

KI in der Gebäudetechnik von Hochschulen - ein Bericht zu Möglichkeiten und Grenzen

HIS Forum Gebäudemanagement 2024
Hannover, 14. bis 15. März 2024

Prof. Dr.-Ing. Markus Tritschler
Hochschule Esslingen
Steinbeis Transferzentrum Gebäude - Technik - Management

März 2024

Inhaltsverzeichnis

Einleitung

Ziele

Vorgehen

Beispiele

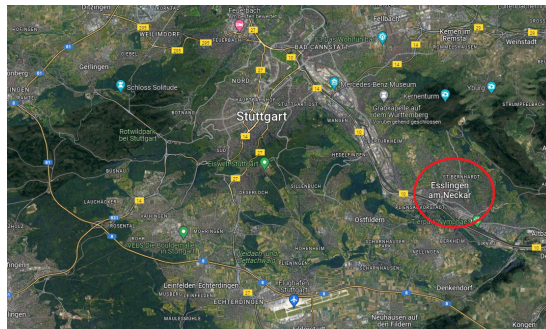
Grenzen

Möglichkeiten

Literatur

Hochschule Esslingen

- ▶ 6300 Studierende
- ▶ 6 Fakultäten
- ▶ 31 Bachelor Studiengänge
- ▶ 14 Masterstudiengänge
- ▶ 67 Labore
- ▶ 220 Professorinnen und Professoren
- ▶ 440 Beschäftigte
- ▶ 470 Lehrbeauftragte
- ▶ 4 Standorte (inkl. Neubau)
- ▶ 38 Gebäude (inkl. Neubau und Anmietungen)
- ▶ ca. 135.000 m² BGF



Big Data, Künstliche Intelligenz, Maschinelles Lernen - ??? 4.0



Quelle: <http://www.nextgendistribution.com/>

Big Data

die 5 V

- ▶ **V1 - Volume (Volumen):** riesige anfallende Datenmenge, z.B. minütliche Messwerte eines Wärmehählers
- ▶ **V2 - Variety (Vielfalt):** strukturierte oder unstrukturierte Daten, z.B. Sensor Daten, Text, Audio oder Video Daten
- ▶ **V3 - Velocity (Geschwindigkeit):** die Geschwindigkeit in der die Daten anfallen – teilweise in Echtzeit
- ▶ **V4 - Validity/Veracity (Gültigkeit/Glaubwürdigkeit):** hohe Datenqualität ist essentiell für spätere Auswertung
- ▶ **V5 - Value (Wertigkeit):** beschreibt den Mehrwert, der mit Hilfe der Daten für ein Unternehmen erzielt werden kann, z.B. neue Geschäftsfelder oder Einsparungen im Energieverbrauch

→ Mit **moderne Auswertelgorithmen** können die Daten verarbeitet werden und Ordnung geschaffen werden. Suche von Zusammenhängen, Abhängigkeiten, Muster, etc.

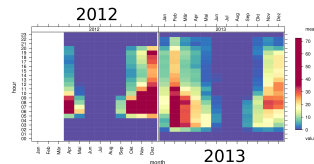
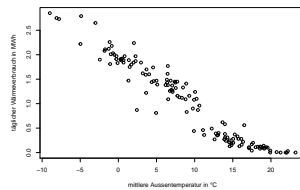
Quelle: [19]

Künstliche Intelligenz (KI oder AI)

„Künstliche Intelligenz ist ein Teilgebiet der Informatik mit dem Ziel, Maschinen zu befähigen, Aufgaben intelligent auszuführen.“[20]

KI-Methoden können in drei Teilgebiete unterteilt werden [21]:

- ▶ **Learning**
Diese Methoden können durch Trainings- und Testdaten ihre Aufgaben immer besser und genauer ausführen.
- ▶ **Discovering**
Innere Zusammenhänge, Muster und Strukturen in unbekanntem Datensätzen entdecken und sichtbar machen.
- ▶ **Reasoning**
Logisches Denken und Schlussfolgerungen.



Maschinelles Lernen (ML)

Lernstil	Lernaufgabe	Lernverfahren	Modell
Überwacht	Regression	Lineare Regression	Regressionsgerade
		Klassifikations- und Regressionsbaumverfahren (CART)	Regressionsbaum
	Klassifikation	Logistische Regression	Trennlinie
		Iterative Dichotomizer (ID3)	Entscheidungsbaum
		Stützvektormaschine (SVM)	Hyperebene
		Bayessche Inferenz	Bayessche Modelle
Unüberwacht	Clustering	K-Means	Clustermittelpunkte
	Dimensionsreduktion	Kernel Principal Component Analysis (PCA)	Zusammengesetzte Merkmale
Bestärkend	Sequentielles Entscheiden	Q-Lernen	Strategien
Verschiedene	Verschiedene	Rückwärtspropagierung	Künstliche Neuronale Netze

Quelle: [20]

Für KI und ML benötigt man Daten → technisches Monitoring.

Randbedingungen bei Gebäuden

- ▶ Sanierungsstau
- ▶ Betrieb der technischen Anlagen nicht optimal
- ▶ Hoher Technisierungsgrad und oft heterogene technische Ausstattung
- ▶ gestiegene Nutzeranforderungen
 - ▶ Behaglichkeit
 - ▶ Medienversorgung
 - ▶ Sicherheit
- ▶ Wünsche und gesetzliche Anforderungen an höhere Energieeffizienz
- ▶ Energiekataster auf Quartier-, Gebäude- und Nutzerebene

⇒ **Technisches Monitoring**

Ziele Technisches Monitoring und Künstlicher Intelligenz

1. Unterstützung des Inbetriebnahmeprozesses,
 - 1.1 schneller zum Regelbetrieb,
 - 1.2 Nutzer nicht als Beta-Tester missbrauchen,
 - 1.3 Nachweis der vom AN zugesagten Eigenschaften und Funktionen,
2. Fehlererkennung und Diagnose,
3. bedarfsgerechter Anlagenbetrieb,
4. Optimierung des Anlagenbetriebs,
5. Wirtschaftlichkeit im Betrieb,
6. Energieeffizienz und Nachhaltigkeit,
7. Nutzerverhalten: erkennen und beraten,
8. Dokumentation.

Die Ziele 2 bis 8 sind auch Ziele des Einsatzes von KI.

Vorgehen beim Einsatz von KI

- ▶ Daten sammeln.

Lieferung 1 Wert/ Minute → ca. 500.000 Datensätze pro Datenpunkt und Jahr

- ▶ Daten bereinigen.

Vollständig? Gibt es Lücken oder Ausreißer? Aggregation (z.B. Stunden- oder Tagesmittelwerte)

Beschreibung	Einheit	Anzahl	Mittel	Median	Stabw	Min	Max
Temperatur VL	°C	18852	72,85	74,00	6,71	22,00	89,00
Temperatur RL	°C	17851	67,33	68,00	7,64	22,00	89,00
Durchfluss	m³/h	8272	5,88	6,40	1,77	0,00	8,10

- ▶ Auswahl geeigneter Modelle für die Fragestellung.

z.B. Lineare Regression, Künstliche Neuronale Netze, etc.

- ▶ Modelle trainieren und deren Güte bestimmen.

Werte aus der Vergangenheit als Trainingsdaten nutzen

Gütemaße z.B. Bestimmtheitsmaß, Normalverteilung und Homoskedastizität der Residuen, etc.

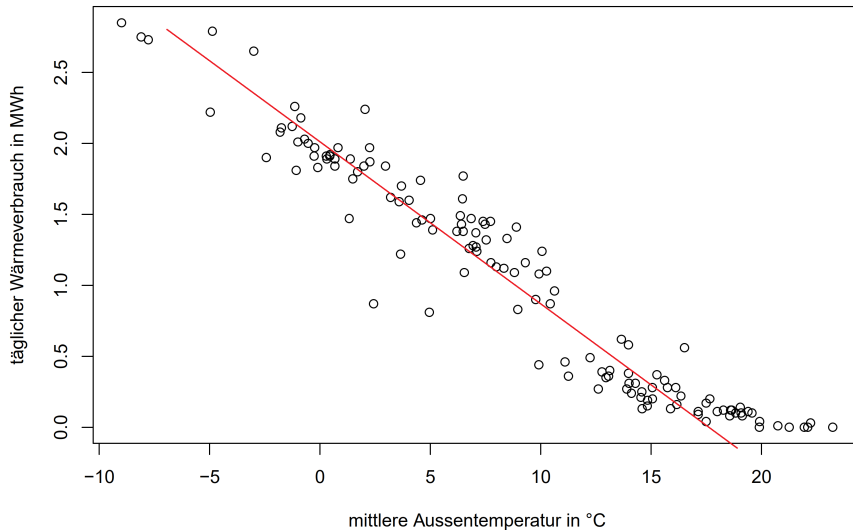
- ▶ Modelle einsetzen.

Fehlererkennung, Prognosen, etc.

Untersuchung des Einsparpotentials einer Liegenschaft - Beispiel

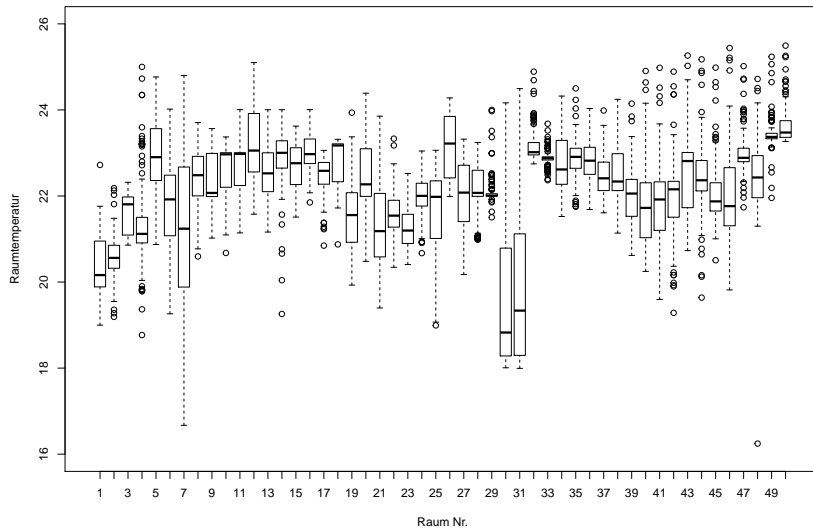
Wärmeverbrauch

Welches Einsparpotential ergibt sich durch das Absenken der Raumtemperatur?



Raumtemperaturen des Gebäudes

Raumtemperaturen der Liegenschaft - Verteilung als Boxplot

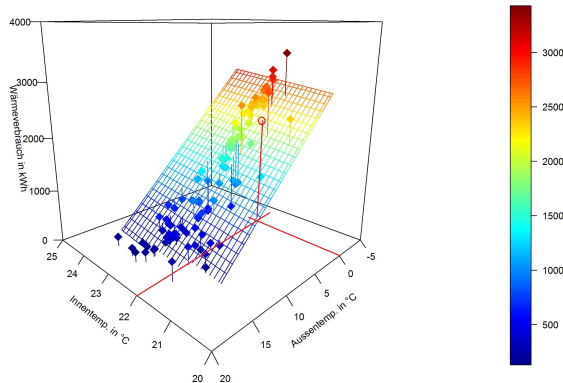


Multiple lineare Regression

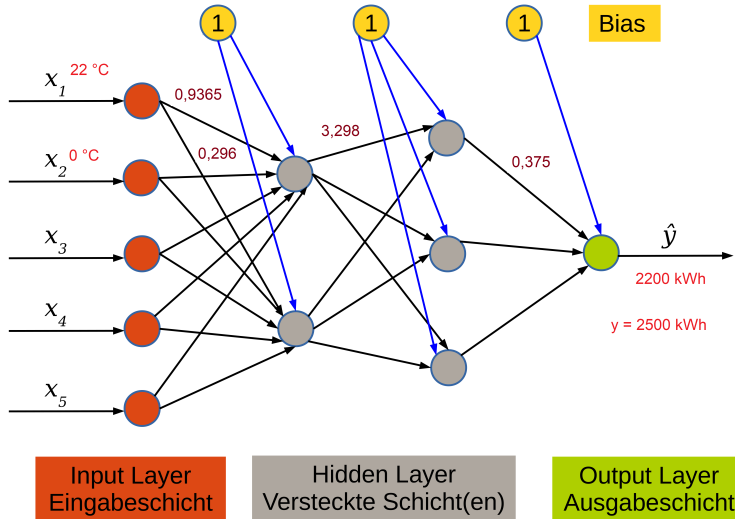
Zwei Eingangsgrößen

Wenn der Wärmeverbrauch nur von den beiden Eingangsgrößen Innen- und Aussentemperatur abhängt, so liegt eine Funktion von zwei Veränderlichen vor:

$$\hat{y}_t = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{1,t} + \beta_2 \cdot x_{2,t}$$



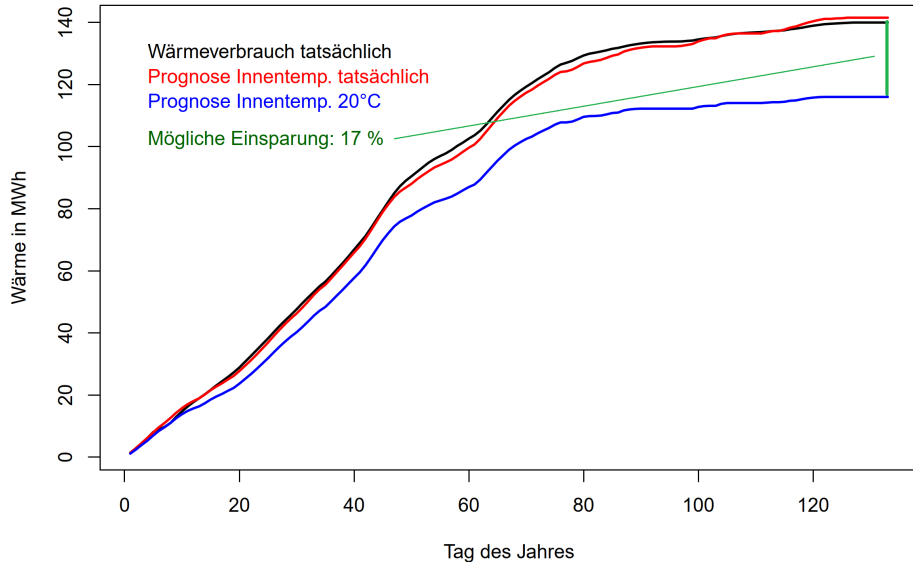
Künstliches Neuronales Netz



Vergleich der beiden Methoden veröffentlicht in [GI](#) Nr. 4/2017 [8].

Nutzereinfluss in einem Bürogebäude

Anwendungsbeispiel

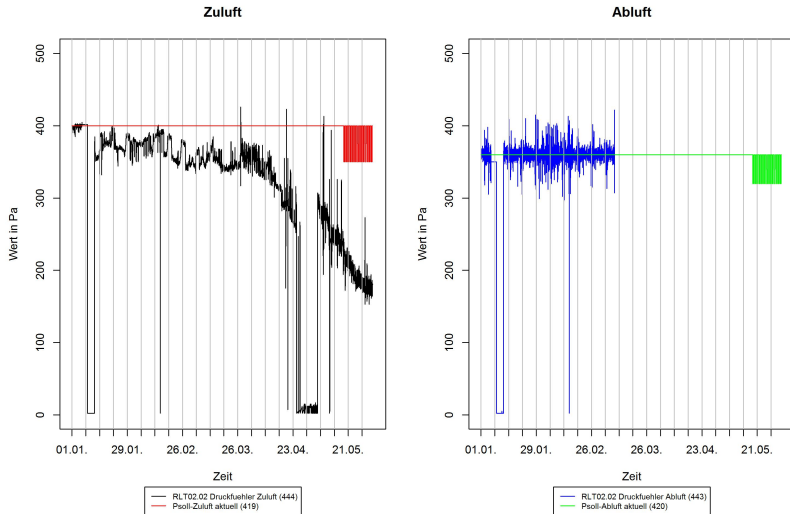


Zwischenfazit

- ▶ Sensoren sind erforderlich.
- ▶ Aufwand für die Datenanalyse und den Betrieb der KI.
 - ▶ Datenbeschaffung
 - ▶ Datenbereinigung
 - ▶ Training
 - ▶ Modellauswahl
- ▶ Investitions- und Betriebskosten
 - ▶ Hardware
 - ▶ Wartung der Sensorik
 - ▶ Software und Lizenzen
 - ▶ Externer Dienstleister
 - ▶ Fachpersonal

Betrieb einer RLT-Anlage I

RLT 02 Büro 8.900 m³/h, , Differenzdruckregelung der Ventilatoren



Betrieb einer RLT-Anlage II

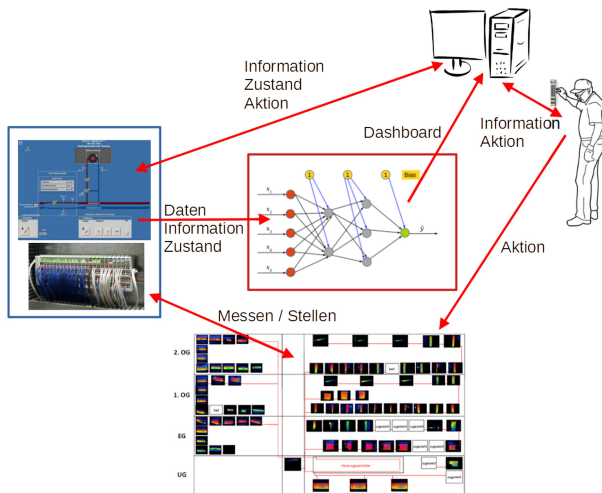
Außenluftansaugung



hohe Strömungsgeschwindigkeiten
ungünstige Einbausituation
verschmutzt sehr schnell

Pilotprojekt A

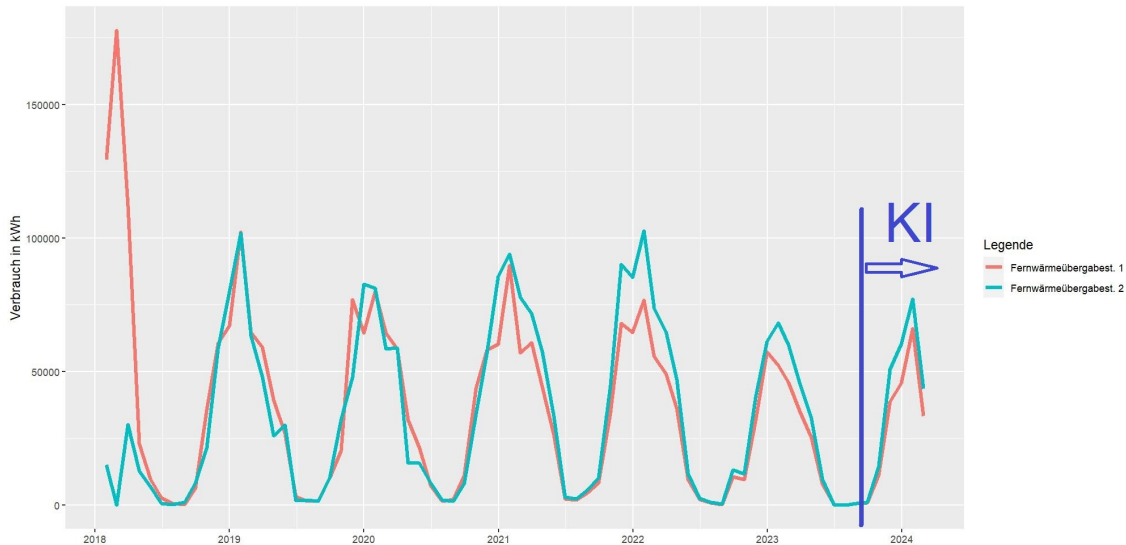
Gebäudeautomation und KI-Anwendung werden von unterschiedlichen Unternehmen betrieben



- ▶ Gebäudeautomation und KI-Anwendung werden von unterschiedlichen Unternehmen betrieben.
- ▶ Startschwierigkeiten aufgrund des Datenaustausches.
- ▶ KI-Anwendung überwacht die technischen Anlagen und stellt Abweichungen vom Regelbetrieb und Sollwerten fest.
- ▶ Überwachte Anlagen:
 - ▶ Heizungskreise
 - ▶ RLT-Anlage
 - ▶ Kältemaschinen
- ▶ Mögliche Ursachen werden in einem Dashboard kommuniziert, siehe unten.
- ▶ Betreiber muss die Vorschläge interpretieren und Änderungen an der Anlage veranlassen.

Pilotprojekt A

Wärmeverbrauch Fernwärmeübergabe 1 und 2 von 2018 bis 2023



Legende

- Fernwärmeübergabe 1
- Fernwärmeübergabe 2

Pilotprojekt A

Beispielmeldungen im Dashboard

1. Wärmetauscher:

Sollwertabweichung Sekundärseite

- ▶ Temperatur weicht mehr als die zul. Toleranz vom Sollwert ab.
- ▶ Möglich Ursachen:
 - ▶ Falsche Reglereinstellung
 - ▶ Zu hoher/geringer Massenstrom auf der Sekundärseite
 - ▶ Hohe Hysterese auf der Erzeugerseite

2. Lüftungsanlage:

Höchste VAV-Klappeneinstellung $< 85 \%$

- ▶ Die höchste VAV-Klappenstellung liegt unterhalb von 85 %.
- ▶ Möglich Ursachen:
 - ▶ Nicht optimierte Regelungseinstellung
 - ▶ Fehlerhafte Sensordaten

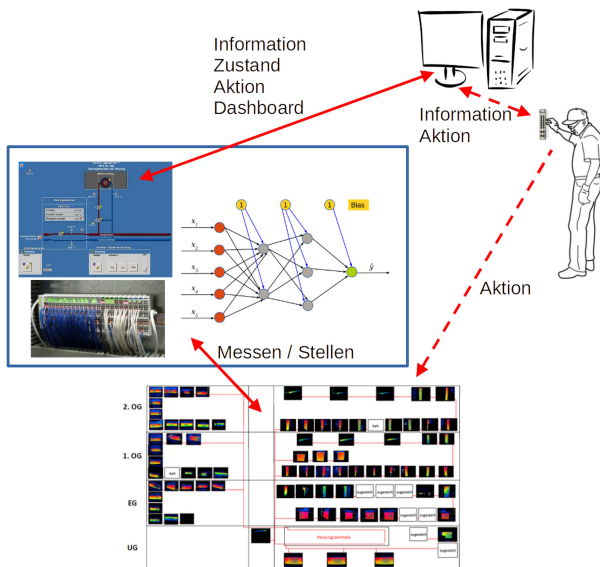
Pilotprojekt A

Gebäudeautomation und KI-Anwendung werden von unterschiedlichen Unternehmen betrieben

- ▶ Gebäudeautomation und KI-Anwendung werden von unterschiedlichen Unternehmen betrieben.
- ▶ Startschwierigkeiten aufgrund des Datenaustausches.
- ▶ KI-Anwendung überwacht die technischen Anlagen und stellt Abweichungen vom Regelbetrieb und Sollwerten fest.
- ▶ Überwachte Anlagen:
 - ▶ Heizungskreise
 - ▶ RLT-Anlage
 - ▶ Kältemaschinen
- ▶ Mögliche Ursachen werden in einem Dashboard kommuniziert, siehe unten.
- ▶ Betreiber muss die Vorschläge interpretieren und Änderungen an der Anlage veranlassen.
- ▶ Betreiber kann wegen der knappen Personalressourcen die zahlreichen Meldungen nicht zeitnah prüfen und Maßnahmen umsetzen.
- ▶ Zur Beurteilung einzelner Vorschläge wäre zusätzliches Fachpersonal oder eine intensivere Betreuung erforderlich.

Pilotprojekt B

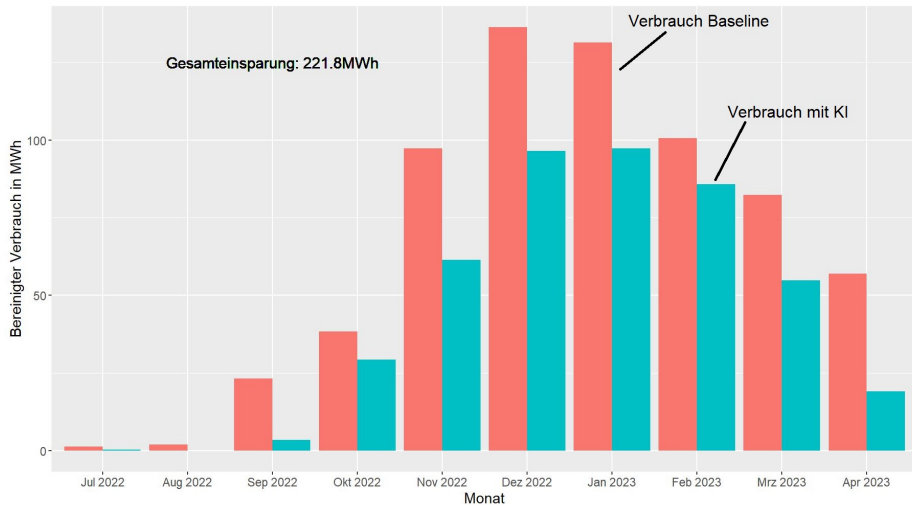
Gebäudeautomation und KI-Anwendung aus einer Hand



- ▶ Gebäudeautomation und KI-Anwendung aus einer Hand.
- ▶ KI-Anwendung überwacht die technischen Anlagen und greift direkt über die GA auf die Anlagen zu: kann Zeitpläne, Sollwerte, etc. ändern.
- ▶ Überwachte Anlagen:
 - ▶ Heizung
 - ▶ Strom RLT-Anlage
 - ▶ Kälte RLT-Anlage
- ▶ Einsparungen werden in einem Dashboard kommuniziert.
- ▶ Betreiber muss nur wenig aktiv eingreifen.

Pilotprojekt B

Wärmeverbrauch Einsparung



Einsparung im Zeitraum 09/2022 bis 03/2023 durch KI oder wegen EnSikuMAV ?
Kein signifikanter Unterschied bei den Raumtemperaturen → Einsparung durch KI.

Forschungsvorhaben LiLEta

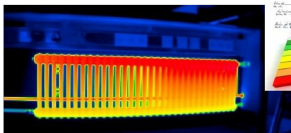
Aufbau eines LivingLabs (LiL) zur Steigerung der Gesamteffizienz (Eta) von Hochschulgebäuden auf Basis einer datengetriebenen Raumanalyse

1) Technikoptimierung

Verbesserung Bestandsanlagen in der Gebäudetechnik

→ 5 – 30%

[Neumann2011, Mahdavi2023, techem]



HS Esslingen / Tritschler



KfW

→ Der Ansatz nimmt die Nutzer*innen „so wie sie sind“ und passt im Optimalfall die Anlagentechnik auf diese an.

2) Nutzungsoptimierung

Individuelle Verbrauchswerte

→ 10 – 25%

[Overbeck1984, Meyer 1985]



Rainer Raffalski / WAZ FotoPool



[willsto]

→ Die Ansätze gehen grundsätzlich von einer optimalen Gebäudetechnik aus und wollen das Nutzer*innenverhalten optimal auf diese anpassen.

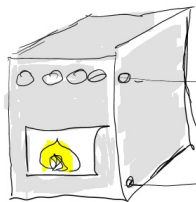
[22]

LiLEta wird durch die Klimaschutzstiftung Baden-Württemberg im Rahmen von „Klimaschutz am Campus“ gefördert.

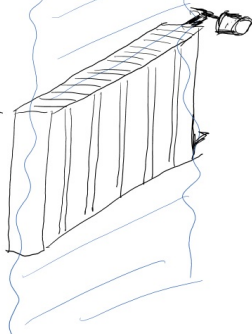
Forschungsvorhaben LiLEta

Technik - Schnittstelle - Mensch

TECHNIK



SCHNITT-
STELLE



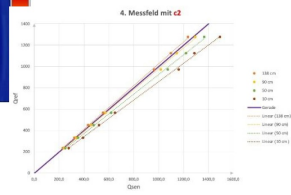
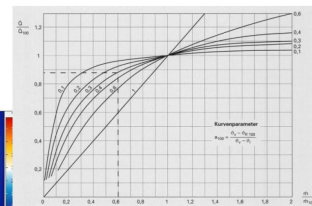
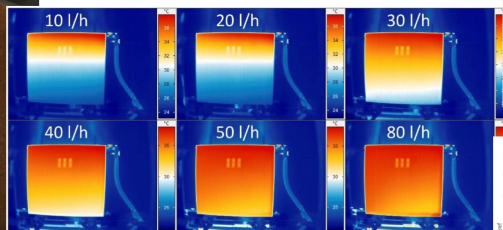
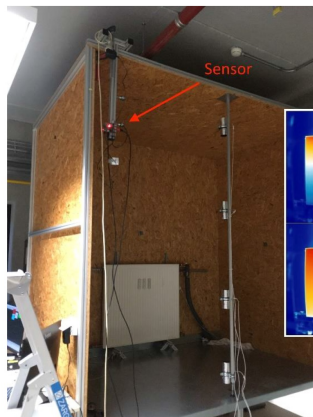
NUTZER*IN



Forschungsvorhaben LiLEta

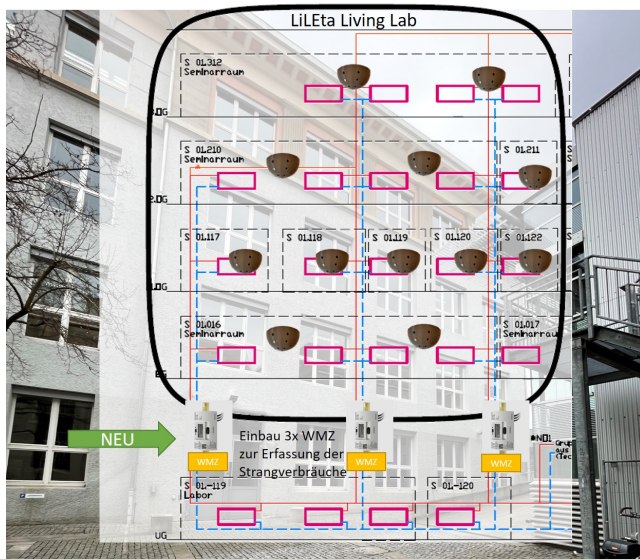
Heizkörper als Schnittstelle

I Verfahren zur berührungslosen Bestimmung der Heizkörperleistung



Forschungsvorhaben LiLEta

Living Lab - Gebäude 1



Forschungsvorhaben LiLEta

Teilbereiche

- ▶ Gebäude
 - ▶ Infiltration
 - ▶ Wärmeverluste, z.B. U-Werte
 - ▶ Wärmebrücken
 - ▶ Belegung, Flächenauslastung
- ▶ Technik
 - ▶ Heizkurve bedarfsgeführt
 - ▶ Nacht- oder Wochenendabsenkung
 - ▶ Hydraulischer Abgleich
- ▶ Menschen
 - ▶ Motivation
 - ▶ Lüftungsverhalten
 - ▶ Behaglichkeitsdefizite
 - ▶ Nutzung der Heizflächen

Grenzen

- ▶ KI setzt Sensorik voraus.
Wartungsaufwand
- ▶ Spezialisten erforderlich: intern oder externer Dienstleister
 - ▶ Hausintern
Personal mit Fachwissen erforderlich, Datenanalyst
 - ▶ Gebäudeautomation
als Zusatzleistungen, Umsetzung von Maßnahmen ist durch den direkten Zugriff einfacher
 - ▶ Externer Dienstleister
Datenbeschaffung für das Monitoring und die Modellbildung ist oft schwierig, Umsetzung von Maßnahmen erfordert Betreiberpersonal mit Fachwissen
- ▶ Wirtschaftlichkeit
 - ▶ Investition in Hardware und Software
 - ▶ Wartungs- und Personalkosten
 - ▶ Betrieb der KI oder externe Firma
- ▶ Abhängigkeiten von Experten und ggf. Externen
- ▶ Welche Anlagen sollen optimiert werden?

Möglichkeiten

- ▶ Unterstützung beim Erreichen der Klimaschutzziele
- ▶ Aufwand kann sich für energieintensive Anlagen lohnen
- ▶ Überwachung der Anlagen wird erleichtert, Fehlererkennung kann von KI unterstützt werden
- ▶ schnellere Reaktionszeiten durch frühzeitige Information
- ▶ Fernzugriff senkt die Ausfallrate, schnelle Beseitigung bei direktem Zugriff
- ▶ bessere Betreuung von mehreren Liegenschaften
- ▶ Verbesserung der Kenntnis der Anlagen und deren Zusammenspiel
- ▶ Unterstützung der Betreiber Mannschaft, wichtig bei fehlendem Personal
- ▶ Kosteneinsparung:
 - ▶ Energiekosten
 - ▶ Personalkosten
 - ▶ Instandhaltung, z.B. zustandsabhängige Wartung

Literatur I

- [1] VDI 6041: Technisches Monitoring von Gebäuden und gebäudetechnischen Anlagen. Berlin, Beuth Verlag, 2017.
- [2] AMEV: Technisches Monitoring 2020 - Technisches Monitoring als Instrument zur Qualitätssicherung. Berlin, AMEV, 2020.
- [3] Tritschler, M. et al.: Monitoring und Betriebsoptimierung der Kreissparkasse Göppingen. Abschlussbericht, Hochschule Esslingen, Fakultät Gebäude - Energie - Umwelt, 2014.
- [4] Leitfaden für das Monitoring der Demonstrationsbauten im Förderkonzept EnBau und EnSan. EnOB, Oktober 2014.
- [5] Gühring, G., Hahn, J. und M. Tritschler: Monitoring und Betriebsoptimierung mit statistischer Prozesskontrolle. HLH, Springer VDI-Verlag, 65:S. 20–26, 2014.
- [6] Hahn, J.: Entwicklung und Anwendung von Methoden des Technischen Monitorings. VDI-Verlag, Albert-Tichelmann-Reihe, Band 11, 2014.
- [7] Akkawi, P.: Gebäude- und Behaglichkeitsmonitoring im Rahmen des Forschungsvorhabens „Monitoring und Betriebsoptimierung der Kreissparkasse Göppingen“. Hochschule Esslingen, Masterarbeit, unveröffentlicht, 2014.
- [8] Tritschler, M. und M. Tritschler: Monitoring und Betriebsoptimierung - Vergleich der Prognose des Energieverbrauchs mit neuronalen Netzen und linearen Modellen. GI Nr. 4, 2017.
- [9] Neumann et.al.: Modellbasierte Methoden für die Fehlererkennung und Optimierung im Gebäudebetrieb. Endbericht, Freiburg, 2011.
- [10] Isermann, R.: Fault-Diagnosis Systems A Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance, 2006.
- [11] Jacob, D.: Fehlerdiagnose unter unsicheren Randbedingungen. Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE, 2011.
- [12] Späth, F.: Anwendung von Data-Mining-Methoden am Beispiel von Verbrauchswerten der Hochschule Esslingen. Hochschule Esslingen, Masterarbeit, unveröffentlicht, 2020.

Literatur II

- [13] Hasselmann, M. und S. Döing: Wärmebedarfsprognose für Einfamilienhaushalte auf Basis von Künstlichen Neuronalen Netzen. Fraunhofer Institut für Umwelt-, Sicherheits- und Energietechnik UMSICHT. 2015.
- [14] Jain, R.K., Smith, K.M., Culligan, P.J. and J.E. Taylor: Forecasting energy consumption of multi-family residential buildings using support vector regression: Investigating the impact of temporal and spatial monitoring granularity on performance accuracy. Applied Energy 123 (2014) p. 168–178. 2014.
- [15] Edwards, R.E., New, J., and L.E. Parker.: Predicting future hourly residential electrical consumption: A machine learning case study. Energy and Buildings 49 (2012), p. 591–603, 2012.
- [16] Frauke G. and S. Fritsch: neuralnet: Training of Neural Networks. The R Journal Vol. 2/1, June 2010.
- [17] Kruse, R. et al.: Computational Intelligence. 2. Auflage, Springer Vieweg, 2015.
- [18] Rey, D. und K. Wender: Neuronale Netze. 2. Auflage, Verlag Hans Hube, 2011.
- [19] Hiba, J.: BIG DATA AND FIVE V'S CHARACTERISTICS. 2015. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/332230305>. [Zugriff am 05 03 2020].
- [20] Döbel, I. et. al.: Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung. Fraunhofer-Gesellschaft in Kooperation mit Forschungszentrum Maschinelles Lernen, 2018.
- [21] Contreras, I. und J. Vehi: Artificial Intelligence for Diabetes Management and Decision Support: A literature Review. 21 Mai 2018.
- [22] Gölz, M.: Aufbau eines LivingLabs (LiL) zur Steigerung der Gesamteffizienz (Eta) Hochschulgebäuden auf Basis einer datengetriebenen Raumanalyse. Sachstandsbericht, Forschungsstand Sep 2023, unveröffentlicht, Hochschule Esslingen.