

Kortum, Henrik et al.

**Article — Published Version**

## SECAI – Sustainable Heating through Edge-Cloud-based AI Systems

HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik

**Provided in Cooperation with:**

Springer Nature

*Suggested Citation:* Kortum, Henrik et al. (2023) : SECAI – Sustainable Heating through Edge-Cloud-based AI Systems, HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik, ISSN 2198-2775, Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, Wiesbaden, Vol. 60, Iss. 4, pp. 850-871, <https://doi.org/10.1365/s40702-023-00988-8>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/308568>

**Standard-Nutzungsbedingungen:**

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

**Terms of use:**

*Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.*

*You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.*

*If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.*



<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



# SECAI – Sustainable Heating through Edge-Cloud-based AI Systems

Henrik Kortum · Simon Hagen · Marian Eleks · Jonas Rebstadt · Florian Remark · Maximilian Lowin · Cristina Mihale Wilson · Birgid Eberhardt · Andree Roß · Dominik Maihöfner · Oliver Hinz · Oliver Thomas

Eingegangen: 27. Februar 2023 / Angenommen: 4. Mai 2023 / Online publiziert: 15. Juni 2023  
© Der/die Autor(en) 2023

**Zusammenfassung** Etwa 18 % der CO<sub>2</sub>-Emissionen in Deutschland entstehen durch die Beheizung, Kühlung und Warmwasserbereitstellung von Gebäuden, wobei mehr als 75 % der deutschen Haushalte fossile Brennstoffe wie Erdgas und Erdöl nutzen. Der in dieser Arbeit vorgestellte SECAI (Sustainable heating through Edge-Cloud-based Artificial Intelligence Systems)-Ansatz verfolgt das Ziel, die Heizungssteuerung in Mehrfamilienhäusern und damit den CO<sub>2</sub>-Verbrauch durch den Einsatz von Informationstechnologien zu reduzieren.

Der SECAI-Ansatz betrachtet dabei das gesamte Ökosystem bestehend aus Sensoren, Einzelraumregelungen, Zentralheizung, Mietenden und Vermietenden. Dabei wird der Heizbedarf von Privatwohnungen KI-basiert analysiert, um darauf aufbauend optimierte und abgestimmte Heizpläne für Gebäudekomplexe und Wohnun-

---

✉ Henrik Kortum · Simon Hagen · Jonas Rebstadt · Oliver Thomas  
Smart Enterprise Engineering, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz GmbH (DFKI), Parkstraße 40, 49080 Osnabrück, Deutschland  
E-Mail: henrik.kortum@dfki.de

Simon Hagen  
E-Mail: simon.hagen@dfki.de

Jonas Rebstadt  
E-Mail: jonas.rebstadt@strategion.de

Oliver Thomas  
E-Mail: oliver.thomas@dfki.de

Henrik Kortum · Marian Eleks · Jonas Rebstadt · Florian Remark  
Strategion GmbH, Albert-Einstein-Straße 1, 49076 Osnabrück, Deutschland

Marian Eleks  
E-Mail: marian.eleks@strategion.de

Florian Remark  
E-Mail: florian.remark@strategion.de

gen zu erstellen, die in der Lage sind, durch Edge-Cloud-Technologien, Sensorik und Federated Learning ad hoc und datenschutzkonform auf Änderungen im Nutzungsverhalten zu reagieren. Diese Informationen werden zudem für die KI-basierte Steuerung der zentralen Heizanlagen im Gebäude verwendet, in denen Wärme und Warmwasser für alle Wohnungen erzeugt wird. Hierfür betrachtet SECAI vier Ebenen. Diese reichen von Sensoren und Aktoren (Nano), über die Wohnung (Mikro) und das Gebäude (Meso) bis zu Gebäudekomplexen und gleichartigen Gebäuden (Makro) und stehen bei der Beheizung in starker Abhängigkeit zueinander. Rund um die SECAI-Lösung entsteht dabei ein komplexes Ökosystem in dem Mietende, die Wohnungswirtschaft, Heizungshersteller und Anbieter von IoT-Lösungen mit Produkten und Diensten in Interaktion treten.

**Schlüsselwörter** Nachhaltigkeit · Edge Computing · Cloud Computing · Künstliche Intelligenz · KI · Smart Living · Datenökosysteme

## SECAI – Sustainable Heating through Edge-Cloud-based AI Systems

**Abstract** Approximately 18% of CO<sub>2</sub> emissions in Germany are caused by the heating, cooling and hot water supply of buildings, with more than 75% of households using fossil fuels such as natural gas and oil. The SECAI (Sustainable heating through Edge-Cloud-based Artificial Intelligence Systems) approach presented in this paper aims to reduce heating control in multi-residential buildings, and thus CO<sub>2</sub> consumption, through the use of information technology.

---

Maximilian Lowin · Cristina Mihale Wilson · Oliver Hinz  
Professur für Wirtschaftsinformatik und Informationsmanagement,  
Fachbereich Wirtschaftswissenschaften, Goethe Universität Frankfurt,  
Theodor-W.-Adorno-Platz 4, 60323 Frankfurt am Main, Deutschland

Maximilian Lowin  
E-Mail: lowin@wiwi.uni-frankfurt.de

Cristina Mihale Wilson  
E-Mail: mihale-wilson@wiwi.uni-frankfurt.de

Oliver Hinz  
E-Mail: ohinz@wiwi.uni-frankfurt.de

Birgid Eberhardt  
GSW Gesellschaft für Siedlungs- und Wohnungsbau Baden-Württemberg mbH,  
Leopoldplatz 1, 72488 Sigmaringen, Deutschland  
E-Mail: b.eberhardt@gsw-sigmaringen.de

Andree Roß  
DBT Digital Building Technology GmbH & Co. KG, Weseler Straße 539, 48163 Münster,  
Deutschland  
E-Mail: a.ross@wibutler.com

Dominik Maihöfner  
Forschungsvereinigung Elektrotechnik beim ZVEI e. V., Lyoner Straße 9, 60528 Frankfurt am Main,  
Deutschland  
E-Mail: dominik.maihofner@fe-zvei.org

The SECAI approach considers the entire ecosystem consisting of sensors, individual room controls, central heating, tenants and landlords. This involves an AI-based analysis of the heating requirements of private apartments, based on which optimized and coordinated heating plans can be created for building complexes. Edge cloud technologies, sensor technology and federated learning enable these plans to react ad hoc and in compliance with data protection regulations to changes in usage behavior. The information is also used for AI-based control of the central heating systems within the building, where heating and hot water are generated for all apartments. For this purpose, SECAI considers four layers. These range from sensors and actuators (nano), to the apartment (micro), to the building (meso), to building complexes and same-type buildings (macro), and are highly interdependent. A complex ecosystem is being created around the SECAI solution in which tenants, the housing industry, heating manufacturers and providers of IoT solutions interact with products and services.

**Keywords** Sustainability · Edge computing · Cloud computing · Artificial intelligence · AI · Smart living · Data ecosystems

## 1 Einleitung

Dem täglichen Heizverhalten deutscher Haushalte kommt vor dem Hintergrund des Klimawandels eine zentrale Bedeutung zu. Über 75 % der Wohnungen in Deutschland greifen zum Heizen auf die fossilen Brennstoffe Erdgas und Erdöl zurück (BDEW 2022), so entstehen durch die Beheizung und Kühlung von Gebäuden sowie die Warmwasserbereitstellung ca. 18 % aller CO<sub>2</sub>-Emissionen in Deutschland (BDEW 2021). Die mit dem Krieg Russlands gegen die Ukraine einhergehende Diskussion zu Energieversorgungssicherheit und steigenden Öl- und Gaspreise zeigt zusätzlichen Handlungsbedarf auf, den Energieverbrauch nachhaltig zu reduzieren.

In der aktuell vorherrschenden, durch Inflation und steigende Preise geprägten Wirtschaftslage sind daher Heizlösungen gefragt, die allen Mietenden helfen Heizkosten einzusparen. Insbesondere wirtschaftlich schwächere Bevölkerungsschichten, die häufiger in energetisch nicht-sanierten Gebäuden wohnen (Hentschel und Hopfenmüller 2014), sind auf schnelle, kostengünstige Lösungen angewiesen. Klassische Ansätze wie eine vollständige energetische Gebäudesanierung, durch die Installation von Dämmung oder der Einbau von Wärmepumpen sind zu langsam, kostenintensiv (tagesschau.de 2023) und nicht skalierbar.

Der Einsatz moderner Technologien, die in Gebäuden nachträglich eingebaut werden können (Retrofitting), birgt hingegen das Potenzial, um kostengünstige und skalierbare Lösungen für den Massenmarkt bereitzustellen. Frühere Analysen zeigen, dass durch den Einsatz von Einzelraumregelungssystemen mit selbstlernenden Algorithmen für die automatische Erstellung energieeffizienter Heizprofile Energieeinsparpotentiale von bis zu 30 % möglich sind (Green with IT 2020). Aktuelle Marktlösungen in Form sog. „Smarter Thermostate“ sind jedoch nicht selbstlernend (Kleiminger et al. 2014). Dadurch bleibt ein Großteil der möglichen Einsparpotentiale aktuell ungenutzt. Weitere Einsparpotentiale entgehen, weil aktuelle Retrofitting-

Lösungen in Isolation voneinander arbeiten. So werden Interdependenzen zwischen den Wohnungen eines Mehrfamilienhauses und Abhängigkeiten zu der zentralen Heizungssteuerung häufig außer Acht gelassen. Darüber hinaus wird in gängigen Lösungen die Rolle des Nutzerverhaltens vernachlässigt (Pallotta et al. 2008; Grinewitschus 2021; Laskari et al. 2022). Dies ist nachteilig, denn Verhaltensänderungen haben ein hohes Energieeinsparpotenzial (Masoso und Grobler 2010; Grinewitschus 2021; Alanne und Sierla 2022). Das Potenzial ergibt sich daraus, dass Individuen häufig Heizenergie verschwenden, ohne es zu wissen – z. B. durch manuelle Nachjustierung der Thermostate, um kurzfristig den gerade gewünschten Wärmekomfort zu erreichen. Weitere Energieeinsparpotentiale ergeben sich durch eine breite Akzeptanz, Adoption und Nutzung technologiebasierter Systeme für optimiertes Heizen. Um dies zu erreichen, ist eine Einbeziehung der Nutzenden durch die Erhebung von Anforderungen und Präferenzen unerlässlich. Um ein maximal ressourceneffizientes Heizen zu ermöglichen, gilt es intelligente, technologische Lösungen zu entwickeln, die die Nutzenden und ihre Bedürfnisse in das Zentrum stellen und durch Aufklärung Verhaltensänderungen anstoßen können (Grinewitschus 2021).

Der in dieser Arbeit vorgestellte SECAI-Ansatz verfolgt dieses Ziel und realisiert nachhaltiges, ressourcenschonendes Heizen durch Edge-Cloud-basierte KI-Systeme unter Berücksichtigung der Mietenden als wichtige Akteursgruppe. Nachhaltiges Heizen bezieht sich auf die Verwendung von Heizmethoden und -systemen, die umweltfreundlicher und ressourcenschonender und damit langfristig nachhaltig sind. Im Kern geht es darum, den Energieverbrauch und so die damit verbundenen Umweltauswirkungen zu reduzieren (Lun und Tung 2020). Zu diesem Zweck sollen einerseits Einsparungen von Energie auf der Nachfrageseite erreicht werden und andererseits die Heizenergieeffizienz ganzheitlich gesteigert werden. Die Reduzierungen auf der Nachfrageseite fokussiert die Schnittstelle zu Mietenden und einzelne Wohneinheiten. Die Reduzierung des Heizenergieverbrauchs aus ganzheitlicher Sicht stellt die Optimierung des Heizverbrauchs im Gesamtgebäude und in Gebäudeanlagen in den Vordergrund.

Um dieses ganzheitliche Verständnis von nachhaltigem Heizen zu realisieren, werden durch den SECAI-Ansatz vier Ebenen betrachtet: Sensoren in einer Wohnung (Nano-Ebene), die Gesamtheit der Wohnung (Mikro-Ebene), das Gebäude (Meso-Ebene), und ganze Gebäudekomplexe und Bestände (Makro-Ebene). Die Sensoren und Aktoren auf der Nano-Ebene erfassen Zustände und agieren steuernd, um die gelernten Heizprofile zu bedienen. Auf der Mikro-Ebene werden die Input-Daten der einzelnen Sensoren für eine Wohnung verdichtet und ein lokales KI-Modell für die Optimierung des Heizbedarfs dieser Wohnung trainiert. An der Schnittstelle zwischen der Mikro- und Meso-Ebene müssen die Daten einer Wohnung unter Einbezug der anderen Wohnungen und Etagen datenschutzkonform konsolidiert und analysiert werden, um beispielweise Abwärmeeffekte zu berücksichtigen und eine Optimierung der Zentralheizungssteuerung vorzunehmen. Auf der Makro-Ebene erfolgt dann die Generalisierung der gewonnenen Erkenntnisse, um die KI-Modelle für einzelne Gebäude auf die Gebäudebestände der Wohnungswirtschaftsunternehmen zu übertragen.

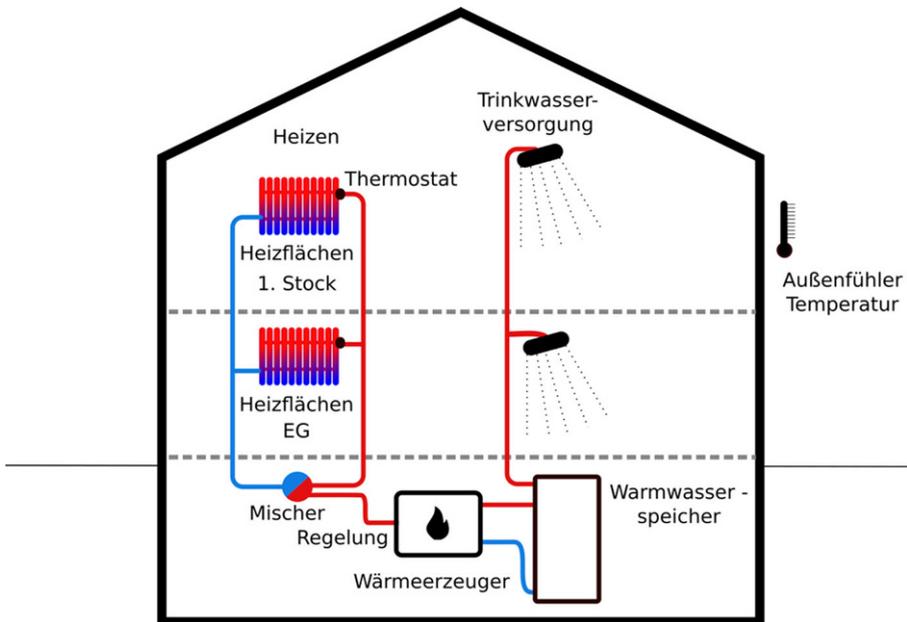
Basis für die zuvor beschriebenen Heizenergieoptimierungsmaßnahmen sind die Daten aus den Wohnungen der Mietenden. Entsprechend sind hohe Standards beim

Datenschutz sowie der Souveränität der Bewohnenden durch das System sicherzustellen; die Entwicklung des Systems sollte auf dem Grundsatz der Vertrauenswürdigkeit erfolgen (Kortum et al. 2022b). Deshalb setzt der SECAI-Ansatz auf Edge-Computing und Federated-Learning. Das Edge Computing bezieht sich auf ein Datenverarbeitungsmodell, bei dem die Daten nicht über das Netzwerk an zentrale Server gesendet, sondern an dezentralen Standorten (z. B. auf einem Sensor) direkt verarbeitet werden. Federated Learning ist ein maschinelles Lernverfahren, bei dem ein Modell auf dezentralisierten Datenquellen, auf verteilten Geräten trainiert wird. Die Aggregation der Modelle erfolgt lediglich auf Ebene der Modellparameter, nicht aber auf Ebene der Rohdaten. Die so konsolidierten KI-Modelle werden anschließend auf die Edge zurückgespielt und betrieben, ohne dass die Rohdaten der Nutzenden den geschützten Bereich der eigenen Wohnung verlassen mussten. Der durch SECAI verfolgte Ansatz, sensible Daten durch eine Kombination aus Edge-Cloud-Technologien und Federated Learning durch KI zu verarbeiten und in menschenzentrierte Interaktionssysteme zu integrieren, lässt sich auf andere Anwendungsfelder übertragen, wodurch dieser auch für andere Anwendungsdomänen von Relevanz sein kann.

Der Beitrag gliedert sich in fünf Abschnitte: Der nachfolgende Abschnitt 2 gibt einen Überblick über bestehende Lösungsansätze. Anschließend erfolgt in Abschnitt 3 die Vorstellung unseres SECAI-Ansatzes sowohl aus technischer und sozio-ökonomischer Sicht. Darauf aufbauend werden in Abschnitt 4 potenzielle Herausforderungen und Mehrwerte des SECAI-Ansatzes aus Perspektive der verschiedenen Stakeholder-Gruppen analysiert. Abschließend wird in Abschnitt 5 ein Fazit gezogen und ein Ausblick auf die nächsten Schritte der Lösungsentwicklung gegeben.

## 2 Aktuelle Lösungsansätze

Eine Heizungsanlage funktioniert durch das Zusammenwirken verschiedener Komponenten mit dem Ziel einer Nutzungseinheit (bspw. Gebäude, Haus oder Wohnung) die benötigte Wärme für das Heizen und meist auch für die Trinkwasserversorgung bereitzustellen. Zu den Komponenten moderner Systeme zählen dabei u. a. der Wärmeerzeuger, eine Regelung, eine Wärmeverteilung und Heizflächen (bspw. Radiatoren). Der Wärmeerzeuger ist das zentrale Element einer Heizungsanlage und wandelt Brennstoffe in Wärme um. Dabei hat die Heizungsregelung die Aufgabe, die Menge des benötigten Wärmebedarfs zu berechnen. Die Wärmeenergie des Wärmeerzeugers muss zu den Heizflächen transportiert werden, was der Aufgabe der Wärmeverteilung entspricht. Die Heizflächen geben dann die erforderliche Wärmeenergie in den Raum ab (z. B. Heizkörper via Konvektion oder Flächenheizung via Strahlung). Wärmeerzeugung und Wärmeverteilung werden in der Regel witterungsgeführt geregelt. Das bedeutet, dass die aktuelle Außentemperatur die primäre Einflussgröße für die Energiebereitstellung ist. Dabei erhält der Wärmeerzeuger durch die Heizungsregelung eine Sollwertvorgabe für die Vorlauftemperatur, was einen unmittelbaren Einfluss auf die zu produzierende Wärmemenge hat. Die Heizungsregelung wird durch die Anwendung einer Heizkurve an die baulichen und physikalischen Eigenschaften der Nutzungseinheit angepasst, da sonst die Gefahr besteht, dass vom



**Abb. 1** Heizkomponenten in Wohnumgebungen

Wärmerezeuger entweder zu wenig oder zu viel Energie produziert wird (heizung.de 2023).

Der tatsächlich vorliegende Bedarf der Nutzungseinheit wird dabei jedoch nicht direkt berücksichtigt oder rückgekoppelt. Nutzungseinheiten werden zumeist mit einer analogen Thermostatregelung ausgestattet, welche die Wärmeübergabe in der Nutzungseinheit selbst regulieren, jedoch keine Bedarfsübermittlung an eben jene zentrale Wärmerezeugung und -verteilung vornehmen kann. Thermostate steuern somit die Raumtemperatur nur durch das Zusammenwirken von Temperaturfühler (Temperaturmessung) und Ventil (Durchflussmenge des Wärmeträgers durch die Heizfläche). Ein Abgleich zwischen Bereitstellung und Bedarf findet somit nicht statt, wodurch in der Folge unnötige Wärmebereitstellungsverluste entstehen bzw. die Heizanlage weder wirtschaftlich (Kosten) noch ökologisch ( $\text{CO}_2$ -Emissionen, Brennstoffmenge, Energieverbrauch bei Wärmepumpen etc.) effizient genutzt wird. Abb. 1 fasst die wichtigsten Heizkomponenten in Wohnumgebungen exemplarisch zusammen.

Um den Heizverbrauch zu optimieren, muss zusätzlich zur Energieeffizienz das Komfortbefinden der Bewohnenden einbezogen werden (Merabet et al. 2021). Das Komfortbefinden wird oft als Abweichung zu einem bestimmten Sollwert definiert (Gupta et al. 2021). Herkömmliche Lösungen vernachlässigen dabei allerdings oft sich ändernde Nutzungspräferenzen oder Umgebungsänderungen (Gupta et al. 2021). Um das Heizverhalten intelligenter zu gestalten, bedienen sich gegenwärtige Forschungsarbeiten vermehrt Künstlicher Intelligenz und setzen zudem auf die Verwendung von Sensoren (Merabet et al. 2021). Die jeweiligen Ziele dieser Arbeiten

variieren stark. Sie thematisieren bspw. die Reduzierung des aggregierten Energiekonsums zur Glättung von Nachfragespitzen oder die Integration des aktuellen Gas- oder CO<sub>2</sub>-Preises mit Echtzeitverarbeitung für die Erhöhung der Bewohnerproduktivität (Zhang et al. 2013; Rocha et al. 2015; Gupta et al. 2021).

Aktuelle Marktlösungen für intelligentes Heizen im Endkundensegment setzen insbesondere auf eine Energieverbrauchsreduktion durch den Einsatz sogenannter smarter Thermostate. Dabei werden Thermostate mit einer elektrischen Steuerung versehen, sodass diese bedarfsgerechter konfiguriert werden können. Hersteller bringen bedienungsfreundliche Steuerungselemente auf den Markt, die einfach zu installieren sind und zum Teil semi-intelligente Funktionen wie die Erkennung von geöffneten Fenstern integriert haben. Einige Produkte verfügen bereits über komplexere Funktionalitäten wie z.B. eine Abwesenheits- und Aktivitätenerkennung. Diese Funktionen spielen auch eine wichtige Rolle bei der Einbeziehung von Kontextinformationen (Merabet et al. 2021). Aktuelle Marktlösungen fokussieren jedoch lediglich dezidierte Wohneinheiten und verfügen nicht über eine Edge-Cloud-Funktionalität, wodurch eine ganzheitliche Optimierung der Gebäude unterbleibt. Darüber hinaus setzt ein Großteil der smarten Thermostate nicht auf Maschinelles Lernen und kann daher nicht als selbstlernend, sondern maximal als statisch regelbasiert bezeichnet werden. Bei bestehenden, intelligenten Heizlösungen, welche Daten zur Verarbeitung durch KI erfassen, werden diese oft in Cloud-Lösungen außerhalb des europäischen Raums verarbeitet. Somit ist nicht sichergestellt, dass die Privatsphäre der Mietenden gewahrt wird. Damit einhergehende Sicherheitsbedenken stellen ein wesentliches Hindernis dar, ebensolche Lösungen in private Wohnumgebungen einzubauen (King und Perry 2017). Daher ist es erforderlich, dass intelligente Heizlösungen mit einem Fokus auf die Wahrung der Privatsphäre gestaltet werden (Jia et al. 2018). Ebenfalls vernachlässigen aktuelle KI-basierte Heizlösungen meist den Einbezug der Bewohnenden – insbesondere im Falle mehrerer Personen mit unterschiedlichen Präferenzen – sowie die Interdependenz zwischen Energieeffizienz und Komfort (Merabet et al. 2021).

### 3 Das SECAI-Konzept

#### 3.1 Etablierung eines Ökosystems für intelligentes Heizen

Die aktuell am Markt verfügbaren Lösungen für die Temperatur- oder Heizungssteuerung greifen zu kurz, um bei gleichbleibendem oder steigendem Komfort den Energieverbrauch signifikant zu verringern und damit zu einem nachhaltigeren Umgang von Ressourcen beizutragen. Die größte Herausforderung liegt dabei in der gesamtheitlichen sozio-technischen Betrachtung aller Akteure und Komponenten, die an der Erzeugung von Wärme und Warmwasser beteiligt sind. Wie im vorigen Kapitel dargestellt, ist es nicht ausreichend, lediglich die Raumtemperatur über Änderungen am Heizkörperthermostat anzupassen. Vielmehr müssen an allen Stellen der Wärmeerzeugung und des Wärmetransports diese Änderungen bekannt sein und in entsprechende Anpassungen übersetzt werden.

Um dies sicherzustellen, sieht das SECAI-Konzept vor, von der Entwicklung über die Einführung bis zur Nutzung alle beteiligten Akteure einzubinden. Das inkludiert die Mietenden bzw. Bewohnenden der Immobilien. Sie sind die primäre Zielgruppe des SECAI-Systems, interagieren regelmäßig damit, tragen durch die Bereitstellung von Daten zur Anpassung der KI-Modelle an die eigenen Bedürfnisse bei und profitieren von sinkenden Energiekosten bei gleichbleibendem oder steigendem Komfort. Die Schnittstelle zu den Mietenden stellt die Wohnungswirtschaft dar. Diese ist für die Umsetzung gesetzlicher Vorschriften verantwortlich, meist erste Ansprechpartnerin bei Problemen und in der Regel für Abrechnungen sowie den Betrieb der Heizungsanlage im Gebäude zuständig. Weiterhin müssen Herstellende und Liefernde von Produkten involviert werden. Von der Heizungsanlage über Sensorik, Aktorik und die IT-Hardware (bspw. Gateways) stellen sie die notwendigen Geräte bereit und deren Betrieb sicher. Abschließend sind die Anbietenden von digitalen Services zu nennen, welche die Implementierung der notwendigen Software und KI-Modelle einerseits und die Installation und Wartung andererseits einbringen. Akteure können dabei in mehreren Rollen auftreten, grundsätzlich ist die Zusammenarbeit dabei auf drei Ebenen zu sehen: Organisatorisch, betriebswirtschaftlich und technisch. Organisatorisch durch ganzheitliche Vorgehensweisen und einen engen und regelmäßigen Austausch, betriebswirtschaftlich im Sinne von Geschäftsmodellen für Unternehmen bzw. zusätzlichem Nutzen für die Anwender sowie technisch durch die Integration aller physischen und immateriellen Komponenten (Produkte und Dienstleistungen), wie im nächsten Abschnitt näher erläutert wird.

### 3.2 SECAI – technische Sicht

Um den Verbrauch fossiler Energieträger in Mehrfamilienhäusern zu reduzieren, muss die SECAI-Architektur alle relevanten Ebenen und deren Abhängigkeiten berücksichtigen. Zur Benennung der insgesamt vier Ebenen wird folgende Namenskonventionen verwendet:

- **Nano:** Die kleinste Einheit bezeichnen Sensoren und Aktoren in den Räumen der Wohnung. Sie dienen der Erhebung von Daten bzw. zur Steuerung von Geräten.
- **Mikro:** Alle in einer Wohnung enthaltenen Geräte bilden zusammen die Mikro-Ebene. Mit Hilfe eines sog. Gateways werden hier alle Daten der Wohnung aggregiert und für die Berechnung lokaler, für die Wohnung gültiger KI-Modellen verwendet. Ebenfalls erfolgt auf dieser Ebene eine Anreicherung um externe Informationen wie z. B. Sonneneinstrahlung.
- **Meso:** Beschreibt die Gesamtheit eines Gebäudes und bündelt die KI-Modelle der Mikro-Ebene zu einem für das Gebäude passendem Gesamtmodell. Hierdurch können bspw. zentrale Einheiten des Gebäudes, wie die Heizungsanlage, justiert werden. Auch erfolgt auf dieser Ebene eine Anreicherung um externe Daten wie z. B. Wettervorhersagen.
- **Makro:** Die größte Einheit beschreibt einen Gebäudebestand oder geografisch zusammenhängenden Komplex, welcher ähnlichen externen Faktoren wie dem Wetter und Bauweise unterliegen. In der SECAI-Architektur stellt die Makro-Ebene

die höchste Betrachtungsebene, die wiederum die KI-Modelle der Meso-Ebene zusammenführt.

Auf der Nano- und Mikro-Ebene interagiert das System mit den Anwendenden, bspw. an den IoT-Geräten oder über Interfaces wie Apps. Diese Ebenen sind aus technischer Perspektive als „Edge“ zu bezeichnen, da die Sammlung von Daten und Berechnung der KI-Modellen zunächst ohne Verbindung zum Internet möglich ist (siehe Abschnitt: 3.2.1 Edge-Cloud-Architektur). Im Gegensatz dazu ist die Makro-Ebene lediglich virtuell, also in der „Cloud“, abzubilden. Sie setzt sich aus mehreren Gebäuden zusammen und hat damit keine eindeutige Repräsentanz in einem Gerät (siehe Abschnitt: 3.2.1 Edge-Cloud-Architektur). Die Meso-Ebene kann sowohl lokal, bspw. bei Installation eines „Gebäude-Gateways“ („Edge“) im Heizungsraum, als auch virtuell („Cloud“) repräsentiert werden. Durch die Verbindung von Edge-Geräten und Cloud-Diensten können bisher schwer vereinbare Aspekte wie Datenschutz (durch die lokale Verarbeitung und Berechnung) einerseits sowie Skalierbarkeit und Performance in der Cloud andererseits genutzt werden (siehe Abschnitt: 3.2.1 Edge-Cloud-Architektur). Verfahren des Federated Machine Learning setzen genau an dieser Stelle an und bieten Methoden, um KI-Modelle der einzelnen Ebenen zu generischen Modellen zusammenzuführen (siehe linke Seite von Abb. 2) und zudem Erkenntnisse der höheren Ebenen wieder in die darunterliegenden einfließen zu lassen (siehe rechte Seite von Abb. 2). Durch diese Rückkopplung können alle von den allgemeingültig identifizierten Regeln profitieren und diese in die sozialen Aspekte der Architektur einfließen, bspw. das Nudging (siehe Abschnitt: 3.3.2 Nachhaltige Verhaltensänderung durch passende Anreizmechanismen).

### 3.2.1 Edge-Cloud-Architektur

Für die technische Realisierung setzt der SECAI-Ansatz auf eine Edge-Cloud-Architektur, die nachfolgend näher beschrieben wird.

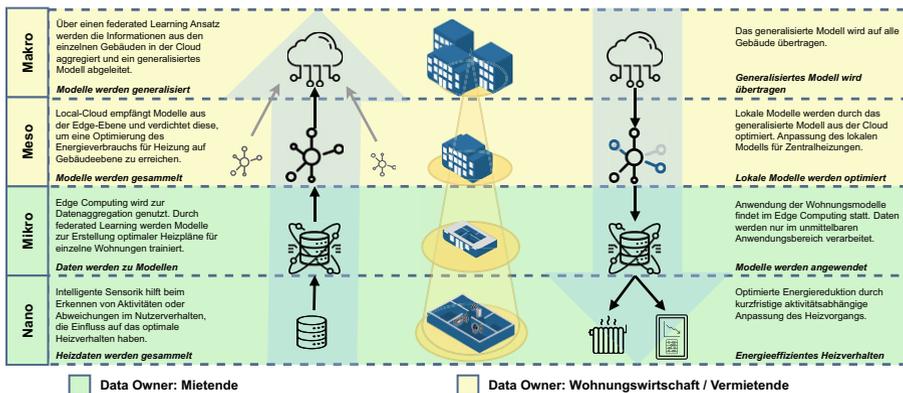


Abb. 2 Die SECAI-Architektur

**Edge Computing** Als Edge Computing wird die dezentrale Datenverarbeitung am Rande („Edge“) eines Netzwerks auf lokaler Hardware und in unmittelbarer Nähe der Datenquelle bezeichnet (Khan et al. 2019). Die möglichen Aufgaben, aber auch die Komplexität eines Edge-Systems, hängen dabei von der technologischen Basis (Rechen- und Speicherkapazität) sowie von den Anforderungen und Restriktionen des Gesamtsystems (Reaktionszeiten, Sicherheit und Bandbreiten) ab. Die bei Edge-Systemen dezentral verarbeiteten Daten können jedoch auch über die eigenen Systemgrenzen hinaus für anschließende Verarbeitungsschritte mithilfe verschiedener Kommunikationsprotokolle an weitere Netzwerkkomponenten übergeben werden. Starkes Wachstum hat das Edge Computing durch die rasante Entwicklung von IoT-Geräten erfahren (Naveen und Kounte 2019). Wie andere Technologiebereiche hat auch diese Technologie unterschiedliche, vom Einsatzzweck und vielen weiteren Faktoren abhängige, individuelle Vor- und Nachteile. Der zentrale Vorteil in Bezug auf den Systemkontext des SECAI-Ansatzes ist das lokale Verbleiben schützenswerter Daten. Weiterhin fördert das Edge Computing im Kontext des SECAI-Ansatzes die Resilienz des Systems, da das System bei temporären Verbindungsabbrüchen zur Cloud funktionsfähig bleibt. Allerdings entstehen für die Erreichung der Datensicherheit und der „Edge-Autonomie“ auch Anforderungen an das Edge System. So ist z. B. sicherzustellen, dass die lokal erfassten und verarbeiteten Daten auch lokal ausreichend vor unbefugtem Zugriff gesichert sind und die Autonomie des Systems aufrechterhalten bleibt. Weitere Herausforderungen für den SECAI-Ansatz ergeben sich hinsichtlich der beschränkten Rechen- und Speicherkapazitäten der Edge-Geräte, die z. B. die Möglichkeiten eines KI-Trainings auf dem Edge-Device limitieren.

**Cloud Computing** Cloud Computing umfasst die bedarfsabhängige Bereitstellung unterschiedlicher IT-Ressourcen über das Internet. Dabei stehen fünf zentrale Elemente im Vordergrund:

1. die Möglichkeit der automatisierten, on-demand Bereitstellung von Ressourcen
2. die Verfügbarkeit über Netzwerkstrukturen wie das Internet
3. die Bündelung von Ressourcen beim Service Provider
4. flexible Skalierbarkeit durch die Nutzenden und
5. die bedarfsgerechte Abrechnung der genutzten Ressourcen (Dillon et al. 2010).  
Die Spanne an IT-Ressourcen reicht hierbei von Anwendungen, Rechenleistung, Datenspeicherung bis zu Dienstleistungen eines Rechenzentrums.

Das rechenintensive Training globaler KI-Modelle sowie die Bereitstellung zentraler Services wird in der SECAI-Architektur in der Cloud abgebildet. Dabei werden in der Cloud keine sensiblen Rohdaten verarbeitet, sondern lediglich Aggregate und Parameter, die keinen Rückschluss auf die Ursprungsdaten zulassen.

**Edge Cloud Computing** Im Kontext des Edge Cloud Computing wirken die Segmente Edge und Cloud im Sinne einer gesamtsystembezogenen Zielstellung und einer entsprechenden Aufgabenteilung zusammen.

Der SECAI-Ansatz macht intensiven Gebrauch des Konzeptes und vereint somit die Vorteile beider Paradigmen. Die Rohdaten der Nutzenden werden in diesem

Ansatz ausschließlich lokal auf der Edge verarbeitet, während rechenintensive Aufgaben wie die Zusammenführung von lokalen KI-Modellen in der Cloud erfolgen. Durch den lokalen Betrieb der Modelle auf der Edge wird zudem sichergestellt, dass die Grundfunktionalität des Systems auch bei einem Ausfall der Cloud-Ressource erhalten bleibt.

### 3.2.2 Federated Learning als Ansatz für Privacy Aware Machine Learning

Im Kern des SECAI-Ansatzes sollen KI-basierte Services entwickelt werden, die helfen das Heizsystem in Gebäuden und das Heizverhalten der Bewohnenden zu optimieren. Die Entwicklung und der Einsatz solcher KI-Services in Datenökosystemen wie SECAI sollte den Menschen in den Fokus stellen und einem vertrauenswürdigen Vorgehen folgen (Kortum et al. 2022b). Mit Blick auf die Analyse sensibler Daten werden bereits seit mehreren Jahrzehnten Ansätze erforscht und entwickelt, um Daten teilen und analysieren zu können, während enthaltene sensitive Informationen weiter geschützt werden (Sweeney 2002). Im Jahr 2016 haben (Malle et al. 2016) für diesen Teilbereich von Machine Learning (ML) den Begriff „Privacy Aware Machine Learning“ (PAML) geprägt. Für den Umgang mit sensiblen Daten fallen über Theorie und Praxis hinweg primär vier Ansätze in die Domäne des PAML, die Entwickelnde beim Einsatz von ML in sensiblen Domänen unterstützen sollen:

*Homomorphe Verschlüsselung (1)* ermöglicht ML auf verschlüsselten Daten, indem es mathematische Operationen (und damit Training) auf ebendiesen zulässt. Bei *Anonymisierung und Pseudonymisierung (2)* können verschiedene Paradigmen verfolgt werden. Sensible Datenbestandteile können entfernt, generalisiert (Sweeney 2002) oder durch Rauschen unkenntlich gemacht werden (Dwork 2006). Es ist ebenfalls möglich, über „Similarity Preserving Hashing“ gesamte Datensätze für Menschen unkenntlich zu machen, aber ihren Nutzen für ML-Modelle zu erhalten (Eleks et al. 2022). Im Fall der *Datensynthese (3)* werden ML-Ansätze wie „Generative Adversarial Networks“ (Fukas et al. 2022) auf den Original-Daten trainiert, um synthetische Daten für die weitere Verarbeitung zu generieren (Park et al. 2018). Beim *Federated Learning (4)* (FL) wird hingegen ein globales Modell von allen beteiligten Akteuren kollaborativ trainiert, ohne die potenziell sensiblen Trainingsdaten selbst zu verschicken. Stattdessen erhält jede Instanz regelmäßig, wenn sie zum Zeitpunkt ihre Rechenleistung freistellen kann, eine Kopie des Modells, für die sie ihren lokalen Daten entsprechend einen Aktualisierungsvorschlag zurücksendet. So kann die Bandbreitennutzung reduziert und ein direkter Austausch empfindlicher Daten vermieden werden (Nguyen et al. 2021). FL wird insbesondere in IoT-Anwendungen zum Modelltraining eingesetzt (Nguyen et al. 2021). Anwendungsfälle sind unter anderem der Austausch patientenbezogener Daten (Nguyen et al. 2023), Fahrzeugrouten (Du et al. 2020) oder Sensordaten (öffentlicher) Infrastruktur (Jiang et al. 2020), so wie es im SECAI-Konzept der Fall ist.

In der grundlegenden FL-Arbeitsweise trainiert eine Menge an Klienten basierend auf ihrem lokalen Datensatz ein lokales Modell, in SECAI geschieht dies durch Edge-Computing auf der Mikro-Ebene, die sich den Daten der Nano-Ebene bedient. Diese Modelle werden anschließend an einen zentralen Akteur auf der Meso-Ebene

übermittelt, der sie unter Verwendung von „Secure Aggregation“-Methoden (Bonawitz et al. 2016) weiter zu einem globalen Modell auf der Makro-Ebene aggregiert. Das globale Modell wird schließlich die Ebenen herab an die Klienten übermittelt und gegeben ihren spezifischen Anforderungen und lokalen Faktoren angewendet und individualisiert.

Während FL die Nachteile herkömmlicher Verfahren in Bezug auf verteilte Systeme ausgleicht, bringt es andererseits auch neue Herausforderungen mit sich, dies es zu lösen gilt. Zum einen benötigen die Klienten höhere Rechenkapazitäten, um lokale Modelle zu trainieren, statt ihre Beobachtungen an einen zentralen Server zu senden. Zum anderen sind die Beobachtungen der Klienten weder unabhängig noch identisch verteilt, was jedoch in den meisten Modellen angenommen und vorausgesetzt wird. Im SECAI-Ansatz werden hier zusätzliche Vorkehrungen getroffen. Darüber hinaus können in einigen Fällen auch über versandte Modelldaten Rückschlüsse auf verwendete Trainingsdaten getroffen werden (Li et al. 2020). Durch die Kombination von FL mit anderen PAML-Methoden können solche Rückschlüsse wiederum unterbunden werden.

Für den Umgang mit sensiblen Daten in der praktischen Umsetzung des SECAI-Konzepts trägt FL zur Lösung zentraler Probleme bei. Es kombiniert eine geringe Bandbreitennutzung, flexible Datenverarbeitung und einen sicheren Umgang mit sensiblen Daten und kann so die Interessen der verschiedenen Stakeholder wahren und die begrenzten Rechenkapazitäten der eingesetzten Hardware bedienen.

### *3.2.3 Integration in das Datenökosystem Smart Living mit vernetzter Sensorik und datengetriebenen Services*

Wie das Angebot bei Heizlösungen ist auch der Smart-Living-Markt gekennzeichnet durch eine sehr heterogene Hersteller- und Produktlandschaft. Was aus wettbewerblischer oder innovationsfähiger Perspektive als positiv zu bewerten ist, führt andererseits jedoch häufig zu Insellösungen. Diese sind ausschließlich mit Produkten des gleichen oder nur wenigen anderen Herstellern kompatibel und damit nicht universell einsetzbar. Interoperabilität ist hier ein wichtiger Ansatz, der als Brücke zwischen den Systemen dienen kann und damit ein attraktives Feld für Entwickelnde von Smart Services bietet. Denn für diese ist es erst erschwinglich, wenn die Anwendungen nicht für jeden Herstellenden individuell implementiert und bereitgestellt werden müssen.

Der SECAI-Ansatz orientiert sich an aktuell entstehenden Standards wie Foresight oder GAIA-X und setzt darüber hinaus auf die Verwendung von Open-Source-Technologien. Durch die Zusammenarbeit von interprofessionellen Partnern am SECAI-Konzept wird sichergestellt, dass zum einen die Expertise im Datenökosystem Smart Living vorhanden ist. Zum anderen können auf herstellerübergreifende Systeme zurückgegriffen werden, um sich auf die Entwicklung datengetriebener Services zu fokussieren, die mittels Edge-Cloud-Architektur dem Kontext von SECAI angepasst werden können.

### 3.3 SECAI – sozioökonomische Sicht

Wie bereits erwähnt, kann die Umsetzung nachhaltiger Energieeffizienzmaßnahmen Aktivitäten zur Verringerung des Energieverbrauchs auf der Nachfrageseite, aber auch die Implementierung von Technologien zur Steigerung der Energieeffizienz der bestehenden Systeme umfassen (Lun et al. 2020). Die vorherigen Abschnitte erläuterten die technologische Perspektive zur Steigerung der Energieverbrauchseffizienz. Dieser Abschnitt nimmt die Reduzierung des Verbrauchs auf der Nachfrageseite in den Blick. Schließlich deuten verschiedene wissenschaftlichen und praktischen Studien darauf hin (z. B. Masoso und Grobler 2010; Großklos 2016; Green with IT 2020; Lorenz et al. 2021), dass die Implementierung technologischer Lösungen alleine nur einen Bruchteil der potenziellen Einsparungen erreichen können, wenn sie (1) keine breite Nutzerakzeptanz erfahren und (2) nicht mit einer Verhaltensänderung auf Seite der Verbrauchenden einhergeht. Vor diesem Hintergrund bemüht sich der SECAI-Ansatz, sowohl eine breite Akzeptanz als auch nachhaltige Verhaltensänderungen bei den Bewohnenden zu erreichen.

#### 3.3.1 Schaffung von Akzeptanz und Vertrauen

Um eine breite Akzeptanz von und Vertrauen in den SECAI-Ansatz zu sichern, berücksichtigt dieser, dass die Nutzerpräferenzen hinsichtlich der vorherrschenden Temperatur sehr heterogen und kontextabhängig sein können. Beispielsweise können abhängig von Aktivitäten der Nutzenden, Alter sowie kulturellem Hintergrund 20 °C als zu warm oder zu kalt empfunden werden. Vor diesem Hintergrund kann die Lösung von SECAI keine „one-size-fits-all-Lösung“ sein, da sonst die Bewohnerakzeptanz schnell verloren geht und die Lösung Subgruppen diskriminieren könnte. Die Vermeidung von Diskriminierung ist ein wichtiger Aspekt bei der Entwicklung von KI-Systemen (Kortum et al. 2022a) und nimmt im SECAI-Ansatz eine zentrale Rolle ein.

Um der Vielfalt der Bewohnenden und der Heterogenität des Wärmeempfindens und den Wärmevorlieben der Nutzenden Rechnung zu tragen, sieht SECAI vor, dass Nutzende optional nach dem Prinzip „human-in-the-loop“ (HITL) mit dem System interagieren können. Dabei sollen die Nutzenden Input an dem System liefern, aber auch Feedback und Informationen vom System erhalten. Im Kern sieht das HITL-Prinzip vor, dass Menschen und Maschinen zusammenarbeiten, um eine bestimmte Aufgabe zu lösen. Im Rahmen des SECAI-Ansatzes können Bewohnende die Entscheidungen des Systems regulieren, Fehlanpassungen gegensteuern und so das Heizverhalten an das Wohlbefinden bzw. die jeweiligen Anforderungen anpassen. Das System soll wiederum aus diesen Eingriffen in Form von direktem oder indirektem Feedback lernen können und sich weiter optimieren. Ebenfalls soll es sich durch Input hinsichtlich der präferierten Heizleistung in bestimmten Räumen selbstlernend justieren, um den Komfortexpectationen der Nutzenden zu entsprechen. Dieses Lernverhalten verläuft iterativ über die Zeit, sodass immer weniger Eingriffe der Bewohnenden in das System erforderlich sind.

Obwohl eine Interaktion zwischen Nutzenden und System verschiedene Vorteile bringen kann (z. B. die Einbeziehung von Nutzerpräferenzen der Bewohnenden so-

wie die Steigerung der Qualität von Prognosen und Optimierungen), so soll diese Interaktion nicht notwendigerweise erforderlich sein. Das System soll auch ohne direkten Input der Nutzenden die Heizungssteuerung optimieren können. Dadurch stellen wir sicher, dass das System inklusiv ist und Vorteile für alle Nutzenden bringen kann, ungeachtet dessen Alter oder technologische Affinität.

Wohl wissend, dass die Akzeptanz des Systems nicht nur durch dessen Funktionalität bestimmt wird, sondern auch durch andere Faktoren wie z. B. Benutzerfreundlichkeit und Bedeutung für das tägliche Leben der Menschen, werden die Nutzende auch eng bei der Erhebung von Anforderungen an dem System eingebunden. Damit soll nicht nur ansprechende und intuitive Interaktionen zwischen Mensch und Maschine geschaffen werden, sondern auch Wege gefunden werden, um nachhaltige Verhaltensänderungen der Bewohnenden anzustoßen. Studien bekräftigen, dass Verhaltensänderungen ein ähnlich hohes Energiesparpotenzial wie technische Lösungen haben (z. B., Masoso und Grobler 2010).

### 3.3.2 Nachhaltige Verhaltensänderung durch passende Anreizmechanismen

Verhaltensänderungen haben großes Potenzial den CO<sub>2</sub>-Verbrauch zu reduzieren, da Individuen aufgrund von Unwissenheit oder kognitiver Verzerrungen<sup>1</sup> dazu neigen Energie zu verschwenden. Nicht immer liegen die für ein energiesparsames Heizverhalten optimalen Temperaturbereiche im anfänglichen Wohlfühlbereich der Mietenden. Wenn diese es bspw. gewohnt sind, sich im Winter bei 25° in ihrer Wohnung im T-Shirt aufzuhalten, werden sie nicht von allein die Temperatur auf 21° herunterregulieren. Analog kommt es vor, dass Nutzende, die aktiv im Haus unterwegs sind, die normalerweise als angenehm empfundene Temperatur punktuell als zu warm empfinden. So wird, anstatt den Pulli auszuziehen, schnell das Fenster geöffnet, um die Temperatur im Raum zu reduzieren. Dieses Verhalten führt zu Energieverschwendung, denn ohne eine Regulierung des Thermostats wird die kalte Luft, die durch das offene Fenster eintritt, dazu führen, dass die Heizung sofort wieder aktiviert wird. Diese zwei Beispiele illustrieren, wie die Bewohnende unbewusst Energie verschwenden. Daher bedarf es gezielter Anreize die Mietenden dazu bewegen, energieeffizientere Entscheidungen im Alltag zu treffen.

Auf Einzelpersonen ausgerichtete Anreize wurden in verschiedenen Forschungsumgebungen angewandt, darunter Konsumverhalten (z. B. Berger et al. 2020), nutzergenerierte Inhalte (z. B. Burtch et al. 2018) oder Online Social Sharing (z. B. Huang et al. 2019). Generell können individualspezifische Anreize finanzieller oder nicht-finanzieller Natur, positiv oder negativ ausgerichtet sein. Finanzielle Maßnahmen beruhen auf dem ökonomischen Prinzip, dass Individuen nutzenorientiert sind (Burtch et al. 2018). Die Prospect-Theorie legt nahe, dass Individuen einen Verlust höher bewerten als einen gleichwertigen Gewinn (Weinmann et al. 2016). Während der Grundgedanke finanzieller Anreize darin besteht, Einzelnen einen zusätzlichen

<sup>1</sup> Kognitive Verzerrungen ergeben sich durch ein von logischem Verhalten abweichendes Handeln und beruhen etwa auf subjektivem Wissen, kognitiven Fähigkeiten oder Emotionen der handelnden Person (Caverni et al. 1990; Harding et al. 2004).

Nutzen zu verschaffen, der zu einem bestimmten Verhalten motivieren könnte, beruhen Fehlanreize auf der Verlustaversion des Einzelnen.

Ähnlich wie finanzielle Anreize können auch nicht-finanzielle Anreize Individuen durch Belohnung oder Bestrafung zu einem bestimmten Verhalten motivieren. Sie bieten Einzelnen jedoch keinen wirtschaftlichen Nutzen, sondern andere Arten von Vorteilen, wie etwa eine Verbesserung des Selbstbildes. Somit beruhen auch nicht-finanzielle Anreize auf dem ökonomischen Prinzip des Nutzens, der das Verhalten des Einzelnen bestimmt (Simon 1955).

Eine andere Art von Anreizen, die auf individueller Ebene wirken, sind die sogenannten „Nudges“. Dabei handelt es sich um autonomieerhaltende Ansätze, die den Einzelnen in eine bestimmte Richtung lenken, aber immer noch die Freiheit lassen, eine von vielen verschiedenen Optionen zu wählen (Sunstein 2014). Der primäre Mechanismus, durch den Nudging das Verhalten Einzelner beeinflusst, besteht darin, die Wahlalternativen so zu gestalten, dass diese sich letztendlich wie gewünscht verhalten (Weinmann et al. 2016). Nudges sollen eine bessere Entscheidungsfindung unterstützen oder bestimmte Verhaltensweisen auslösen, die zu einem besseren Leben führen (Thaler und Sunstein 2003). In unserem Kontext geht es darum Bewohnende zu motivieren, ihr Verhalten und ihre Entscheidungen so zu ändern, dass Energieeinsparungen erreicht werden können.

Grundsätzlich kann das Nudging online und offline erfolgen. In unserem Kontext aber werden die oben genannten Anreize über die digitale Benutzeroberflächen des SECAI-Systems administriert. Die Verwendung von Gestaltungselementen in Benutzeroberflächen, die das Verhalten von Menschen in digitalen Entscheidungs-umgebungen steuern, wird als *Digital Nudging* bezeichnet (Weinmann et al. 2016). So kann beispielsweise ein User Interface für Mietende aufzeigen, welche Kleidungswahl in der Wohnung welche Energieersparnisse liefert. Diese Effekte können bspw. direkt in monetären Einheiten dargestellt werden, um so die Mietenden die Effekte bestimmter Entscheidungen aufzuzeigen.

Solche Anreizmechanismen können helfen, dass Mietende sich bewusst für ökologisch günstigere Alternativen entscheiden, ohne ihre Entscheidungsfreiheit und Autonomie einzuschränken. Dies hilft bei der Vermeidung von sogenannten Rebound-Effekten. Rebound-Effekte beschreiben das Phänomen, dass obwohl technologische Lösungen oder Änderungen im Verhalten darauf abzielen, den Ressourcenverbrauch zu reduzieren, diese in der Realität möglicherweise zu unerwarteten und sogar gegenteiligen Auswirkungen führen.

Beim Design passender Anreize zur Verhaltensänderung im Kontext von nachhaltigem Heizen sollte beachtet werden, dass Heizen ein halbjährlicher wiederkehrender Prozess ist. Durch die temporale Verschiebung der Heizperioden können die positiven Verhaltensweisen, die in einer Heizperiode erlernt wurden, in der nächsten Heizperiode wieder vergessen sein. Abhängig vom Individuum vergessen manche Bewohnende mehr, manche weniger, manche gar nicht. Deshalb ist es besonders wichtig Anreize zu entwickeln, die personalisiert sind (auch hinsichtlich Erinnerung und Reinforcement von positiven Verhaltensweisen). Schließlich können Anreize, abhängig von verschiedenen Faktoren wie Persönlichkeitsmerkmalen, Einstellung zu Klimawandel oder Technologieaffinität für einzelne Individuen ungeeignet sein, um nachhaltig wirkende Verhaltensänderungen zu erwirken. Wenn beispielsweise

die empfohlenen Maßnahmen zu sehr von den gewohnten Mustern einer Person abweichen, kann diese Person im besten Fall gar nicht und im schlimmsten Fall mit Rebound-Effekten auf die jeweiligen Anreize reagieren. Für die erfolgreiche Realisierung des SECAI-Ansatzes gilt es daher, geeignete Anreizmechanismen zu finden und zu evaluieren, um eine möglichst hohe Akzeptanz in der Umsetzung sowie nachhaltige Verhaltensänderungen zu erreichen.

## 4 Herausforderungen und Mehrwerte

Im Rahmen von Fokusgruppeninterviews wurden für die verschiedenen im Ökosystem involvierten Akteurstypen Herausforderungen und Mehrwerte des SECAI-Ansatzes erhoben. Diese Ergebnisse werden nachfolgend für die einzelnen Akteursgruppen dargestellt.

### 4.1 Mietende

#### 4.1.1 Herausforderungen für Mietende

**Anpassung des eigenen Heizverhaltens:** Wenn das typische Heizverhalten eines Mietenden vom Optimum abweicht, kommt es zu Abweichungen von seiner gewohnten Umgebungstemperatur. Hier muss über langsame Umgewöhnung und Nudging eine akzeptable Lösung geschaffen werden.

**Vorbehalte über die Datensicherheit:** Die Auswertung von Sensordaten in der eigenen Wohnung kann bei Mietenden eine Akzeptanzminderung hervorrufen. Die getroffenen Datensicherheitsvorkehrungen, namentlich Federated Learning, müssen klar und verständlich an Mietende kommuniziert werden.

#### 4.1.2 Mehrwerte für Mietende

**Kostenreduktion bei möglichst hohem Komforterhalt:** Eine optimierte Heizung durch KI kann dazu beitragen, die Energiekosten zu reduzieren, ohne dass hierbei der Komfort beeinträchtigt wird. Durch die Überwachung und Anpassung der Heizung im Echtzeitbetrieb kann eine optimale Energieausnutzung erreicht werden.

**Aufzeigen von Einsparpotentialen:** Durch die Anwendung von KI-Technologie können Einsparpotentiale aufgezeigt und ein besseres Verständnis für den eigenen Energieverbrauch vermittelt werden.

**Verbesserte Luftqualität:** Eine optimierte Heizung kann dazu beitragen, eine bessere Luftqualität in der Wohnung zu erreichen, was zu einer verbesserten Gesundheit beitragen kann.

**Kontrollmöglichkeit:** Mieter erhalten durch eine KI-basierte Heizungsoptimierung eine bessere Kontrolle über ihre Heizung und können diese jederzeit überwachen und anpassen.

**Sicherstellung der Privatsphäre:** Die Verwendung von Federated Learning in Kombination mit Edge- und Cloud-Technologien sorgt für eine sichere Übertragung und Speicherung von Daten und garantiert so die Privatsphäre der Mieter.

## 4.2 Wohnungswirtschaft

### 4.2.1 Herausforderungen für die Wohnungswirtschaft

**Akzeptanzprobleme und Abwehrhaltung:** Sobald Vermietende technische Ausstattungen in Gebäude einbringen, sind sie über deren Lebensdauer bis hin zum Rückbau für deren Betrieb funktional, technisch, wirtschaftlich und datenschutzrechtlich verantwortlich. Aufgrund der genannten Herausforderungen für Mietende könnten Vermietende auf eine Abwehrhaltung und fehlende Akzeptanz für die Einführung des SECAI-Ansatzes treffen. Die Wohnungswirtschaft muss früh und offen die Vorteile für Mietende und die getroffenen Maßnahmen zum Schutz der Interessen von Mietenden kommunizieren.

**Initiale Kosten, Ersparnis erst über Zeit:** Der Aufbau von Hard- und Software verursacht initiale Kosten, bevor Heizkosten gespart werden können. Vermietende müssen bereit sein, langfristige Investitionen (im Sinne der Nachhaltigkeit) zu tätigen und den Betrieb des Gesamtsystems in ihre Prozesse zu integrieren.

### 4.2.2 Mehrwerte für die Wohnungswirtschaft

**Kostenreduktion:** Durch die Anwendung von KI-Methoden zur Überwachung und Optimierung der Heizung in Echtzeit kann eine Effizienzsteigerung erreicht werden, die zu geringeren Verbräuchen und damit zu einer Reduktion der Energiekosten führt. Dies reduziert den Druck auf die Wohnungswirtschaft, indem es das Risiko bei Energiepreisanstiegen und dem damit verbundenen Anstieg der Betriebskosten reduziert.

**Nachfragereduktion und aggregierte Heizungsüberwachung:** Durch eine adaptive Überwachung und Steuerung der Heizung kann eine Reduktion der Nachfrage erreicht werden, die dazu beitragen kann, das Stromnetz zu entlasten und eine bessere Lastverteilung zu erreichen. Zudem kann eine aggregierte Überwachung mehrerer Wohnkomplexe zu einer weiteren Effizienzsteigerung führen.

**Flexibilität bei Veränderungen:** Eine automatisierte KI-basierte Heizungsoptimierung ist in der Lage, sich an Veränderungen im Bedarf anzupassen, wie z. B. bei Leerstand oder Mieterwechsel, was zu einer höheren Flexibilität und Effizienz beiträgt.

**Steigerung des Gebäudewertes:** Eine effiziente Heizung kann ein positiver Faktor für die Bewertung eines Gebäudes sein (GEG, Gebäudeenergiegesetz), da sie eine wichtige Komponente einer nachhaltigen Energieversorgung darstellt.

**Nachhaltigkeit und Image:** Durch den SECAI-Ansatz werden alle Dimensionen der Nachhaltigkeit gestärkt. Die ökonomische Dimension schafft direkte Vorteile für Vermietende, die soziale und ökologische stärken ihr öffentliches Ansehen.

### 4.3 Anbietende von Services

#### 4.3.1 Herausforderungen für Anbietende von Services

**Integration in das SECAI Ökosystem:** Anbietende von Services stehen vor der Herausforderung, ihre bestehenden Lösungen, Schnittstellen und Geschäftsmodelle an das SECAI Ökosystem anzupassen. Wie bei Vermietenden sind auch hier initiale Investitionen vonnöten. Außerdem wird zu Beginn der Einführung des SECAI-Ansatzes ein hohes Kommunikations- und Koordinationspensum auf Serviceanbieter zukommen.

**Abgabe von Kompetenzen an die Plattform:** Es ist nicht auszuschließen, dass das SECAI-Ökosystem Lösungen anbietet, die Anbietende von Services ansonsten selbst verkaufen könnten. Anbietende von Services müssen ggf. bereit sein, ihre Geschäftsmodelle und ihr Nutzenversprechen zu erweitern, um auch im SECAI-Ökosystem profitabel arbeiten zu können.

#### 4.3.2 Mehrwerte für Anbietende von Services

**Erprobung von langfristigen Geschäftsmodellen:** SECAI bietet die Möglichkeit für Anbietende von Services, langfristig angelegt Geschäftsmodelle in einem kontrollierten Umfeld aufzubauen.

**Reichhaltige, regulatorisch unbedenkliche Daten:** Für intelligente Dienstleistungen sind oft große Datenmengen vonnöten. Die Beschaffung stellt für viele Anbietende von Services eine zentrale Hürde für ihre Geschäftsmodelle dar, die im SECAI-Ökosystem bereits gelöst ist.

**Möglichkeit der Fokussierung:** Anbietende von Services erhalten in SECAI die Möglichkeit, sich auf ihre Kernkompetenzen zu fokussieren. Die Tätigkeiten die normalerweise lästige Nebenaufgaben eines Dienstleisters darstellen, sind ggf. Kernkompetenzen eines anderen Dienstleisters.

**Einflussnahme auf die Lösungsgestaltung:** Anbietende von Services haben durch das SECAI-Ökosystem die Möglichkeit, durch ihre Tätigkeit und ihren Input Einfluss auf die Gestaltung eines Gesamtsystems zu nehmen, das die meisten Firmen auf Basis ihrer Ressourcen nicht allein aufbauen könnten.

## 4.4 Herstellende von Sensoren und IoT-Devices

### 4.4.1 Herausforderungen für Herstellende von Sensoren und IoT-Devices

**Anpassung und Integration in das SECAI-Ökosystem:** Herstellende von Sensoren und IoT-Devices erfahren erhöhte Ressourcenaufwände dadurch, dass sie sich ggf. an Schnittstellen, Protokolle und Spezifikationen, die durch ein SECAI-Ökosystem vorgegeben werden, anpassen müssen.

### 4.4.2 Mehrwerte für Herstellende von Sensoren und IoT-Devices

**Steigerung des Absatzes:** Durch die Nutzung und Etablierung offener Datenstandards können Herstellende von Sensoren und IoT-Devices ihr Absatzgebiet vergrößern und mit der Integration in das SECAI-Ökosystem einen neuen Markt erschließen.

**Chancen durch Interoperabilität:** Durch die in SECAI angestrebte Schaffung von Interoperabilität können bisher isolierte Sensoren und IoT-Devices Teil von ganzheitlichen Leistungsangeboten werden und eine erhöhte Nachfrage erfahren.

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Das Beheizen von Mehrfamilienhäusern ist in Deutschland mit einem hohen CO<sub>2</sub>-Verbrauch verbunden. Vor allem ältere Gebäude nutzen häufig zentralisierte Heizsysteme, die mit fossilen Brennstoffen wie Kohle, Gas oder Heizöl betrieben werden. Eine Optimierung dieser Heizsystems im Hinblick auf einen effizienteren Ressourcenverbrauch kann daher signifikant zu einer Reduktion des Gesamt-CO<sub>2</sub>-Bedarfs beitragen. Eine solche Optimierung stellt aber gleichzeitig eine Herausforderung dar, die einer digitalen, vernetzten Lösung bedarf. Es konnte festgestellt werden, dass zwar bereits Ansätze in diesem Bereich existieren, diese aber häufig unzureichend sind und nicht sämtliche Teilbereiche hinreichend berücksichtigen. Potenziell geeignete Heizlösungen müssen ganzheitlich konzipiert werden und das gesamte Ökosystem bestehend aus Anbietenden von Services, Sensorentwickelnden, Mietenden und Wohnungswirtschaft umspannen. Es gilt, ein Gesamtsystem aus einzelnen Wohnungen und Zentralheizungen zu optimieren. Der Einsatz von Edge-Cloud-Technologie in Verbindung mit KI stellt eine sinnvolle Weiterentwicklung aktuell vornehmlich regelbasierter Lösungen dar. Eine sichere, die Schutzansprüche von Dateneigentümerinnen und Dateneigentümern respektierende Datenverarbeitung, ein den Grundsätzen der Vertrauenswürdigkeit folgender Entwicklungsprozess für KI-Systeme sowie der Einbezug und die Mitnahme der Mietenden sind dabei unabdingbar. Das in dieser Arbeit vorgestellte SECAI-Konzept vereint diese Aspekte zu einem ganzheitlichen Lösungsansatz. Ein solcher Ansatz kann auch für andere Anwendungsbereiche einen Mehrwert darstellen. In diesem Sinne stellt das SECAI-Konzept auf technischer Ebene ein Referenzmodell dar, das durch andere Anwendungsdomänen über den Zweck des Heizens hinaus adaptiert werden kann, wodurch

die in dieser Arbeit vorgestellten Erkenntnisse für eine breite Zielgruppe von Interesse sein können.

Zentrale nächste Schritte sind die Implementierung des in dieser Arbeit beschriebenen Konzepts und dessen Dissemination in die verschiedenen Stakeholder-Gruppen im Rahmen des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz geförderten Forschungsprojekts „SECAI<sup>2</sup>“. Das Projekt bringt Wohnungswirtschaft, Mietende, Serviceentwickler, Heizungshersteller sowie Lösungsanbieter aus der Domäne Smart Living zusammen und vereint somit alle für die erfolgreiche Umsetzung notwendigen Kompetenzen. Neben der Entwicklung der technischen Heizlösung kommt der Implementierung und Verprobung des SECAI-Ansatzes in realen Nutzungsumgebungen eine große Bedeutung zu. Dazu werden mehrere Wohngebäude mit der notwendigen Sensorik und Aktorik ausgestattet und der SECAI-Ansatz während der Projektlaufzeit von drei Jahren laufend evaluiert und iterativ weiterentwickelt. Dieses Vorgehen soll sicherstellen, dass die entwickelte Lösung den realen Praxisanforderungen des Datenökosystems genügt und ermöglicht gleichzeitig den für die Modellentwicklung notwendigen Zugang zu Daten von Mietenden und Wohnungswirtschaft.

**Danksagung** Dieser Beitrag ist Teil des Forschungsprojekts „SECAI“, das vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz der Bundesregierung Deutschland im Rahmen des Technologieprogramms „Edge Datenwirtschaft“ gefördert wird. Wir bedanken uns bei dem Förderer für die Unterstützung.

**Funding** Open Access funding enabled and organized by Projekt DEAL.

**Open Access** Dieser Artikel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Artikel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

Weitere Details zur Lizenz entnehmen Sie bitte der Lizenzinformation auf <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>.

## Literatur

- Alanne K, Sierla S (2022) An overview of machine learning applications for smart buildings. *Sustain Cities Soc* 76:103445
- BDEW (2021) Fast ein Fünftel aller CO<sub>2</sub>-Emissionen in Deutschland entstehen durchs Heizen. <https://www.bdew.de/presse/presseinformationen/zahl-der-woche-fast-ein-fuenftel-aller-co2-emissionen-in-deutschland/>. Zugegriffen: 20. Febr. 2023
- BDEW (2022) Beheizungsstruktur des Wohnungsbestandes in Deutschland. <https://www.bdew.de/service/daten-und-grafiken/beheizungsstruktur-wohnungsbestand/>. Zugegriffen: 20. Febr. 2023
- Berger M, Nüske N, Müller C (2020) Digital nudging in online grocery stores—towards ecologically sustainable nutrition. In: ICIS 2020 proceedings. Association for information systems 2020 Hyderabad

<sup>2</sup> Informationen zum SECAI-Projekt können unter [www.secai-energy.de](http://www.secai-energy.de) abgerufen werden.

- Bonawitz K, Ivanov V, Kreuter B et al (2016) Practical secure aggregation for federated learning on user-held data
- Burtch G, Hong Y, Bapna R, Grisevicius V (2018) Stimulating online reviews by combining financial incentives and social norms. *Manage Sci* 64:2065–2082. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2715>
- Caverni J-P, Fabre J-M, Gonzalez M (1990) Cognitive biases. Elsevier, North-Holand
- Dillon T, Wu C, Chang E (2010) Cloud computing: issues and challenges. In: 2010 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications. IEEE, Perth, S 27–33
- Du Z, Wu C, Yoshinaga T et al (2020) Federated learning for vehicular Internet of things: recent advances and open issues. *IEEE Open J Comput Soc* 1:45–61. <https://doi.org/10.1109/OJCS.2020.2992630>
- Dwork C (2006) Differential privacy. In: Bugliesi M, Preneel B, Sassone V, Wegener I (Hrsg) Automata, languages and programming. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, S 1–12
- Eleks M, Rebstadt J, Fukas P, Thomas O (2022) Learning without looking: similarity preserving hashing and its potential for machine learning in privacy critical domains. In: Demmler D, Krupka D, Federath H (Hrsg) INFORMATIK 2022. Gesellschaft für Informatik, Bonn, S 161–177
- Fukas P, Menzel L, Thomas O (2022) Augmenting data with generative adversarial networks to improve machine learning-based fraud detection. In: *Wirtschaftsinformatik 2022 Proceedings*
- Green with IT (2020) Ergebnisbericht: Pilotprojekte der Digitalisierung durch die Wohnungswirtschaft
- Grinewitschus V (2021) Mehr Feedback bitte! Die Wirkung des Nutzers auf die Energieeffizienz von Gebäuden. 6 Fachforum Wohnungswirtschaft.
- Großklos M (2016) Warum sind sie denn so verschieden. Energiebedarf und tatsächlicher Verbrauch-Abgleich zwischen Theorie und Praxis. *Holzbau* 7:33–35; [https://www.iwu.de/fileadmin/publikationen/energie/neh\\_ph/2016\\_Holzbau\\_Grossklos\\_Beitrag-Energiebedarf-und-tats%C3%A4chlicher-Verbrauch%E2%80%93Abgleich-zwischen-Theorie-und-Praxis.pdf](https://www.iwu.de/fileadmin/publikationen/energie/neh_ph/2016_Holzbau_Grossklos_Beitrag-Energiebedarf-und-tats%C3%A4chlicher-Verbrauch%E2%80%93Abgleich-zwischen-Theorie-und-Praxis.pdf)
- Gupta A, Badr Y, Negahban A, Qiu RG (2021) Energy-efficient heating control for smart buildings with deep reinforcement learning. *J Build Eng* 34:101739. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2020.101739>
- Harding EJ, Paul ES, Mendl M (2004) Cognitive bias and affective state. *Nature* 427:312–312
- heizung.de (2023) Heizen endlich verständlich | heizung.de. <https://www.heizung.de>. Zugegriffen: 21. Febr. 2023
- Hentschel A, Hopfenmüller J (2014) Energetisch modernisieren bei fairen Mieten? Ein Gutachten. Heinrich-Böll-Stiftung, Berlin
- Huang N, Burtch G, Gu B et al (2019) Motivating user-generated content with performance feedback: evidence from randomized field experiments. *Manage Sci* 65:327–345. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2944>
- Jia R, Jin B, Jin M et al (2018) Design automation for smart building systems. *Proc IEEE* 106:1680–1699. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2018.2856932>
- Jiang JC, Kantarci B, Oktug S, Soyata T (2020) Federated learning in smart city sensing: challenges and opportunities. *Sensors* 20:6230. <https://doi.org/10.3390/s20216230>
- Khan WZ, Ahmed E, Hakak S et al (2019) Edge computing: a survey. *Future Gener Comput Syst* 97:219–235. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.02.050>
- King J, Perry C (2017) Smart buildings: Using smart technology to save energy in existing buildings. American Council for an Energy-Efficient Economy, Washington, DC
- Kleiminger W, Mattern F, Santini S (2014) Predicting household occupancy for smart heating control: a comparative performance analysis of state-of-the-art approaches. *Energy Build* 85:493–505. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.09.046>
- Kortum H, Fukas P, Rebstadt J et al (2022a) Proposing a roadmap for designing non-discriminatory ML services: preliminary results from a design science research project
- Kortum H, Rebstadt J, Bösch T et al (2022b) Towards the operationalization of trustworthy AI: integrating the EU assessment list into a procedure model for the development and operation of AI-systems. INFORMATIK 2022.
- Laskari M, de Masi R-F, Karatasou S et al (2022) On the impact of user behaviour on heating energy consumption and indoor temperature in residential buildings. *Energy Build* 255:111657
- Li T, Sahu AK, Talwalkar A, Smith V (2020) Federated learning: challenges, methods, and future directions. *IEEE Signal Process Mag* 37:50–60. <https://doi.org/10.1109/MSP.2020.2975749>
- Lorenz J, Rehberg S, Weiß V (2021) Daten – Energieeffizienz – Dekarbonisierung: Potenziale digitaler Technologien für CO<sub>2</sub>-Einsparungen in Bestands-Wohngebäuden des Landes Berlin. Technologiestiftung Berlin. [https://www.technologiestiftung-berlin.de/fileadmin/Redaktion/PDFs/Bibliothek/Studien/2022/220103\\_Potenzialanalyse\\_Energieeffizienz\\_Dekarbonisierung.pdf](https://www.technologiestiftung-berlin.de/fileadmin/Redaktion/PDFs/Bibliothek/Studien/2022/220103_Potenzialanalyse_Energieeffizienz_Dekarbonisierung.pdf)
- Lun YHV, Tung SLD (2020) Sustainability in heating and cooling. In: Heat pumps for sustainable heating and cooling. Springer, Cham, S 35–48

- Malle B, Kieseberg P, Schrittwieser S, Holzinger A (2016) Privacy aware machine learning and the “right to be forgotten”. *ERCIM News* 107:22–23
- Masoso OT, Grobler LJ (2010) The dark side of occupants’ behaviour on building energy use. *Energy Build* 42:173–177. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.08.009>
- Merabet GH, Essaaidi M, Haddou MB et al (2021) Intelligent building control systems for thermal comfort and energy-efficiency: a systematic review of artificial intelligence-assisted techniques. *Renew Sustain Energy Rev* 144:110969. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110969>
- Naveen S, Kounte MR (2019) Key technologies and challenges in IoT edge computing. In: 2019 third international conference on I-SMAC (IoT in social, mobile, analytics and cloud) (I-SMAC). IEEE, Palladam, S 61–65
- Nguyen DC, Ding M, Pathirana PN et al (2021) Federated learning for Internet of things: a comprehensive survey. *IEEE Commun Surv Tutor* 23:1622–1658. <https://doi.org/10.1109/COMST.2021.3075439>
- Nguyen DC, Pham Q-V, Pathirana PN et al (2023) Federated learning for smart Healthcare: a survey. *ACM Comput Surv* 55:1–37. <https://doi.org/10.1145/3501296>
- Pallotta V, Bruegger P, Hirsbrunner B (2008) Smart heating systems: optimizing heating systems by kinetic-awareness. In: 2008 third international conference on digital information management. IEEE, London, S 887–892
- Park N, Mohammadi M, Gorde K et al (2018) Data synthesis based on generative adversarial networks. *Proc VLDB Endow* 11:1071–1083. <https://doi.org/10.14778/3231751.3231757>
- Rocha P, Siddiqui A, Stadler M (2015) Improving energy efficiency via smart building energy management systems: a comparison with policy measures. *Energy Build* 88:203–213. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.11.077>
- Simon HA (1955) A behavioral model of rational choice. *Q J Econ* 69:99–118. <https://doi.org/10.2307/1884852>
- Sunstein CR (2014) Nudging: a very short guide. *J Consum Policy* 37:583–588
- Sweeney L (2002) k-Anonymity: a model for protecting privacy. *Int J Uncertain Fuzziness Knowledge-based Syst* 10:557–570
- tagesschau.de (2023) Energetische Sanierungen: Materialkosten bremsen Modernisierung. <https://www.tagesschau.de/wirtschaft/verbraucher/energie-sanierung-klimaziele-klimaneutral-mieten-energiesparen-wohnungen-haeuser-101.html>. Zugegriffen: 20. Febr. 2023
- Thaler RH, Sunstein CR (2003) Libertarian paternalism. *Am Econ Rev* 93:175–179
- Weinmann M, Schneider C, vom Brocke J (2016) Digital nudging. *Bus Inf Syst Eng* 58:433–436. <https://doi.org/10.1007/s12599-016-0453-1>
- Zhang D, Shah N, Papageorgiou LG (2013) Efficient energy consumption and operation management in a smart building with microgrid. *Energy Convers Manag* 74:209–222. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.04.038>