1080
- Globetemperatur in [°C], Sensor PT1000 4 Klasse A
- Luftgeschwindigkeit in [m/s], Modern Device wind sensor Rev.P
- Luftqualitätsindex in [-], Air Quality Bricklet BME 680
- CO₂-Konzentration in [ppm], CO₂ Bricklet 2.0 Sensirion SCD 30
- Schalldruckpegel in [db], Sound Pressure Level Bricklet
- Beleuchtungsstärke in [lx], Ambient Light Bricklet 3.0 LTR329ALS
- Fenstergriffzustand in [-], NODON SDO2105 EnOcean

Die Messwerte werden alle 60 Sekunden erfasst und mit einem genauen Zeit- und Datumsstempel versehen. Sie werden in entsprechenden Spalten für Lufttemperatur, Globetemperatur, Luftfeuchtigkeit, CO₂-Gehalt, Luftqualität, Schalldruckpegel und Beleuchtungsstärke gespeichert. Zur langfristigen Speicherung aller Daten wird eine SQL-Datenbank auf einem Server des Leibniz-Rechenzentrums (LRZ) verwendet. Das LRZ ist das zentrale

Rechenzentrum der Technischen Universität München (TUM) und der Ludwig-Maximilians-Universität (LMU) München. Es ermöglicht den jederzeitigen Online-Zugriff auf die Daten.

Das Messgerät wurde in zwei Validierungsphasen schrittweise durch Vergleichsmessungen mit Referenzgeräten angepasst und verbessert [11], [12]. Die Messabweichungen, die in der Vergleichsstudie ermittelt wurden, dienten als Grundlage der Entwicklung und Optimierung des Messsystems. Die Validierung und Konzeptionierung des Messsystems wurden in einem aufeinander aufbauenden Prozess durchgeführt, wodurch der Prototyp des Messgeräts in einem iterativen Entwicklungsprozess entstand.

Die einzelnen Messphasen fanden in Büroräumlichkeiten statt und erstreckten sich über einen Zeitraum von etwa 18 Tagen. Das Ziel der Validierung und des dynamischen Optimierungsprozesses des Messsystems bestand darin, ein präzises und zuverlässiges Messgerät zur Aufzeichnung von Umgebungsparametern bereitzustellen. Da alle im Messsystem verbauten Sensortechnologien sowie alle weiteren in der Validierung verwendeten Sensoren bereits kalibriert erworben wurden, waren keine spezifischen Messanpassungen, wie z.B. Korrekturfaktoren erforderlich. Vielmehr lag der Schwerpunkt der Geräteentwicklung auf der Untersuchung zur Abwärme der verbauten Platinen, da diese zu Messverzerrungen führen kann. Dieser Aspekt wurde während der Validierung analysiert und mit Hilfe von Optimierungsmaßnahmen minimiert. Eine Analyse der verschiedenen Messsysteme zeigt, dass das Messsystem MoMeBo eine deutlich größere Anzahl an Raumklimaparametern aufweist, siehe Tabelle 1. Weiterhin wurde festgestellt, dass keines der untersuchten Systeme über die Fähigkeit verfügt, den Zustand der Fenstergriffe zu erfassen.

Die MoMeBo erweist sich durch die breite Palette an Messparametern sowie den vergleichsweise geringsten Kosten des Messsystems (siehe Abbildung 1) als ein geeignetes Gesamtkonzept zur Erfassung der Raumklimaparameter.

3.4. Stochastische Modelle

Um ein stochastisches Modell zur Vorhersage des Fensteröffnungsverhaltens zu erstellen, ist es von Interesse vorherzusagen, ob eine Handlung stattfindet (Ereignisse) unter Berücksichtigung verschiedenster unabhängigen Variablen (Prädiktoren). In diesem Zusammenhang geht es darum, eine Abhängigkeit zwischen den beschriebenen Messgrößen und dem Öffnungszustand des Fensters (offen oder geschlossen) zu ermitteln.

Da eine Vielzahl an verschiedenen thermischen, visuellen und akustischen Parametern erhoben wurden, ist es entscheidend, die wichtigsten Variablen zu identifizieren, welche einen signifikanten Einfluss auf den Fensteröffnungszustand haben. Hierzu wurde die schrittweise Regression verwendet. Die schrittweise Regression ist ein Verfahren der multivariaten Datenanalyse, das dazu dient, die wichtigsten Variablen aus einer größeren Anzahl von Variablen auszuwählen, um eine Vorhersage zu treffen. Dabei werden die Variablen schrittweise in das Modell aufgenommen oder entfernt, abhängig von ihrer statistischen Signifikanz und ihrem Beitrag zur Vorhersage. Das Verfahren beginnt mit einem leeren Modell und fügt schrittweise Variablen hinzu, wobei bei jeder Schrittweite die Variablen ausgewählt werden, die die größte Ver-

besserung des Modells bringen. Das Verfahren endet entweder, wenn alle Variablen im Modell enthalten sind oder wenn keine weiteren signifikanten Variablen gefunden werden. Verwendet wurde das Modell „stepwiseglm“ in Kombination mit MATLAB. Zusammenfassend ergeben sich folgende Schritte:

- Auswahl einer abhängigen Variable und einer Reihe von unabhängigen Variablen, die für die Vorhersage relevant sein könnten.
- Berechnung der statistischen Signifikanz und des Einflusses jeder unabhängigen Variable auf die abhängige Variable.
- Aufnahme der unabhängigen Variable mit dem größten Einfluss und der höchsten statistischen Signifikanz ins Modell.
- Überprüfung, ob das aufgenommene unabhängige Variable signifikant ist und ob sich dadurch eine Verbesserung des Modells ergibt.
- Falls ja, fügen Sie die nächste unabhängige Variable hinzu, die den größten zusätzlichen Einfluss auf die Vorhersage hat.
- Fortsetzung dieses Schrittes, bis entweder alle relevanten unabhängigen Variablen im Modell enthalten sind oder keine weiteren signifikanten Variablen gefunden werden.
- Überprüfung des endgültigen Modells auf seine Vorhersagegenauigkeit und Validität.

Basierend auf den erhobenen Messdaten der Jahre 2021 und 2022 wurde im Rahmen der Masterarbeit von Zong „Implementation of a stochastic methodology to predict window opening behaviour in a dynamic building simulation program“ ein stochastisches Modell zur Vorhersage zum Fensteröffnungs- und Schließverhalten entwickelt [9],[10].

Die einzelnen schematischen Schritte sind in folgender Abbildung 7 dargestellt.

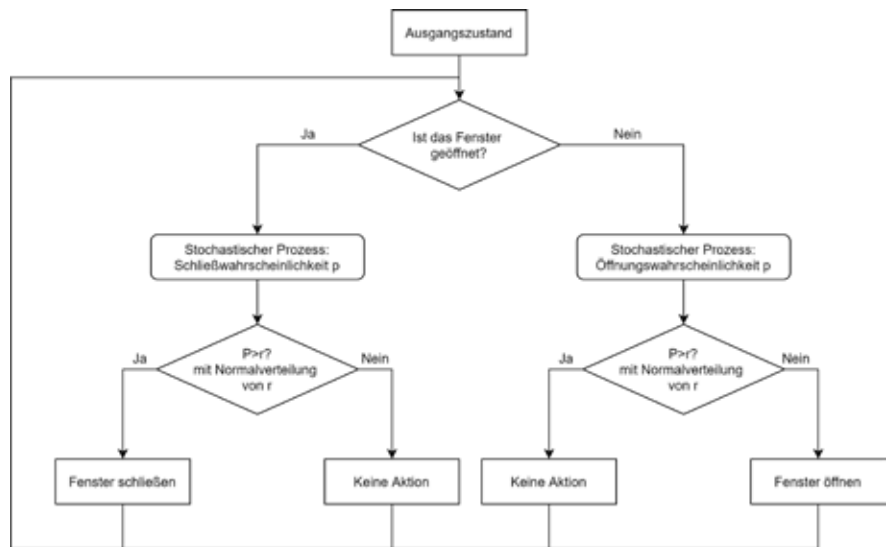


Abbildung 7 Schematische Darstellung des Algorithmus zur Änderung des Fensterzustandes (in Anlehnung an Quelle: [10])

3.5. Co-Simulation

Die Co-Simulation zwischen IDA ICE und Matlab basiert auf dem Austausch von Daten zwischen den beiden Simulationswerkzeugen. Dabei wird das entwickelte stochastische Modell in die Co-Simulation integriert, um das Verhalten der Gebäudenutzenden hinsichtlich der Fensteröffnungen anhand der erhobenen Messdaten zu steuern. Die Schnittstelle zwischen IDA ICE und Matlab wird hauptsächlich für die Modellierung von prädiktiver Regelung und Echtzeit-Simulation mit Messdaten genutzt. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass die vorhergesagten Variablen der stochastischen Modelle mit den in IDA ICE verfügbaren Eingangsgrößen übereinstimmen müssen, um eine erfolgreiche Co-Simulation durchzuführen. Falls bestimmte Eingangsgrößen in IDA ICE nicht verfügbar sind, müssen angepasste stochastische Modelle für den Co-Simulationsprozess erstellt werden. Der Datenaustausch zwischen IDA ICE und Matlab erfolgt über Kanäle, die für jeden einzelnen Prädiktorvariablen erstellt werden sollten. Es ist auch wichtig zu beachten, dass das Datenbetriebssystem (32-Bit oder 64-Bit) bei beiden Programmen identisch sein sollte, da die öffentlich verfügbare IDA ICE-Version 4.8 ein 32-Bit-Betriebssystem ist und daher eine ältere Matlab-Version von 2015b oder früheren Versionen erforderlich ist, um diesen Ansatz durchzuführen.

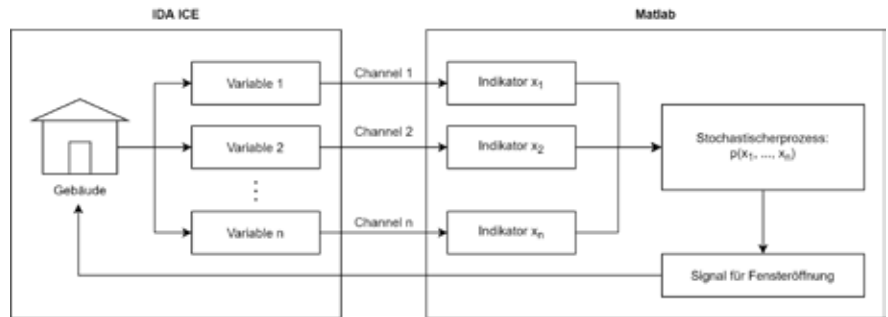


Abbildung 8 Schematische Darstellung des Datenaustausches zwischen IDA ICE und Matlab (in Anlehnung an [10])

Der Datenaustausch folgte dem Schema in Abbildung 8. Die prädiktive Regelung wurde durch das stochastische Modell in Matlab durchgeführt. Für den Datenaustausch zwischen IDA ICE und Matlab wurden entsprechende Schnittstellen definiert. Über diese Schnittstellen wurden Prädiktorvariablen von IDA ICE nach Matlab exportiert. Das stochastische Modell berechnete das Öffnungssignal und exportierte es bei jedem Zeitschritt zurück nach IDA ICE. Es ist zu beachten, dass für jede Prädiktorvariable eine separate Schnittstelle erstellt werden sollte, die sowohl in IDA ICE und Matlab denselben Namen aufweist.

Um die Kommunikation mit Matlab einzurichten, musste ein Zonenregler im IDA ICE-Modell definiert werden. Zusätzlich musste das importierte Signal der Fensterzustände aus Matlab mit dem Belegungsplan in IDA ICE gekoppelt werden, um nur die Signale während des Belegungszeitraums zu berücksichtigen. Vor der Simulation musste ein initialer Fensterzustand festgelegt werden, der in Matlab als geschlossen (0) definiert wurde. Ähnlich mussten Importwerte für jede Prädiktorvariable vor Beginn des Co-Simulationsprozesses als 0 festgelegt werden.

IV. Ergebnisse

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der durchgeführten Untersuchungen dargestellt. Dabei werden zunächst die gemessenen Energieverbräuche des Gebäudes dargelegt, um einen Überblick und einen Vergleichswert zu erhalten. Zudem wird das Fensteröffnungsverhalten der Nutzenden analysiert und bewertet, da dies einen erheblichen Einfluss auf das Raumklima und den Energieverbrauch hat. Anschließend werden die Ergebnisse des entwickelten stochastischen Modells vorgestellt, mit dem in der Co-Simulation das Gebäude realitätsnaher simuliert werden kann. Abschließend erfolgt ein Vergleich der Ergebnisse, um die Genauigkeit und Zuverlässigkeit des Modells zu evaluieren und die Verbesserungen gegenüber den gemessenen Daten zu verdeutlichen. Diese umfassende Auswertung bietet wichtige Erkenntnisse für die Optimierung von Gebäuden und die Entwicklung zukünftiger Energieeffizienzstrategien.

4.1. Jahres-Endenergieverbräuche

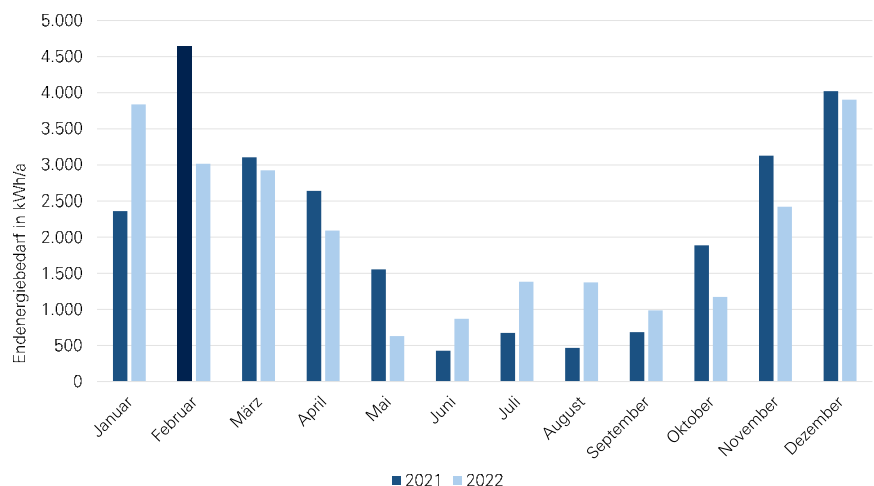


Abbildung 9 Endenergieverbräuche für die Jahre 2021 und 2022

Die Ergebnisse der Energieverbräuche der Jahre 2021 und 2022 sind in Abbildung 9 dargestellt. Im Jahr 2021 erreichte der höchste Energieverbrauch im Februar einen Wert von 4.645 kWh, während im Jahr 2022 der Dezember mit einem Verbrauch von 3.903 kWh den höchsten Verbrauch darstellt. Diese Maxima geben Aufschluss über die energieintensivsten Monate in beiden Jahren.

Betrachtet man die Gesamtsumme der Energieverbräuche, ergibt sich für das Jahr 2021 eine Gesamtsumme von 25.596 kWh/a, während im Jahr 2022 eine Gesamtsumme von 24.608 kWh/a ermittelt wurde.

4.2. Statistische Verteilung der Fensteröffnungen

In der folgenden Abbildung 10 ist die Öffnungswahrscheinlichkeit je Stunde dargestellt.

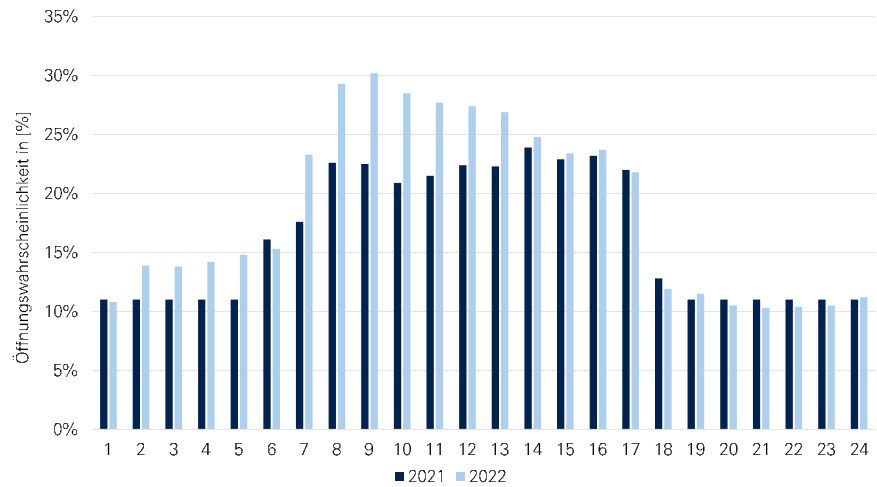


Abbildung 10 Statistische Verteilung der Fensteröffnungen über den Zeitraum eines Tages

Anhand der statistischen Verteilung für das Jahr 2021 zeigt sich, dass die Häufigkeit, dass ein Fenster geöffnet ist ab 06:00 Uhr steigt und ab 18:00 Uhr sinkt. Anhand dieser Häufigkeitsverteilung lassen sich Rückschlüsse über die Anwesenheit der Gebäudenutzenden ableiten und für die optimierte Simulation verwenden.

Für das Jahr 2022 steigt die Häufigkeit ebenfalls ab 6:00 Uhr an. Es zeigt sich, dass die Öffnungswahrscheinlichkeit zur Vormittagszeit leicht höher (in etwa 5 %) ist als im Jahr zuvor. Des Weiteren zeigt sich aber dasselbe Muster was den Zeitraum der Fensteröffnungen angeht. Auch im Jahr 2022 sind die Fenster zwischen 06:00 Uhr und 18:00 Uhr tendenziell häufiger geöffnet.

4.3. Lufttemperatur und die CO₂-Konzentration

Im Folgenden sind die Messdaten für die Lufttemperatur anhand der Stunden über 26 °C und unter 21 °C (siehe Abbildung 11), sowie den Grenzwerten nach der Arbeitsstättenrichtlinie ASR 3.6 (Lüftung) für die CO₂-Konzentration (siehe Abbildung 12) analysiert.

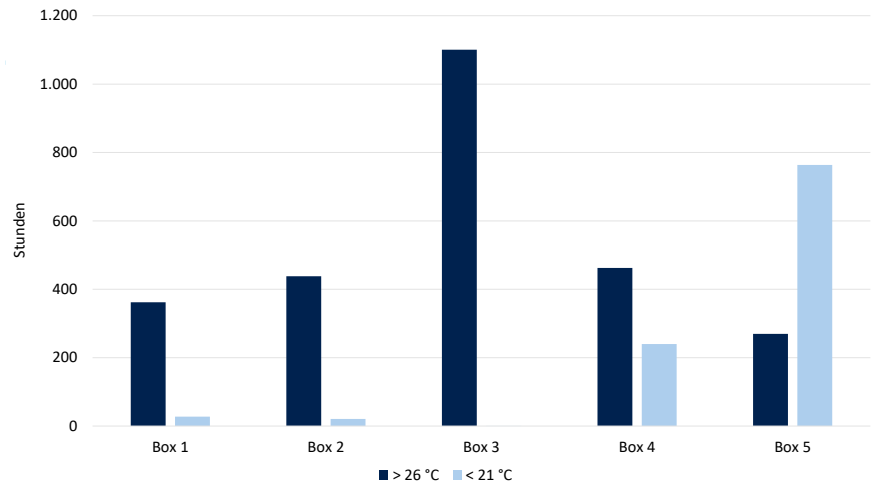


Abbildung 11 Darstellung der mittleren Über- und Unterschreitung der Lufttemperatur von 26 °C und 21 °C

Die analysierten Daten zeigen signifikante Unterschiede zwischen den einzelnen Boxen bzw. untersuchten Räumen in Bezug auf die Überstunden (Stunden über 26 °C). Box 3 weist die höchste Anzahl an Überstunden auf und unterscheidet sich von Box 1 um etwa 204%, von Box 2 um etwa 151%, von Box 4 um etwa 139% und von Box 5 um etwa 309%. Die Unterschiede zwischen den Boxen verdeutlichen die Variationen in der Temperaturbelastung und verdeutlichen die Notwendigkeit individueller Lösungen zur Optimierung des Raumklimas. Eine gezielte Analyse und Anpassung der thermischen Bedingungen in den einzelnen Boxen kann dazu beitragen, den Komfort und die Energieeffizienz zu verbessern.

Die analysierten Daten zeigen, dass in Box 1 bzw. Raum 1 insgesamt 362 Stunden über dieser Temperaturschwelle verbracht wurden. Dies deutet darauf hin, dass die Temperatur in diesem Bereich moderat ist und selten über 26 °C steigt.

In Box 2 wurden hingegen 438 Stunden über 26 °C gemessen. Dies lässt darauf schließen, dass dieser Bereich etwas wärmer ist als Box 1 und eine längere Zeit über der festgelegten Temperaturgrenze liegt.

Box 3 weist die höchste Anzahl an Überstunden auf, nämlich 1.100,5 Stunden. Dies deutet darauf hin, dass in diesem Bereich die Temperatur regelmäßig und über einen längeren Zeitraum hinweg die kritische Schwelle von 26 °C überschreitet. Dies kann auf verschiedene Faktoren zurückzuführen sein, wie beispielsweise die Lage der Box in Bezug auf Sonneneinstrahlung oder die thermische Belastung durch angrenzende Räume oder Geräte.

Box 4 verzeichnete 462,5 Stunden über 26 °C, was auf eine ähnliche Situation wie in Box 2 hindeutet, jedoch mit einer etwas geringeren Dauer der Überstunden.

Schließlich wurden in Box 5 insgesamt 269,5 Stunden über der Temperaturschwelle von 26 °C gemessen. Dies zeigt, dass dieser Bereich im Vergleich zu den anderen analysierten Boxen tendenziell kühler ist und seltener die kritische Temperatur überschreitet.

Die Auswertung der Daten zeigt deutliche Unterschiede in der Unterschreitung der Temperaturgrenze unterhalb von 21°C zwischen den untersuchten Boxen. Box 3 weist die geringste Anzahl an Unterschreitungsstunden auf, mit nur 0,5 Stunden. Im Vergleich dazu zeigt Box 5 die höchste Anzahl mit 763,5 Stunden. Box 4 folgt mit 240 Stunden, gefolgt von Box 1 mit 27,5 Stunden und Box 2 mit 21 Stunden. Eine Optimierung des Raumklimas kann dazu beitragen, den Komfort für die Nutzer zu steigern und Energieeffizienz zu gewährleisten. Zukünftige Untersuchungen können sich auf die Identifizierung von Ursachen und die Entwicklung von Lösungen zur Minimierung der Unterschreitung von Temperaturen unterhalb von 21°C in den betreffenden Boxen konzentrieren.

4.3.2. CO₂-Konzentration

Die Arbeitsstättenrichtlinie ASR 3.6 fordert bei der Überschreitung der CO₂-Konzentration von 1.000 ppm, das Lüftungsverhalten zu überprüfen und Maßnahmen zur Optimierung (bspw. Öffnen des Fensters) durchzuführen.

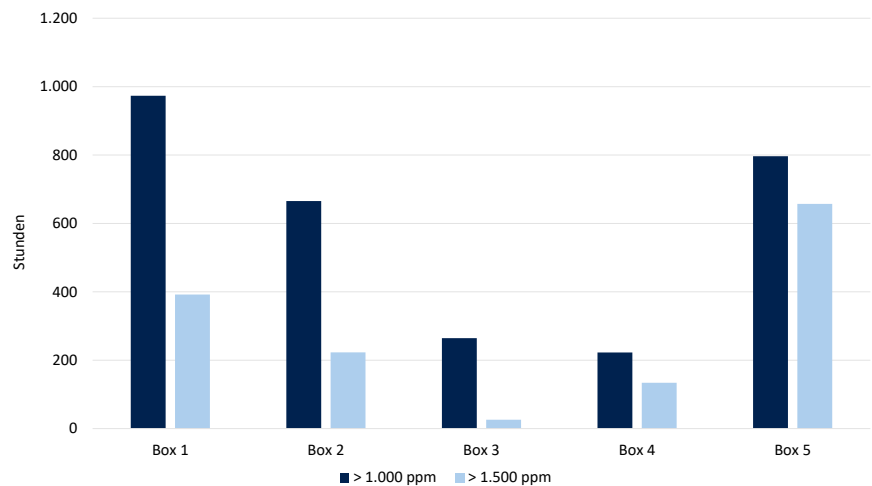


Abbildung 12 Darstellung der mittleren Überschreitung der CO₂-Konzentration von 1.000 ppm und 1.500 ppm

Die Auswertung zeigt anhand der CO₂-Konzentration in Stunden über 1.000 ppm signifikante Unterschiede zwischen den untersuchten Boxen. Box 1 weist mit 973,5 Stunden die höchste Anzahl an Stunden über diesem Grenzwert auf, gefolgt von Box 5 mit 796,5 Stunden. Box 2 und Box 3 zeigen deutlich niedrigere Werte mit 665,5 Stunden bzw. 264,5 Stunden. Box 4 weist die geringste Anzahl an Stunden über 1.000 ppm auf, mit 222,5 Stunden. Die erhöhte CO₂-Konzentration in den Boxen 1 und 5 deutet auf eine schlechtere Luftqualität hin, während Box 2, Box 3 und Box 4 bessere Bedingungen aufweisen. Diese Unterschiede können auf verschiedene Faktoren wie die Anzahl der Nutzenden, die Belüftungssysteme und die Raumgröße zurückzuführen sein. Eine hohe CO₂-Konzentration kann zu Beeinträchtigungen der Raumluftqualität und des Wohlbefindens der Nutzer führen. Es ist daher wichtig, Maßnahmen zur Verbesserung der Luftqualität zu ergreifen, wie beispielsweise eine effektive Belüftung oder die Reduzierung der Anzahl der Nutzer in den betroffenen Boxen. Zukünftige Untersuchungen können sich auf die Ursachenanalyse der hohen CO₂-Konzentration konzentrieren und geeignete Lösungen zur Verbesserung der Luftqualität entwickeln.

Die Auswertung der CO₂-Konzentration in Stunden über 1.500 ppm zeigt deutliche Unterschiede zwischen den untersuchten Boxen. Box 5 weist mit 657 Stunden die höchste Anzahl an Stunden über diesem Grenzwert auf, gefolgt von Box 1 mit 392 Stunden. Box 4 zeigt mit 134 Stunden ebenfalls eine signifikante Anzahl an Stunden über 1.500 ppm. Box 2 und Box 3 weisen hingegen vergleichsweise niedrigere Werte mit 223 Stunden bzw. 26 Stunden auf.

Eine hohe CO₂-Konzentration über 1.500 ppm deutet auf eine unzureichende Belüftung und eine mögliche Ansammlung von Schadstoffen hin. Dies kann negative Auswirkungen auf die Raumluftqualität und das Wohlbefinden der Nutzenden haben. Insbesondere in Box 5 ist eine intensive Überwachung und mögliche Maßnahme zur Verbesserung der Luftqualität erforderlich.

4.4. Analyse des entwickelten stochastischen Modells

Basierend auf den Modellen sind im Folgenden die Ergebnisse für die Vorhersagequalität der Modelle für das Fensteröffnungsverhalten erläutert und dargestellt. Um die Qualität der Modelle zu bewerten, wird die Vorhersage der Modelle mit den realen Messdaten verglichen und die Genauigkeit der Vorhersagen in % ermittelt.

Unter Verwendung der Messdaten für die Jahre 2021 und 2022 wurden signifikante Parameter mithilfe der Funktion „stepwiseglm“ in Matlab und der binomialen GLM-Familie ausgewählt. Die Parameter mit signifikanten Korrelationen, das heißt Parameter die einen Einfluss auf den Fensteröffnungszustand haben, sind folgende Parameter:

- Lufttemperatur in [°C]
- Luftqualitätsindex in [-]
- CO₂-Konzentration in [ppm]
- Schalldruckpegel in [dB]

Anhand der Analyse zeigt sich, dass der Schalldruckpegel einen hohen Einfluss auf das Öffnungsverhalten der Nutzenden haben kann. Da der Schalldruckpegel in der verwendeten Software IDA ICE nicht simuliert werden kann, wird dieser Parameter in der Analyse nicht verwendet.

Für die Vorhersage des Fensteröffnungszustandes wurden im Weiteren daher die Parameter Lufttemperatur, Luftqualitätsindex und die CO₂-Konzentration verwendet. Die Ergebnisse und die Genauigkeiten, die dabei erreicht wurden, sind in Tabelle 2 dargestellt. Anhand der Ergebnisse hat das Modell von Box 1 im Allgemeinen die beste Vorhersagekraft, gefolgt von Box 5 und Box 4. Für diese Modelle ergeben sich die folgenden Genauigkeiten: Box 1 von 77%, Box 5 von 69%, Box 4 von 64% und Box 3 von 61%.

Tabelle 2 Vergleich der untersuchten Messsysteme mit dem entwickelten Messsystem MoMeBo

	Genauigkeit	Öffnungsverhältnis	TPR	FPR
Box 1	77%	12%	16%	12%
Box 3	61%	30%	35%	28%
Box 4	64%	16%	13%	17%
Box 5	69%	21%	24%	20%

Um eine detaillierte Vergleichbarkeit von gemessenen und vorhergesagten Ergebnissen zu haben, wurden monatliche Ergebnisse verglichen. Zur Veranschaulichung wurden hier die monatlichen Ergebnisse für März 2022 von Box 3 und Box 5 herangezogen, siehe Abbildung 13 und Abbildung 14. Die Ergebnisse für die anderen Fälle sind ähnlich wie die präsentierten Ergebnisse. In den Diagrammen werden die Zustände der Fensteröffnung dargestellt (1 für geöffnet und 0 für geschlossen). Insgesamt haben die stochastischen Modelle etwas mehr Ereignisse (geöffnete Fenster) vorhergesagt als die gemessenen Ergebnisse. Es ist zu beobachten, dass trotz einiger Fehlvorhersagen die Muster der Fensteröffnung reproduziert wurden, bei denen auch die Öffnungsdauer der Fenster vorhergesagt wurde.

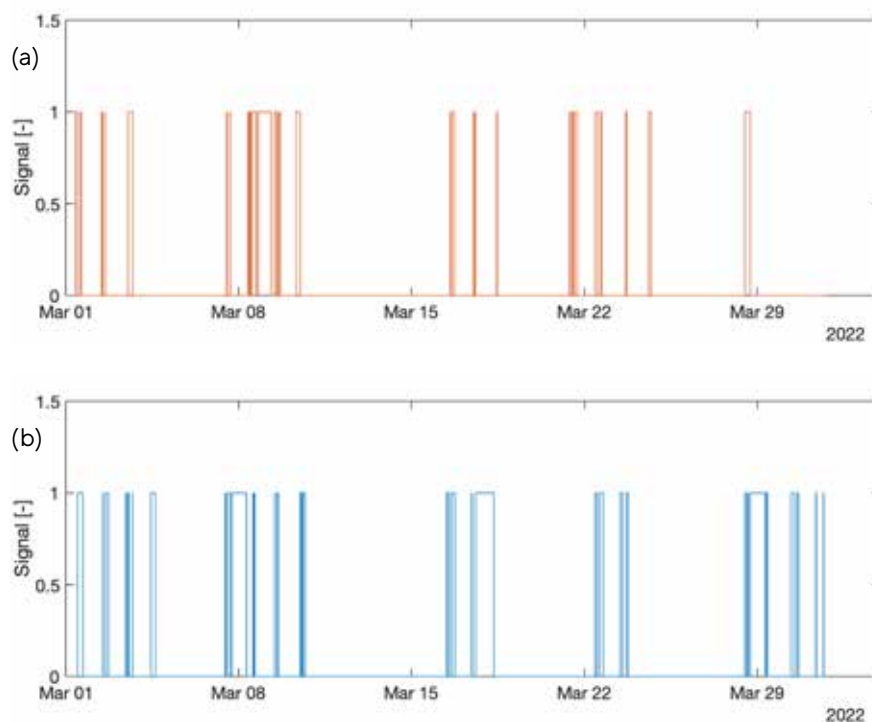


Abbildung 13 Vergleich zwischen dem erhobenen Fensteröffnungszustand (a) und den vorhergesagten Fensterzustand (b) für den März 2022 und Box 3 (1 = Fenster geöffnet, 0 = Fenster geschlossen)

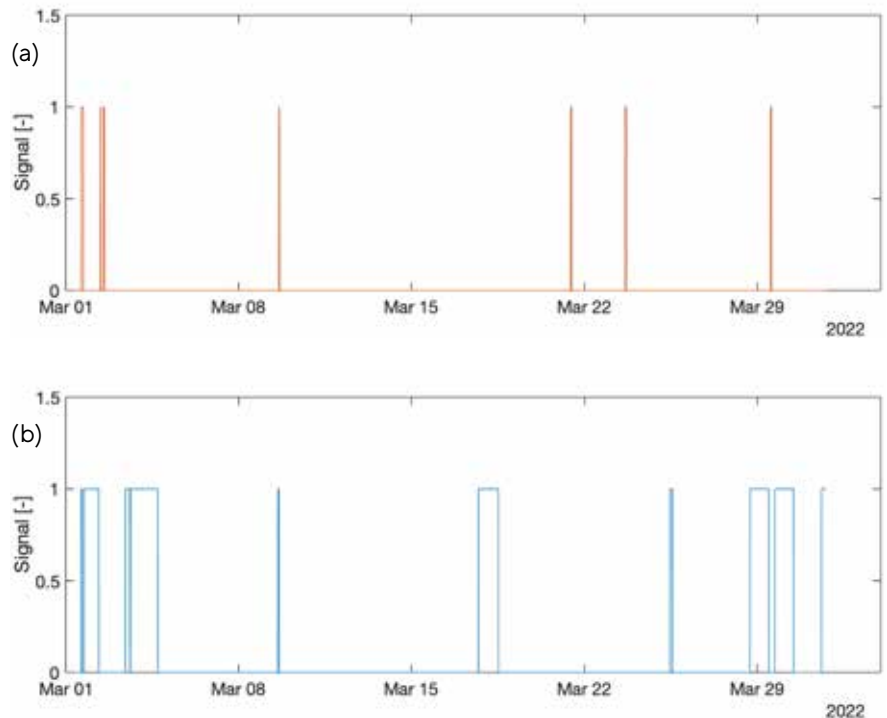


Abbildung 14 Vergleich zwischen dem erhobenen Fensteröffnungszustand (a) und den vorhergesagten Fensterzustand (b) für den März 2022 und Box 5

4.5. Vergleich der Ergebnisse zum Endenergiebedarf

In Abbildung 15 sind der berechnete Energiebedarf nach EnEV, die gemessenen Energieverbräuche und die simulierten Energiebedarfe dargestellt.

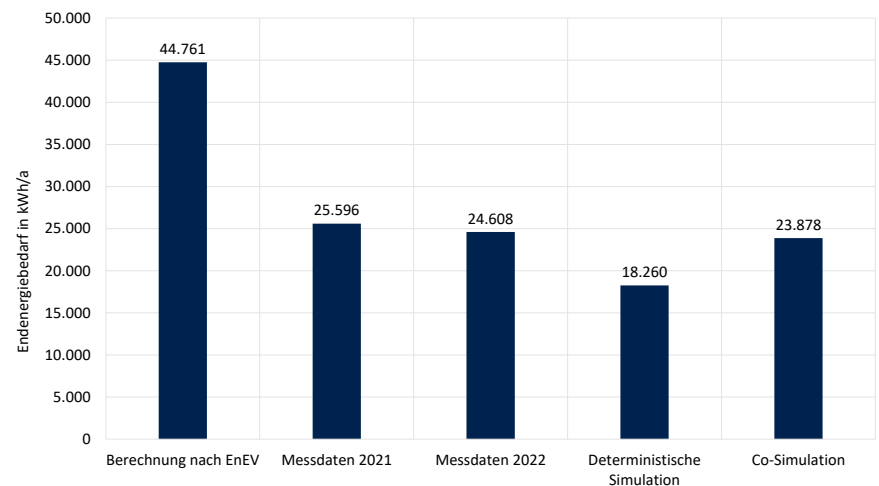


Abbildung 15 Vergleich der Endenergiebedarfe anhand der Berechnung nach EnEV, den Messdaten und durchgeführten Simulationen

Gemäß der Energieeinsparverordnung (EnEV) beträgt der Endenergiebedarf 44.761 kWh pro Jahr. Dieser Wert basiert auf standardisierten Berechnungsmethoden und Annahmen. Es ist wichtig zu beachten, dass dies ein theoretischer Wert ist, der nicht den tatsächlichen Energieverbrauch im realen Betrieb widerspiegelt. Dies zeigt sich insbesondere anhand der erhobenen Energieverbräuche.

Die Messdaten für das Jahr 2021 zeigen einen Endenergieverbrauch von 25.596 kWh pro Jahr. Diese Daten wurden direkt vor Ort gemessen und repräsentieren den tatsächlichen Energieverbrauch des Gebäudes während dieses Zeitraums. Es ist festzustellen, dass der gemessene Wert um 43 % niedriger ist als der berechnete Wert nach der EnEV. Dies kann auf verschiedene Faktoren wie ein geändertes Nutzerverhalten oder andere lokale Bedingungen zurückzuführen sein.

Im Jahr 2022 wurden erneut Messdaten erhoben, die einen Endenergiebedarf von 24.608 kWh pro Jahr zeigten. Dieser Wert liegt um 46 % unter dem berechneten Wert nach der EnEV.

Die deterministische Simulation ergab einen Endenergiebedarf von 18.260 kWh pro Jahr. Bei dieser Methode wurden spezifische Annahmen hinsichtlich des energierelevanten Verhaltens der Nutzenden verwendet, um den Energieverbrauch vorherzusagen. So wurde die Öffnung der Fenster vereinfacht anhand der Lufttemperatur gesteuert. Als Zielwert wurde definiert, dass die Nutzenden die Fenster so öffnen sollen, dass sich eine Raumlufttemperatur von möglichst unter 26 °C einstellt. Es zeigt sich, dass der errechnete Wert um etwa 29 % niedriger ist als die gemessenen Daten und auch als der berechnete Wert nach der EnEV (etwa 59%). Dieser Unterschied lässt durch das definierte Verhalten der Gebäudenutzenden erklären.

Die Co-Simulation führte zu einem Endenergiebedarf von 23.878 kWh pro Jahr. Hierbei wurde das entwickelte stochastische Modell zur Abbildung des Lüftungsverhaltens der Gebäudenutzenden verwendet. Es zeigt sich, dass der berechnete Endenergiebedarf sehr nahe am realen Energieverbrauch liegt.



Abbildung 16 Ansicht der Außenfassade

Insgesamt lässt sich feststellen, dass die erfassten Messdaten einen geringeren Endenergiebedarf aufweisen als die auf Basis der EnEV-Berechnungen ermittelten Werte. Diese Diskrepanz zwischen den theoretischen Berechnungen und den tatsächlichen Messungen kann auf eine Vielzahl von Faktoren zurückzuführen sein, wie beispielsweise die statischen Berechnungsmodelle, Vereinfachungen im Berücksichtigen des energierelevanten Verhaltens der Gebäudenutzenden oder Abweichungen bei den äußeren Klimaeinflüssen.

Sowohl die deterministische Simulation als auch die Co-Simulation ermöglichen eine präzisere Vorhersage, wobei die Co-Simulation näher an den gemessenen Daten liegt. Hierbei zeigt sich der große Vorteil reale Messdaten für die Entwicklung von Verhaltensmodellen zu verwenden. Die Messdaten liefern wertvolle Informationen über das reale Raumklima und das reale Lüftungsverhalten. Die Entwicklung stochastischer Modelle ermöglicht es, die Unsicherheit und Variabilität des Nutzerverhaltens zu berücksichtigen. Diese Modelle erfassen die zufälligen und nichtlinearen Aspekte des Verhaltens und tragen so zu einer realistischeren Abbildung bei. Durch die Kombination von Messdaten und stochastischen Modellen kann die Zuverlässigkeit und Genauigkeit der Simulationsergebnisse verbessert werden.

Die Co-Simulation, bei der verschiedene Modelle und Datenquellen zusammengeführt werden, bietet eine noch genauere Abbildung des Nutzerverhaltens. Durch die Verknüpfung von Energie- und Gebäudesimulationen mit Verhaltensmodellen können komplexe Interaktionen zwischen Gebäude, Nutzenden und Energieversorgungssystemen berücksichtigt werden. Dies ermöglicht eine umfassendere Bewertung von Optimierungsmaßnahmen und die Identifizierung des optimalen Energieverbrauchs.

Durch die Integration von Messdaten, stochastischen Modellen und Co-Simulationen können genauere Simulationsmodelle entwickelt werden, die eine realistische Darstellung des Nutzerverhaltens ermöglichen. Dies eröffnet neue Möglichkeiten für die Planung und Optimierung von Gebäuden, da projektspezifische Optimierungsmaßnahmen auf der Grundlage von zuverlässigen Daten und Modellen durchgeführt werden können. Dies führt zu energieeffizienteren Gebäuden und trägt zur Erreichung nachhaltiger und ressourcenschonender Gebäude bei.

V. Bedeutung der Ergebnisse für das nachhaltige Bauen

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Entwicklung stochastischer Modelle zur Vorhersage des Fensteröffnungsverhaltens in Bürogebäuden. Dabei wurden gemessene Daten zum Öffnungszustand von Fenstern sowie verschiedenen Umgebungsvariablen verwendet. Mithilfe des Messsystems MoMeBo konnten thermische, visuelle und akustische Variablen erfasst und analysiert werden. Ein wesentlicher Beitrag dieser Arbeit besteht darin, dass der Einfluss von Lärm auf das Fensteröffnungsverhalten untersucht wurde, da es bisher nur wenige quantitative Untersuchungen zu diesem Thema gibt. Die Integration des Schalldruckpegels in die stochastischen Modelle erweitert den Untersuchungsbereich und führte zu noch besseren Vorhersagemodellen. Aufgrund der Einschränkungen von IDA ICE konnten stochastische Modelle mit Schalldruckpegel nicht implementiert werden. Die Einbeziehung des Schalldruckpegels in die Co-Simulation könnte jedoch zu einer weiteren Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit führen.

Ein weiterer Beitrag der Arbeit ist die Einführung eines Co-Simulationsansatzes. Durch die Verwendung einer Wahrscheinlichkeitsgleichung in Matlab und eines Gebäudemodells in IDA ICE war es möglich, simultane Simulationen durchzuführen und genaue Vorhersagen zum Verhalten der Nutzenden beim Öffnen von Fenstern zu treffen. Im Vergleich zur direkten Integration der stochastischen Modelle in ein Building Performance Simulation (BPS)-Programm bietet dieser Ansatz den Vorteil, dass er eine Grundlage für zukünftige Untersuchungen anderer nicht gebäudebezogener Variablen bildet. Um ein universell anwendbares Modell zu entwickeln, sind jedoch längere Überwachungszeiträume und Daten von verschiedenen Gebäudetypen erforderlich.

Hierbei wurde die Anwesenheit der Nutzenden nicht in den Entwicklungsprozess einbezogen. Es wird erwartet, dass die Leistung der stochastischen Modelle verbessert werden könnte, wenn diese Variable berücksichtigt wird.



Abbildung 17 Darstellung des Innenraums

Des Weiteren wurde die Platzierung der Sensoren als bedeutend für Studien solcher Art identifiziert. Eine nicht invasive Platzierung von Sensoren ermöglicht dabei eine realitätsnahe Ermittlung der relevanten Raumklimaparameter.

In zukünftigen Studien sollten längere Überwachungszeiträume und Daten von verschiedenen Gebäudetypen verwendet werden, um ein universell anwendbares Modell zu entwickeln. Des Weiteren sollte die Anwesenheitszeit der Nutzenden mit analysiert und in die Datenanalyse aufgenommen werden. Der Vergleich zwischen den Co-Simulationsergebnissen mit den Berechnungen nach EnEV als auch den erhobenen Messwerten zeigt die großen Vorteile dieses Ansatzes. Der ermittelte Endenergiebedarf liegt dabei von allen betrachteten Berechnungen am nächsten an den realen Messwerten. Für die gezielte und spezifische Optimierung von Gebäuden ist dies essenziell, da nur so projektspezifische Maßnahmen abgeleitet werden können. Insbesondere für den Einsatz bei bestehenden Gebäuden (z.B. bei Sanierungen) ist dieses Vorgehen von großer Bedeutung und ermöglicht somit eine Optimierung des Planungsprozesses.

Darüber hinaus bietet der präsentierte Co-Simulationsansatz weiteres Potenzial für die Kombination von maschinellem Lernen, Deep Learning und anderen Ansätzen zur Analyse und Modellierung des energierelevanten Verhaltens von Nutzenden in BPS-Programmen. Dies könnte den Anwendungsbereich von BPS-Programmen erweitern und eine genauere Simulation ermöglichen.

VI. Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Forschungsprojekt wurde ein stochastischer Ansatz entwickelt, um das Fensteröffnungsverhalten in Bürogebäuden vorherzusagen. Mit Hilfe der logistischen Regression basierte die stochastische Methodik auf überwachten Daten von zwei Jahren Monitoring. Alle möglichen thermischen, visuellen und akustischen Variablen, einschließlich des Schalldruckpegels, wurden gemessen. Die stochastischen Modelle berechneten die Wahrscheinlichkeit der Fensteröffnung, die über die Wahrscheinlichkeitsanpassung in ein deterministisches Signal umgewandelt wurde. Durch die Validierung und Kreuzvalidierung mit gemessenen Daten wurde die vorgeschlagene stochastische Methodik, die auf Messdaten basiert, als prädiktiv für den Zustand der Fensteröffnung in jedem überwachten Gebäude nachgewiesen. Dies zeigt eine potenziell universellere Anwendung dieses Ansatzes. Basierend auf den Ergebnissen haben die Variablen der Lufttemperatur, Luftqualitätsindex, CO₂-Konzentration und der Schalldruckpegel den größten Einfluss auf das Fensteröffnungsverhalten. Anschließend wurde ein Co-Simulationsansatz dargestellt. Der Co-Simulationsansatz mit IDA ICE und Matlab wurde als machbar erwiesen und bietet eine alternative Möglichkeit, die stochastische Methodik in der Praxis der Gebäudesimulation zu implementieren. Im Vergleich zu einer direkten Integration in ein BPS-Programm legt dieser Ansatz die Grundlage für zukünftige Untersuchungen anderer, nicht-designbezogener Variablen und für die Implementierung alternativer Methoden zur Vorhersage des menschlichen Verhaltens in ein BPS-Programm. In zukünftigen Studien sollten vertiefte Untersuchungen zum Einfluss des Schalldruckpegels auf das Fensteröffnungsverhalten durchgeführt werden. Darüber hinaus sollten weitere Anwendungen des vorgeschlagenen Co-Simulationsansatzes mit nicht-designbezogenen Variablen und alternativen Methoden wie maschinellem Lernen und Deep Learning durchgeführt werden. Dadurch kann der Umfang der Implementierung von Verhaltensmodellen der Bewohner zukünftig erweitert werden.

VII. Tabellenverzeichnis

Tabelle 1 Vergleich der untersuchten Messsysteme mit dem entwickelten Messsystem MoMeBo (Quelle: [12])	15
Tabelle 2 Vergleich der untersuchten Messsysteme mit dem entwickelten Messsystem MoMeBo	25

VIII. Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Skizze Projektidee des Büro- und Verwaltungsgebäudes AS-Bau Hof GmbH (Quelle: Lang Hugger Rampp GmbH)	11
Abbildung 2 Methodisches Vorgehen (in Anlehnung an [10])	12
Abbildung 3 Raumklimatisch untersuchte Räume im Erdgeschoss	13
Abbildung 4 Raumklimatisch untersuchte Räume im ersten Obergeschoss	13
Abbildung 5 Darstellung des Messkonzepts (eigene Darstellung)	14
Abbildung 6 Beispielhafte Darstellung wie das Messsystem (MoMeBo) am Arbeitsplatz eingesetzt wird	14
Abbildung 7 Schematische Darstellung des Algorithmus zur Änderung des Fensterzustandes (in Anlehnung an Quelle: [10])	18
Abbildung 8 Schematische Darstellung des Datenaustausches zwischen IDA ICE und Matlab (in Anlehnung an [10])	19
Abbildung 9 Endenergieverbräuche für die Jahre 2021 und 2022	20
Abbildung 10 Statistische Verteilung der Fensteröffnung	21
Abbildung 11 Darstellung der mittleren Über- und Unterschreitung der Lufttemperatur von 26 °C und 21 °C	22
Abbildung 12 Darstellung der mittleren Überschreitung der CO ₂ -Konzentration von 1.000 ppm und 1.500 ppm	23
Abbildung 13 Vergleich zwischen dem erhobenen Fensteröffnungszustand (a) und den vorhergesagten Fensterzustand (b) für den März 2022 und Box 3	25
Abbildung 14 Vergleich zwischen dem erhobenen Fensteröffnungszustand (a) und den vorhergesagten Fensterzustand (b) für den März 2022 und Box 5	26
Abbildung 15 Vergleich der Endenergiebedarfe anhand der Berechnung nach EnEV, den Messdaten und durchgeführten Simulationen	26
Abbildung 16 Ansicht der Außenfassade	27
Abbildung 17 Darstellung des Innenraums	29

IX. Literaturverzeichnis

- 1 United Nations Environment Programme (2022). 2022 Global Status Report for Buildings and Construction: Towards a Zero-emission, Efficient and Resilient Buildings and Construction Sector. Nairobi
- 2 <https://www.bmuv.de/gesetz/bundes-klimaschutzgesetz>
- 3 Energie-Agentur, D., Der dena-Gebäudereport...: Statistiken und Analysen zur Energieeffizienz im Gebäudebestand. Vol. Art.-Nr.: 9254. Chausseestraße 128 a, 10115 Berlin: Deutsche Energie-Agentur. Berlin. 2018.
- 4 Gesetz zur Einsparung von Energie und zur Nutzung erneuerbarer Energien zur Wärme- und Kälteerzeugung in Gebäude (Gebäudeenergiegesetz – GEG)
- 5 Hoes, P., et al., User behaviour in whole building simulation. Energy and buildings. 41(3). S. 295-302. 2009.
- 6 Giskes, B., The influence of occupant behaviour on the total energy consumption in offices. 2017.
- 7 C. M. Clevenger and J. Haymaker, "The Impact Of The Building Occupant On Energy Modeling Simulations," Jt. Int. Conf. Comput. Decis. Mak. Civ. Build. Eng., pp. 1-10, 2006.
- 8 Harter, H.; Meier-Dotzler, C.; Vollmer, M.; Lang, W.; Pfoh, S.: AS-Bau Hof GmbH – Eco+Office – Plusenergie und CO₂-Neutralität: Innovation. 2019
- 9 Zong, Chujun; Banihashemi, Farzan; Vollmer, Michael; Lang, Werner; "Implementation of occupant behaviour models for window control using co-simulation approach" BauSIM2022, 20. – 22. September in Weimar
- 10 Zong, Chujun; Implementation of a stochastic methodology to predict window opening behavior in a dynamic building simulation program, mediaTUM 2022
- 11 Pinter, Saskia; Kierdorf, Daniel; Vollmer, Michael; Banihashemi, Farzan; Harter, Hannes; Lang, Werner: Measuring Box for Indoor Climate and Thermal Comfort. 10 years of MSE: Energy Research in Bavaria, 2020
- 12 Pinter, Saskia; Empirische Untersuchungen zum thermischen Komfort in Hochschulgebäuden, mediaTUM 2020.



Impressum

Ansprechpartner bei der Technischen Universität München
und dem Bayerischen Bauindustrieverband:

Technische Universität München
School of Engineering and Design
Department of Architecture
Lehrstuhl für energieeffizientes und nachhaltiges Planen und Bauen

Autoren

Dr.-Ing. Michael Vollmer
michael.vollmer@tum.de
Tel.: +49 89 289-25754

Chujun Zong, M.Sc.
chujun.zong@tum.de
Tel.: +49 89 289-23955

Prof. Dr.-Ing. Werner Lang
sekretariat.enpb.bgu@tum.de
Tel.: +49 89 289-23990

Industriepartner

AS-Bau Hof GmbH
Stelzenhofstr. 28, 95032 Hof

<https://as-bau-hof.de/>

Abteilung Projektplattform Energie + Innovation

Dipl.-Ing. Sandro Haseloff
s.haseloff@ppe.tum.de
+49 89 289-28153

Abteilung Hochbau und Energie

Dipl.-Ing. (FH)/MBA & Eng. Werner Goller
w.goller@bauindustrie-bayern.de
+49 89 235003-41



Dank

Das Projekt wurde von der Bayerischen Bauwirtschaft gefördert.

Gestaltung

Dipl.-Des. (FH) Daniel Schwaiger

Herausgeber

Bayerischer Bauindustrieverband e.V. (BBIV)
Oberanger 32 | 80331 München
www.bauindustrie-bayern.de

Verlag

Technische Universität München
TUM School of Engineering and Design
Arcisstr. 21
80333 München
www.ed.tum.de, kommunikation@ed.tum.de

ISBN 978-3-948278-44-1
© BBIV, 1. Auflage, Januar 2024

