



# EINFLÜSSE UNTERSCHIEDLICHER EINGANGSDATEN AUF DIE QUARTIERSSIMULATION: UNTERSUCHUNG DER INTERAKTIONSEFFEKTE

Mara Geske, Conrad Völker

*Bauhaus-Universität Weimar, Deutschland, E-Mail: [mara.geske@uni-weimar.de](mailto:mara.geske@uni-weimar.de)*

## Kurzfassung

Vor dem Hintergrund des Klimawandels und begrenzter Energieressourcen wird es immer wichtiger, die energetischen Anforderungen und Bedarfe des Gebäudebestandes mit Hilfe energetischer Quartiersmodellierung zu analysieren und zu optimieren. Ziel dieser Studie ist es, die Auswirkungen verschiedener Eingangsparameter, wie z.B. die U-Werte der thermischen Gebäudehülle, und damit verbundener Unsicherheiten, wie beispielsweise eine eventuell bereits erfolgte energetische Sanierung, zu analysieren. Durch die Kombination der Analyse von Haupteffekten mit Interaktionseffekten wird die Reaktion des Modells auf seine Zielgröße, den Heizwärmebedarf, umfassend analysiert. Die Ergebnisse tragen zu einem besseren Verständnis von Unsicherheiten in den Eingangsdaten und den daraus resultierenden Interaktionen bei.

## Abstract

Due to climate change and limited energy resources it is becoming increasingly important to analyse and optimise the energy performance and the energy supply of the building stock using Urban Building Energy Modelling (UBEM). This study aims to analyse the effect of different input parameters, such as the u-value of the envelope, and associated uncertainties that may arise due to energy-efficient refurbishment. By combining the analysis of the total effects with the interaction effects, the response of the model is comprehensively analysed in its target variable, the heating demand. The findings contribute to increasing knowledge on the influence of uncertainties of input data and the resulting interaction effects on UBEM case studies.

## Einleitung

Um das Ziel der Klimaneutralität bis 2045 zu erreichen, ist eine zeitnahe Wärmewende notwendig. Diese Notwendigkeit wird durch aktuelle Gesetzesvorhaben unterstrichen (vgl. Wärmeplanungsgesetz). Grundlage solcher Planungen sind energetische Modelle und Simulationen auf

Quartiersebene, sogenannte Urban Building Energy Modelling (UBEM), die laut einer Übersichtsstudie von Malhotra et al. (2022) zu 95% nicht reproduzierbar sind. Ein Grund dafür sind lückenhafte Daten zum Gebäudebestand, weshalb 67% der Simulationen auf subjektiven Annahmen in Kombination mit Gebäudetypologien basieren (Malhotra et al., 2022).

In einer bereits durchgeführten Studie von Geske et al. (2023) wurde eine schrittweise Datenanreicherung eines Quartiersmodells durchgeführt. Darauf aufbauend wurde eine Unsicherheitsanalyse auf Basis der Modellgebäude der Deutschen Gebäudetypologie (Loga et al., 2015) durchgeführt. Die Datenanreicherung stellte hierbei unterschiedliche Informationsgehalte wie zum Beispiel Sanierungsstände und Gebäudenutzungen dar. Die Ergebnisse konnten die unterschiedlichen Haupteffekte der eingehenden Unsicherheiten auf die Zielgröße, den Heizwärmebedarf, erklären. Aufbauend auf diesen Erkenntnissen werden in der vorliegenden Studie die Interaktionseffekte untersucht, um die Reaktion der Zielgröße umfassender darzustellen.

Diese Analyse der Interaktionen ermöglicht ein besseres Verständnis der Fehlerfortpflanzung in der Quartierssimulation. Damit trägt diese Studie zu einem besseren Umgang mit Unsicherheiten und dem damit verbundenen Verständnis von Einflüssen im übergeordneten Kontext der Wärmewende dar.

Wie bereits einleitend erwähnt, wird aufgrund mangelnder Daten häufig auf subjektive Einschätzungen und/oder sogenannte Defaultwerte zurückgegriffen (Ahern & Norton, 2020). Es existieren verschiedene Ansätze zur Beschreibung der daraus resultierenden unterschiedlichen Qualität der Eingangsdaten, wie beispielsweise von Mathur et al. (2021). Allerdings hat sich bisher kein Schema etablieren können.

Vor dem Hintergrund der Wärmewende steigen die Anwendungsfälle energetischer Quartierssimulation mit unterschiedlichen Datenqualitäten und damit auch der Bedarf den Einfluss von Ungenauigkeiten der Eingangsdaten auf die energetische Quartiers-

modellierung besser zu verstehen. Der Einfluss der verschiedenen Eingangsdaten und ihren Unsicherheiten ist im Bereich des UBEM noch nicht umfassend analysiert worden.

Einzelne Studien haben sich dieser Thematik auf unterschiedliche Weisen genähert. Wie bei Mosteiro-Romero et al. (2017) erfolgt hierbei meist die Untersuchung des Einflusses der gesamtmöglichen Parameterbereiche und nicht der Einfluss durch die Ungenauigkeiten, welche bspw. aus der Verwendung typologiebasierter Angaben stammen. Die Einflüsse von Ungenauigkeiten wurden in den bisher erfolgten Studien insbesondere vor dem Hintergrund unterschiedlicher Modellierungsansätze analysiert, wie in einer Studie von Prata et al. (2022) mit dem Fokus auf den Einfluss der thermischen Zonierung. Die Übertragbarkeit dieser Erkenntnisse auf die Qualität der Modellierungsergebnisse im Rahmen der kommunalen Wärmeplanung in Deutschland ist bisher kaum möglich.

Um diese Forschungsfrage zu beantworten führten Geske et al. (2023) eine Unsicherheitsanalyse auf Basis einer schrittweisen Datenanreicherung fort. Der Fokus dieser Studie lag auf den Haupteffekten der als mit Unsicherheiten behafteten Parameter. Der Haupteffekt eines Parameters beschreibt den direkten Einfluss auf die abhängige Variable.

Um den Einfluss der Unsicherheiten der Eingangsdaten auf das Ergebnis einer energetischen Modellierung weitergehend zu analysieren ist es notwendig die Gesamtvarianz des Modelles zu betrachten. Neben den Haupteffekten gehen in diese weiterhin die Interaktionseffekte sowie die Fehlervarianz ein, siehe Abbildung 1. Vor dem Hintergrund der energetischen Quartierssimulation liegt beispielsweise eine Interaktion zwischen der energetischen Qualität der Gebäudehülle und dem Einfluss der Solltemperatur auf den Heizenergiebedarf vor. Mit zunehmender energetischer Qualität der Gebäudehülle nimmt dieser Einfluss ab.

Die Fehlervarianz beschreibt darüber hinaus die Varianz, die nicht auf die untersuchten Parameter zurückzuführen ist. Es kann sich hierbei entweder um zufällig bedingte Störeffekte oder um nicht untersuchte Variable, sogenannte Störvariable, handeln. Im Rahmen dieser Untersuchung werden zunächst die Haupteffekte aus der Unsicherheitsanalyse von Geske et al. (2023) dargestellt. Darauf aufbauend erfolgt die Analyse der



Abbildung 1: Zusammensetzung der Gesamtvarianz beschrieben für ein theoretisches Beispiel mit zwei Parametern (i und j)

Interaktionseffekte und eine abschließende Einordnung.

## Unsicherheitsanalyse

Die vorangegangene Studie von Geske et al. (2023) konzentrierte sich auf eine Unsicherheitsanalyse, die auf den Ergebnissen einer Case Study aufbauen. Diese Daten bilden die Grundlage für diese Studie und werden im Folgenden kurz dargestellt. Der Workflow der Unsicherheitsanalyse unterteilt sich in 4 Schritte, siehe Abbildung 2 und wird in dieser Struktur aufgegriffen.



Case study Abstraktion Simulation Auswertung

Abbildung 2: Workflow der Studie von Geske et al. (2023)

### Schritt 1: Case study

Zu Beginn der Untersuchung wurde am Beispiel der Innenstadt von Königsee, ein Quartier mit 299 Gebäuden im ländlichen Raum Thüringens eine schrittweise Datenanreicherung durchgeführt. Die Modellierung des Quartiers erfolgte mit der von Fonseca et al. (2015) entwickelten Software City Energy Analyst (CEA). Die folgende Abbildung 3 zeigt die fünf Anreicherungsschritte von reinen Defaultwerten zu einem immer angepassten Quartiersmodell.

Der simulierte Heizwärmebedarf sank mit jedem Anreicherungsschritt. Diese kontinuierliche Reduktion von insgesamt über 35% des Heizwärmebedarfs ist ein Effekt der worst-case Annahmen in den Defaultwerten. Die resultierenden Szenarien 0 bis 5 dienen als Grundlage zur ausreichenden Beschreibung der aufgezeigten Unsicherheiten, in Schritt 2: Abstraktion.

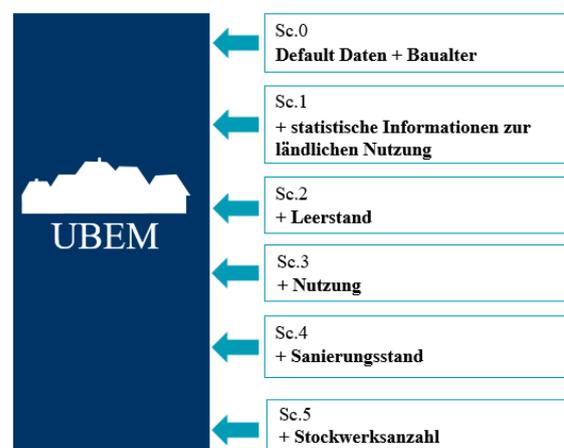


Abbildung 3: Darstellung der Anreicherungsschritte aus Geske et al. (2023)

## Schritt 2: Abstraktion

Nach der Simulation dieser sechs Szenarien wurden die betroffenen Inputparameter analysiert. Der Fokus hierbei lag auf dem Intervall der Schwankung (variation interval) sowie der Form der Verteilungsfunktion (probability density function auch als pdf abgekürzt).

Wie auch in der Studie von Prativiera et al. (2022) wurden dreieckige pdf verwendet. Zur mathematischen Beschreibung der pdf wurden einerseits die Grenzen des Intervalls (von  $X_{\min}$  bis  $X_{\max}$ ), wie auch die Lage des Maximalwertes innerhalb des Intervalls  $p_{\text{PEAK}}$  verwendet.

$$p_{\text{PEAK}} = \frac{X_{\text{PEAK}}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

$p_{\text{PEAK}}$  = Lage des Maximalwertes innerhalb des Intervalls

$X_{\text{PEAK}}$  = Wert des Maximalwertes

$X_{\max}$  = maximale Intervallgrenze

$X_{\min}$  = minimale Intervallgrenze

Insgesamt wurden 7 Parameter ermittelt, welche in der nachfolgenden Tabelle 1 aufgelistet sind. Bei diesen Parametern handelt es sich um zwei Parameter zur Beschreibung der Geometrie der Gebäude, drei Parameter zur Beschreibung der Eigenschaften der thermischen Hüllfläche und zwei Parameter zur Nutzung.

Tabelle 1: Parameter der Unsicherheitsanalyse aus Geske et al. (2023)

	PARAMETER	$p_{\text{PEAK}}$	INTERVALL
1	$\Delta$ STOCKWERKSANZAHL	0,52	-2,36 BIS 1,46
2	GESCHOSSHÖHE	0,5	2,5m BIS 4m
3	U-WERT FENSTER	0,5	$\pm 40$ %
4	LUFTDICHTHEIT	0,5	$\pm 40$ %
5	U-WERT WAND	0,5	$\pm 20$ %
6	BEHEIZTER ANTEIL	0,65	0,6 BIS 1
7	SETPOINT HEIZUNG	0,33	18°C BIS 24°C

## Schritt 3: Simulation

Für die Unsicherheitsanalyse wurde auf die Beispielgebäude der deutschen Gebäudetypologie von Loga et al. (2015) zurückgegriffen. Die Ein- (EFH) und Mehrfamilienhäuser (MFH) der Baualtersklassen A (<1859) bis L (> 2002) wurden als Musterquartier in der Software CEA (v.3.32.0) erstellt. Anschließend wurde eine statistische Unsicherheitsanalyse anhand der Erweiterung von Saltelli et al. (2010) der Methode von Sobol durchgeführt. Für die Programmierung wurde auf die Python-Bibliothek Salib von Usher et al. (2016) zurückgegriffen. In einem Preprocessing wurden die jeweiligen Parameterkonstellationen erstellt und für CEA als Simulationsdateien

vorbereitet. Anschließend folgte die automatisierte Simulation dieser 1.024 Simulationsdateien mit jeweils allen Gebäuden des Musterquartiers. Durch ein Postprocessing wurden die Heizwärmebedarfe ausgelesen und in Verbindung mit den Parameterkonstellationen ausgewertet.

## Schritt 4: Auswertung

Die Auswertung dieser Analyse konzentrierte sich auf die Haupteffekte  $S_1$  der betrachteten Unsicherheiten, siehe Abbildung 4. Der Haupteffekt oder auch direkte Effekt beschreibt den Einfluss eines Parameters  $x_1$  auf die Ausgabe des Modells, welcher ohne die Unsicherheit von  $x_1$  eliminiert ist.

$$S_1 = \frac{V(E(y|x_1))}{V(y)} \quad (2)$$

$S_1$  = Haupteffekt von Parameter 1;  $V(E(y|x_1))$  bedingte Varianz, des Effektes erster Ordnung von  $x_1$  auf  $y$ ;  $V(y)$  = Varianz ohne Effekt von  $x_1$

Bei der Auswertung der unterschiedlichen Baualtersklassen und Gebäudearten (EFH und MFH) fiel insbesondere auf, dass die beiden stärksten Einflüsse die energetische Qualität der thermischen Gebäudehülle sowie die Kubatur darstellen. Daraus ergibt sich besonders für die Mustergebäude der MFH eine große Streuung durch sich ändernde Kubaturen und dadurch resultierende A/V-Verhältnisse.

Für die Mustergebäude der EFH lassen sich durch weniger Änderungen an der Kubatur stärker die Effekte durch die zunehmende energetische Qualität der Gebäudehülle analysieren. Der Einfluss der Stockwerksanzahl und der Luftdichtheit nehmen mit einem älteren Baualter zu. Entgegengesetzt steigt der Einfluss des Setpoints der Heizung für jüngere Baualter. Für detailliertere Informationen wird auf die vorangegangene Studie von Geske et al. (2023) verwiesen.

## Analyse der Interaktionseffekte

Für die Analyse der Interaktionseffekte in diesem Konferenzbeitrag wurde ein beispielhaftes Mustergebäude aus der vorangegangenen Studie herausgegriffen. Dabei handelt es sich um das Mehrfamilienhauses der Baualtersklasse A, da dieses Mustergebäude die Ergebnisse mit den größten Konfidenzintervallen liefert.

Zu Beginn wurde die Zusammensetzung der Gesamtvarianz betrachtet um einschätzen zu können, wie groß der Anteil und damit auch der Einfluss der Interaktionseffekte ist, siehe Abbildung 4. Hierfür wurden die Haupteffekte von Geske et al. (2023) verwendet. Anschließend wurden die Interaktionseffekte  $S_{ij}$  entsprechend

$$S_{ij} = \frac{V(E(y|x_i, x_j)) - V(E(y|x_i)) - V(E(y|x_j))}{V(y)} \quad (3)$$

$S_{ij}$  = Interaktionseffekt von Parameter i auf Parameter j

berechnet. Dieser Wert beschreibt, dass eine Variable den Effekt einer anderen Variable auf eine gemeinsame abhängige Größe beeinflusst. Im vorliegenden Beispiel, kann man sich einen solchen Effekt vorstellen, in dem z.B. durch eine effizientere Gebäudehülle, der Einfluss der Nutzung auf den Heizenergiebedarf gesenkt wird. Die Fehlervarianz lässt sich darauf aufbauend, entsprechend Abbildung 1, errechnen, da alle anderen Größen bekannt sind.

Bei der Analyse der Zusammensetzung der Gesamtvarianz fällt auf, dass ein sehr großer Anteil von ca. 92% durch die Haupteffekte verursacht wird. Die Interaktionseffekte und die Fehlervarianz wirken mit einem kleinen Anteil von je ca. 4% auf die Gesamtvarianz ein. Insbesondere im Vergleich zu den drei Parametern mit den größten Haupteffekten, die jeweils mehr als 20% der Gesamtvarianz erklären, zeigt sich, dass die Interaktionseffekte bei vergleichbarer Datenlage keinen zusätzlichen signifikanten Einfluss haben.

Die Fehlervarianz kann in diesem vorgestellten Beispiel einerseits durch die Anzahl an Parametervariationen von 1.024 verursacht sein. Andererseits können sich in dieser Varianz Interaktionen mit nicht untersuchten Parametern wie durch Unsicherheiten aus den Nutzungsprofilen widerspiegeln.

Die Interaktionseffekte der Unsicherheiten sind nach dieser ersten Untersuchung mit ca. 4% als eher gering einzustufen. Allerdings hängt die Ausprägung stark von der Höhe der Unsicherheit ab. Im Fall größerer Unsicherheiten können sich diese Interaktionen auch einen stärkeren Einfluss zeigen. Eine mögliche Ursache für größere Unsicherheiten wäre die Simulation mit unbekanntem oder sehr unsicheren Baualtern, wie bei der Simulation auf Grundlage statistisch gemittelter Baualter.

Bei einer symmetrischen Verteilung von Unsicherheiten kommt es zusätzlich zu einem sich ausgleichenden Effekt über eine große Anzahl an Gebäuden. Daher ist ein deutlich größerer Effekt zu erwarten, wenn asymmetrische Unsicherheiten vorliegen, denn dann tritt kein ausgleichender Effekt ein. Dies kann beispielsweise der Fall sein, wenn über ein Quartier die Baualter bekannt sind aber keine Sanierungsstände.

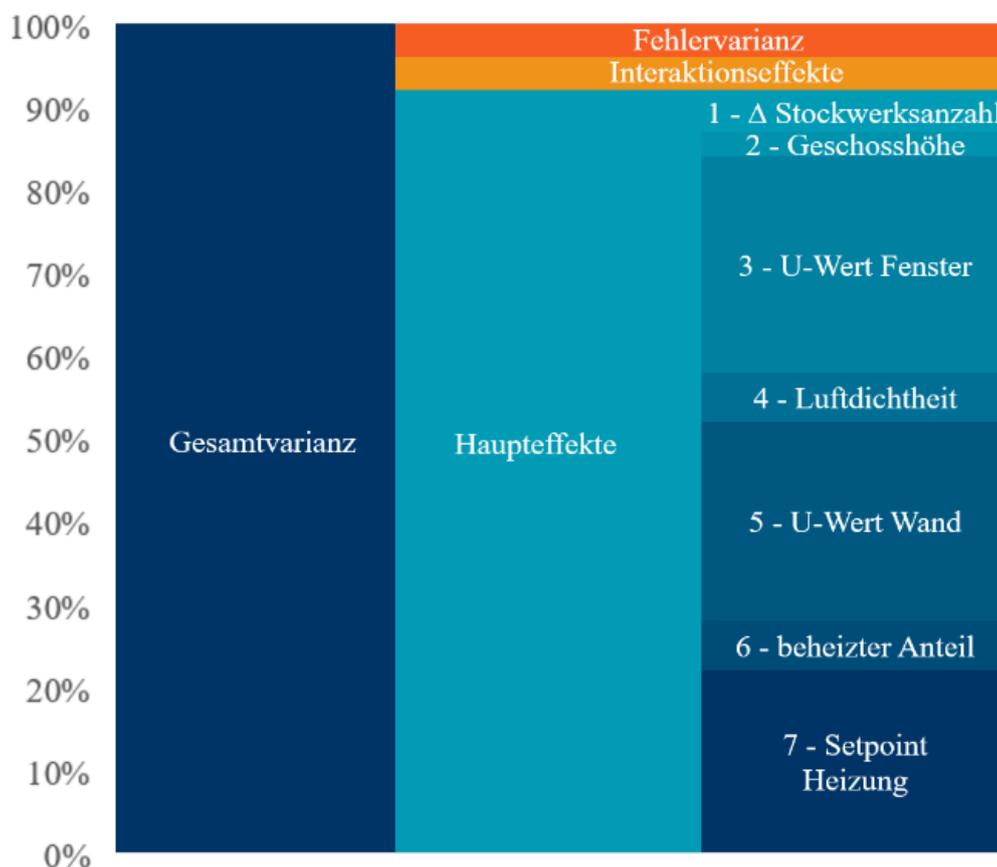


Abbildung 4: Zusammensetzung der Gesamtvarianz aus Haupteffekten, Interaktionseffekten und der Fehlervarianz für das Mustergebäude MFH A

In der nachfolgenden Abbildung 5 sind die Interaktionseffekte dargestellt. Ein negatives Vorzeichen weist in diesem Zusammenhang auf einen Einfluss von Parameter j auf Parameter i hin. Keiner der untersuchten Effekte fällt nur in einer Parameterkombination auf. Parameter 3 – U-Wert Fenster, 5 – U-Wert Wand und 7 – Setpoint Heizung verursachen die stärksten Interaktionen im Bereich von 0,2 % bis 0,4 % der Gesamtvarianz. Diese 3 Parameter zeichneten sich bereits durch die stärksten Haupteffekte aus. Der größte Interaktionseffekt, der im Rahmen dieser Studie aufgezeigt wurde ist  $S_{3,5}$  mit einem Anteil an der Gesamtvarianz von 0,39% (Interaktionseffekt von Parameter 3 – U-Wert Fenster auf 5 – U-Wert Wand). Insbesondere die 6 Interaktionseffekte im Bereich von -0,1% bis 0,1% der Gesamtvarianz zeigen Parameterkonstellationen auf, in denen kaum Interaktionseffekte bestehen.

### Zusammenfassung und Ausblick

Durch diese Studie kann ein erster Rückschluss auf die Interaktionseffekte in der Quartierssimulation gezogen werden. Anteilig an der Gesamtvarianz verursachen die untersuchten Interaktionseffekte nur einen kleinen Anteil von ca. 4%. Infolge dessen lässt sich aufzeigen, dass die Interaktionseffekte im Falle einer vergleichbaren Datengrundlage keinen zusätzlichen, wesentlichen Einfluss aufweisen. In dem

untersuchten Beispiel stellte sich heraus, dass die Fehlervarianz ungefähr genauso einflussreich wie die genauer analysierten Interaktionseffekte ist.

Zusätzlich bestätigen die Ergebnisse dieser Arbeit den verbreiteten Ansatz, dass sich Effekte aus Unsicherheiten bei einer großen Gebäudeanzahl gegenseitig ausgleichen. Zugleich zeigen sie auf, dass Unsicherheiten bei größeren Variationsintervallen und/oder asymmetrischen Auftretswahrscheinlichkeiten unbedingt analysiert werden sollten. Unter Berücksichtigung dieser Effekte ist es von großer Bedeutung Unsicherheiten mathematisch ausreichend zu beschreiben und im Kontext der energetischen Quartierssimulation als Mehrwert anzusehen. Durch diese Informationen können zu erwartende Schwankungen abgeschätzt werden und bei der Weiterverwendung der Simulationsergebnisse Berücksichtigung finden. Eine Möglichkeit hierfür wäre die probabilistische Simulation, welche besonders vor dem aktuellen Hintergrund anstehender kommunalen Wärmeplanung weiterverfolgt werden sollte. Im Zusammenspiel mit der Planung von Energieversorgungssystemen bietet das Wissen über zu erwartende Schwankungen einen deutlichen Mehrwert.

Abschließend lässt sich zusammenfassen, dass sowohl bei der vorangegangenen Analyse der Haupteffekte

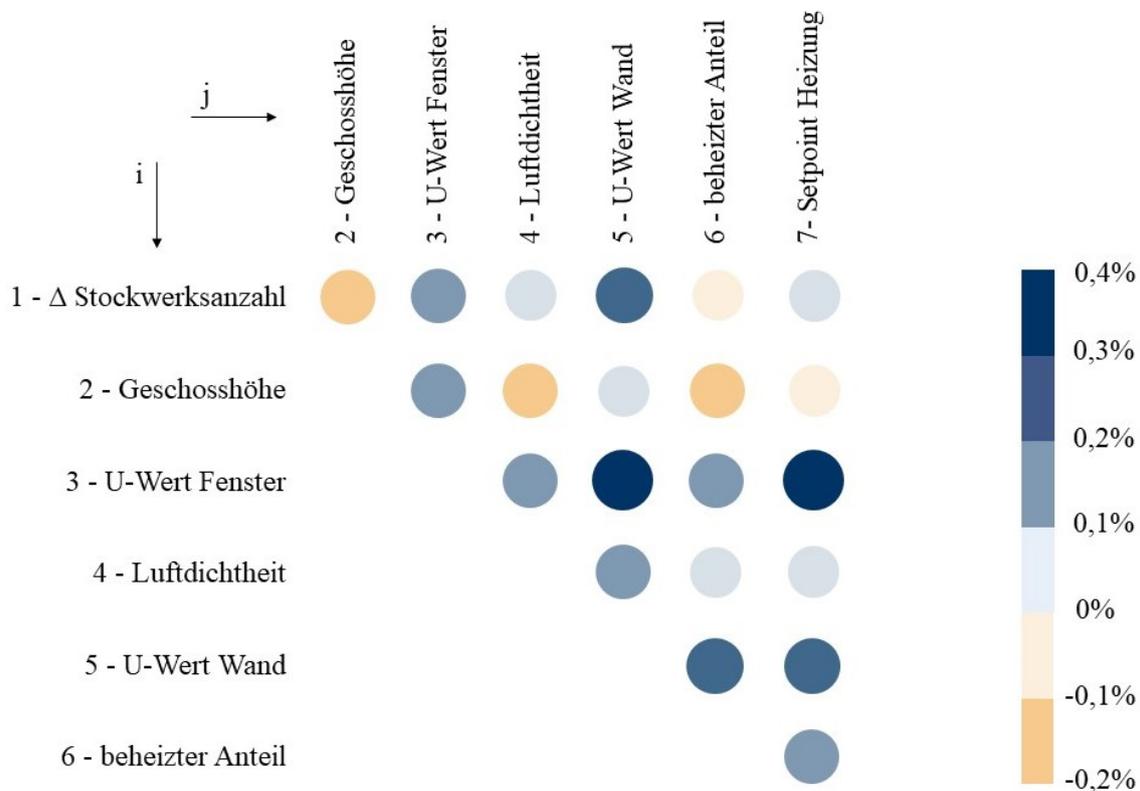


Abbildung 5: Matrix der Interaktionseffekte  $S_{ij}$  für der Analyse des Mustergebäudes MFH A, angegeben als prozentualer Anteil an der Gesamtvarianz

der einzelnen Parameter, als auch in dieser Untersuchung ein großes Risiko durch unbekanntes Sanierungsstände festgestellt wurde. Gegenwärtig entsteht diese Fehlerquelle durch eine Kombination aus schlechter Datenverfügbarkeit und fehlenden objektiven Methoden zur Datenerhebung. Insbesondere objektive Methoden zur Datenerhebung stellen ein großes Potential dar. Zugleich sollte versucht werden, an bestehende Daten anzuknüpfen und beispielsweise Methoden zur objektiv begründeten Verbesserung bestehender Datensätze zu entwickeln.

## Literatur

- Ahern, C.; Norton, B. 2020. Energy Performance Certification: Misassessment due to assuming default heat losses, *Energy and Buildings*, 10.1016/j.enbuild.2020.110229.
- Benz, A.; Geske, M.; Voelker, C., 2022. Machine learning for image-based recognition of building age for urban energy simulation - testing and validation on an exemplary city quarter. In: *Proceedings of BauSIM*, Weimar, Deutschland, September 2022.
- Fonseca, J.; Thomas, D.; Hsieh, S. et al. 2022. architecture-buildingsystems/cityenergyanalyst: v3.32.0. 10.1016/j.enbuild.2017.07.059.
- Geske, M.; Engels, M.; Benz, A. et al. 2023. Impact of Different Input Data on Urban Building Energy Modeling for the German Building Stock. In: *Proceedings of Building Simulation*, Shanghai, China, September 2023.
- Lange, T. 2021. Immobilien: Der Klimawandel als Herkulesaufgabe, docs.dpaq.de/17786-immobilien und klimawandel dzbank.pdf.
- Loga, T.; Stein, B.; Diefenbach, N. et al. 2015. Deutsche Wohngebäudetypologie: Beispielhafte Maßnahmen zur Verbesserung der Energieeffizienz von typischen Wohngebäuden; erarbeitet im Rahmen der EU-Projekte TABULA. Institut für Wohnen und Umwelt, Darmstadt.
- Malhotra, A.; Bischof, J.; Nichersu, A. et al. 2022. Information modelling for urban building energy simulation—A taxonomic review, *Building an Environment*, 10.1016/j.buildenv.2021.108552.
- Mathur, A.; Fennell, P.; Rawal, R. et al. 2021. Assessing a fit-for-purpose urban building energy modelling framework with reference to Ahmedabad. *Science and Technology for the Built Environment* 27 (8), 10.1080/23744731.2021.1941248.
- Mosteiro-Romero, M.; Fonseca, J. A.; Schlueter, A. 2017. Seasonal effects of input parameters in urban-scale building energy simulation. *Energy Procedia* 122, 10.1016/j.egypro.2017.07.459.
- Prataviera, E.; Vivian, J.; Lombardo, G.; Zarrella, A. 2022. Evaluation of the impact of input uncertainty on urban building energy simulations using uncertainty and sensitivity analysis. *Applied Energy* 311, 10.1016/j.apenergy.2022.118691.
- Saltelli, A.; Annoni, P.; Azzini, I. et al. 2010. Variance based sensitivity analysis of model output. design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications* 181 (2), 10.1016/j.cpc.2009.09.018.
- TLBG, 2022. Thüringer Landesamt für Bodenmanagement und Geoinformation - www.Geoportal-Th.de, Datenlizenz Deutschland Namensnennung 2.0 (dl-by-de/2.0) ©GDI-Th.
- Usher, W., Herman, J.; Whealton, C. et al. 2016. Salib/salib: Launch!, 10.5281/zenodo.160164.