

# PRAKTISCHE KI- ANWENDUNGEN

*im Bereich Real Estate*

*Business Tagung, Juni 2023*

**BDO**



# AGENDA

- ▶ Immobilienbewertung
- ▶ Mietpreisprognosen
- ▶ Optimierung der Gebäudenutzung
- ▶ Verwaltung von Vermietungsprozessen
- ▶ Wartungs-Forecasting

# GESTALTEN SIE AKTIV DEN VERLAUF DER PRÄSENTATION

## Instructions

Go to

[www.menti.com](https://www.menti.com)

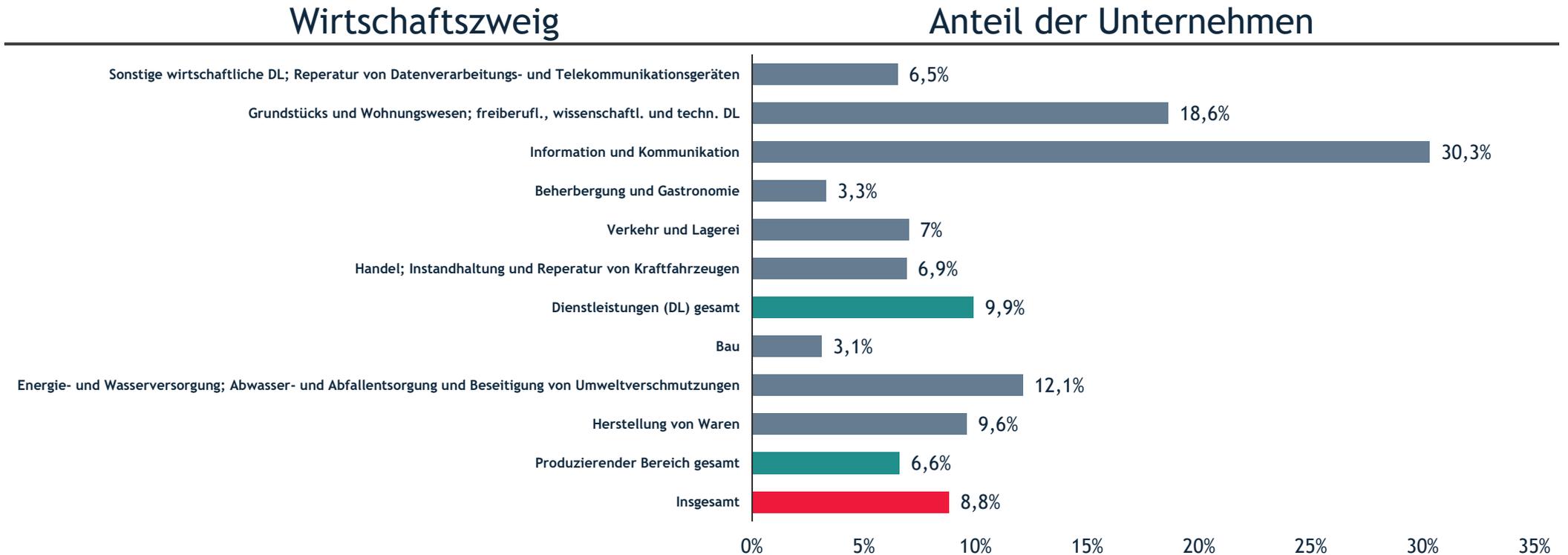
Enter the code

**6110 0988**



Or use QR code

# NUTZUNG VON TECHNOLOGIEN BASIEREND AUF KI IN ÖSTERREICH 2021 JE WIRTSCHAFTSZWEIG



1

Unter KI-Technologien wurden erfasst: Texterkennung, Datenanalyse, Prozessautomatisierung und Entscheidungshilfen, Bilderkennung oder -verarbeitung, autonom-fahrende Maschinen oder Fahrzeuge, Spracherkennung und Sprachgenerierung.

2

Jedes zehnte Unternehmen greift bereits auf KI-Anwendungen zurück.  
Rund 7 % der kleinen und 15 % der mittelgroßen Unternehmen setzen bereits KI-Anwendungen ein.  
Bei großen Unternehmen beträgt der Anteil 32 %.

3

Als Gründe gegen die Verwendung von KI-Anwendungen wurde fehlendes internes Knowhow, zu hohe Kosten, Verfügbarkeit und Qualität von Daten, rechtliche Unklarheiten und Datenschutzbedenken, ethische Bedenken, fehlender Nutzen und Inkompatibilität mit bestehenden Systemen erwähnt.

01

# IMMOBILIEN- BEWERTUNG

---

# IMMOBILIENBEWERTUNG - HEUTE

- ▶ Liegenschaftsbewertungsgesetz: Vergleichswert-, das Sachwert- und das Ertragswertverfahren
- ▶ Ziel: Ermittlung des Verkehrswertes einer Immobilie (= Preis, der bei einer Veräußerung erzielt werden kann)
- ▶ Verfahren: DCF-Verfahren (ÖNORM B 1802-2), RICS-Valuation Standards, Hedonische Bewertungsverfahren

## Methoden und Fachbegriffe

### Bewertungsmethoden

- ▶ Hedonisches Verfahren: Vergleich der Charakteristiken des Verkaufsobjektes mit ähnlichen kürzlich verkauften Objekten (z.B.: Größe des Objektes/Grundes, Lage und Nachbarschaft, Eigenschaften/Ausstattung, etc.)

### Fachbegriffe

- ▶ Valuation accuracy: Unterschied zwischen der Bewertung und des tatsächlichen Verkaufspreises
- ▶ Valuation variation: Unterschied zwischen zwei oder mehreren Bewertungen der selben Immobilie
- ▶ Valuation uncertainty: Unmöglichkeit der Bestimmung eines einzigen Wertes aufgrund des subjektiven Charakters von Bewertungen
- ▶ Valuation error: Fehler bei der Bewertung

## CONs

- ▶ Einfluss von **Klient:innen-Beziehungen** auf die Immobilienbewertung („Interpersonal valuer judgment“)
- ▶ Einfluss von **intrapersonellen Bias** auf die Bewertung (z.B.: Stereotype, Urteilsheuristiken, etc.)
- ▶ **Ankereffekt**: Die Höhe vergangener Bewertungen, des Kaufpreises oder angehenden Verkaufspreises können die Bewertung beeinflussen (vgl. Tversky & Kahnemann)
- ▶ **Kostenineffizienz** von klassischen **arbeits- und zeitintensiven Bewertungsmethoden**
- ▶ **Fehleranfälligkeit** steigt bei Bewertungen von einer Vielzahl an Gebäuden (z.B.: Bewertungen von Hypotheken-Portfolios)

# EINSATZ VON KI IN DER IMMOBILIENBEWERTUNG

*Künstliche Intelligenz wird bereits heute vielfältig in der Immobilienbewertung eingesetzt.*

## Wie kann KI in der Immobilienbewertung ua. angewendet werden?

- ▶ AVMs (“Automated Valuation Models”) unter Einsatz von Big Data Analytics, Machine Learning und künstlicher Intelligenz zur Bewertung von Immobilien
- ▶ Einsatz der AVMs ua. bei **Hypothekendarlehen**, um Hypotheken effizient und präzise zu bewerten
  - Wichtiger Schritt für ein effektives **Risikomanagement**
  - Hohe **Kosten** für eine Bewertung ohne AVMs
  - Bei hypothekenbesicherten Wertpapieren helfen AVMs die **Risikobelastung der Investitionen zu evaluieren** und ermöglichen **laufende Updates** des Portfolio-Wertes
- ▶ Berechnung der **Grundsteuer** auf Basis des Immobilienwertes, ermittelt mit der Hilfe von KI

## Wie wird KI bereits heute in der Immobilienbewertung angewendet?

- ▶ Automatisierte Bewertungsmodelle (AVMs) werden bereits in großem Umfang zur Unterstützung von **Hypothekarkrediten** und **Risikobewertungen** für hypothekarisch gesicherte Wertpapiere eingesetzt

### Praxisbeispiele

- ▶ Immoscout24 Deutschland/Österreich
  - AVMs zur Bewertung der Immobilien auf der Website
  - Als Datenverarbeiter können präzise und aktuelle Bewertungen abgegeben werden
  - Folgende Daten werden benötigt: PLZ, Größe, Anzahl Zimmer, Baujahr, Ausstattung
- ▶ On-Geo Deutschland/Österreich
  - Anbieter von Daten, Software und Services für die KI-basierte Immobilienbewertung

# IMMOBILIENBEWERTUNG - MORGEN

Was sind die Vor- und Nachteile des Einsatzes von KI in der Immobilienbewertung?

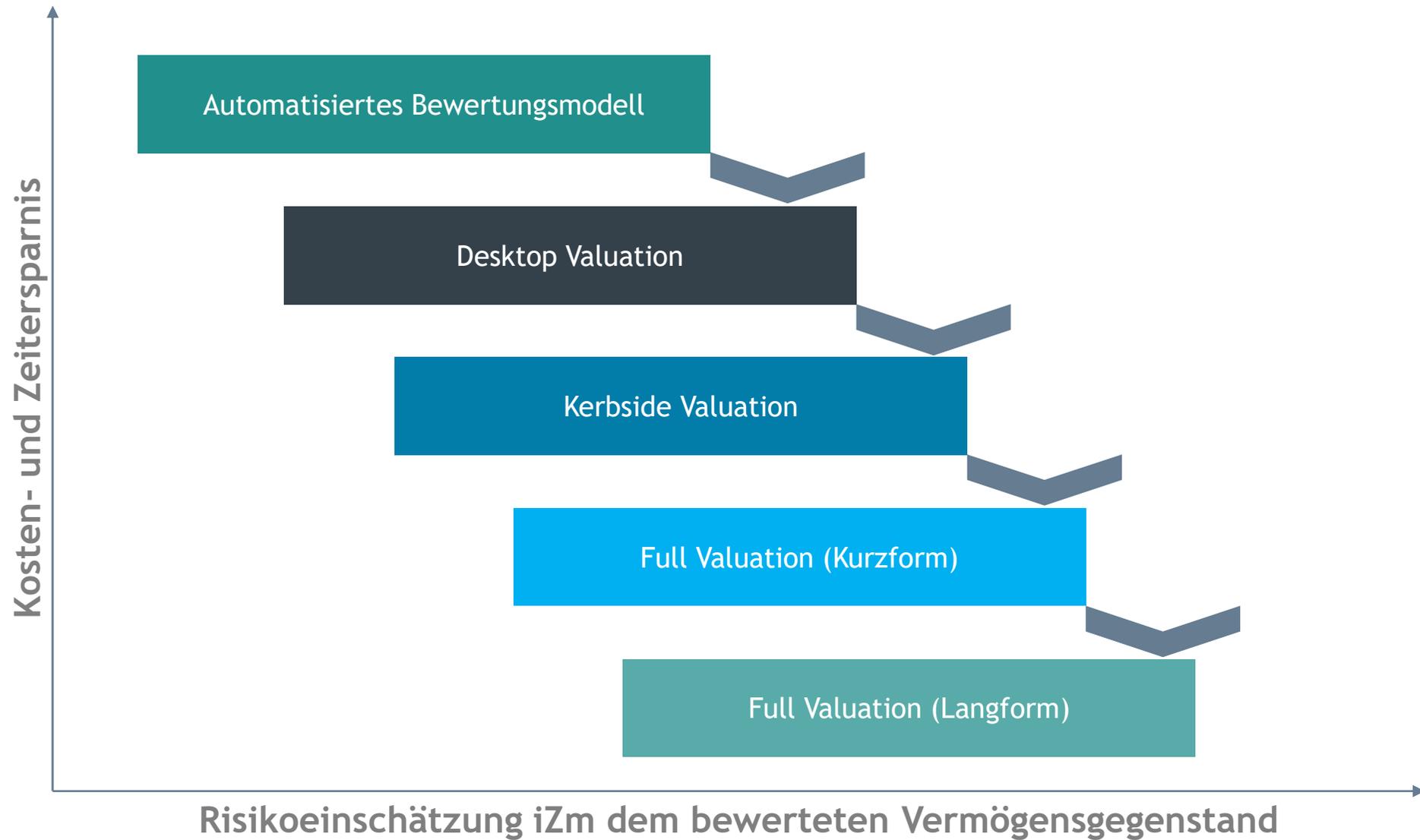
## PROs

- ▶ **Kosteneffiziente Ermittlung** präziser Bewertungen für eine hohe Anzahl an Immobilien („mass appraisal“)
- ▶ **Schnellere Transaktionsprozesse** aufgrund der vereinfachten und automatisierten Verhandlungsprozesse
- ▶ **Schnelle Ermittlung aktueller Schätzungen und Bewertungen** durch die rasche Einarbeitung der vorhandenen Daten und ggf. Marktänderungen
- ▶ **Technologie füllt Lücken**, die durch die normale Bewertung nicht erreicht werden kann - u.a. hinsichtlich **Immobilienportfolios im Wert von mehreren Milliarden Dollar**, die regelmäßig bewertet werden müssen oder wenn das **Angebot an geprüften Gutachtern die Nachfrage nach Bewertungen nicht deckt**
- ▶ **Flexible Funktionsformen** der AVMs entschärfen Probleme von statistischen Modellen betreffend stichprobeninterne Vorhersagen und garantieren daher die **Genauigkeit** der Bewertung

## CONs

- ▶ Einige **Gerichtsbarkeiten** verbieten die Verwendung von AVMs **indirekt**, in dem die **formelle Bewertung durch einen geprüften Sachverständigen vorgeschrieben** ist
- ▶ Wie andere statistischen Methoden basiert die **Schlussfolgerung auf Basis vergangener Werte** - Modelle mit KI haben daher die **Schwierigkeiten Vorhersagen betreffend künftiger Immobilienpreise zu tätigen**
- ▶ **Unsicherheiten** hinsichtlich der **Fehlerverteilung** und der **Rechenschaftspflicht** gegenüber einer Reihe von **Berufsstandards** für geprüfte Sachverständige
- ▶ Aufgrund **heterogener Immobilienmärkte** müssen AVMs auf lokaler Ebene trainiert werden
- ▶ Gewisse **qualitative Immobilienmerkmale** sind nicht in den Datensätzen integriert und werden daher nicht von den AVMs bewertet

# BEWERTUNGS-KASKADEN-MODELL



02

# MIETPREIS PROGNOSEN

---

# EINE NICHT GANZ EINFACHE FRAGESTELLUNG

*Hallo ChatGPT. Kannst Du mir bitte sagen, wie hoch die Miete für eine 75 Quadratmeter große Wohnung in einem Altbau und ohne Balkon in Wien im 3. Bezirk in den kommenden fünf Jahren sein wird?*

 Hallo! Als KI-Modell habe ich **keinen direkten Zugriff auf Echtzeitdaten** oder die Fähigkeit, zukünftige Ereignisse vorherzusagen. Daher kann ich Ihnen **keine genauen Informationen über die Mietpreise** für eine bestimmte Wohnung in den kommenden fünf Jahren geben. Mietpreise können von **verschiedenen Faktoren** abhängen, wie der **Lage, dem Zustand des Wohngebäudes, der aktuellen Marktsituation, der Nachfrage und anderen variablen Faktoren**.

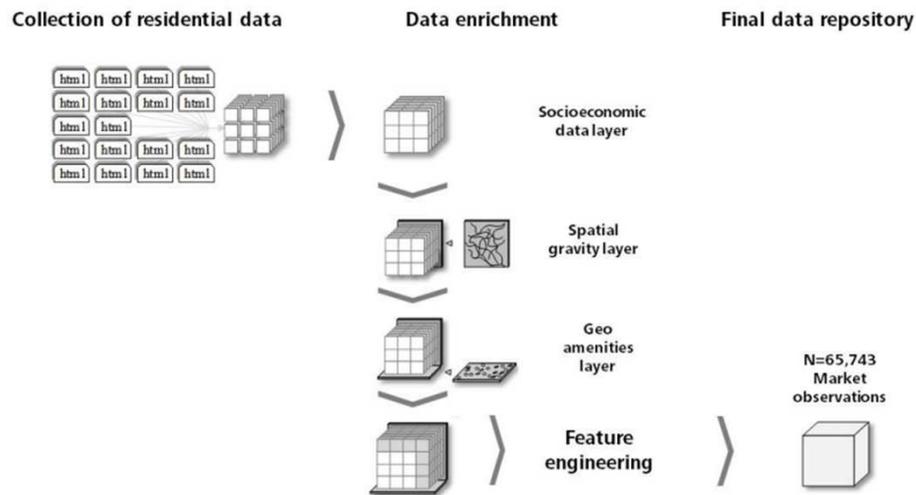
Um eine Vorstellung von den aktuellen Mietpreisen in Wien zu erhalten, empfehle ich Ihnen, verschiedene **Immobilienportale, lokale Anzeigen oder Immobilienmakler** zu konsultieren. Diese können Ihnen aktuelle Informationen über die Mietpreise in Ihrer gewünschten Gegend geben.

Außerdem kann es hilfreich sein, die Entwicklung des Wiener Immobilienmarktes im Auge zu behalten, da sich die Mietpreise im Laufe der Zeit ändern können. Das **Statistische Amt der Stadt Wien oder andere Immobilienberichte** können Ihnen Informationen über den **allgemeinen Trend** der Mietpreise in Wien liefern.

Es ist wichtig zu beachten, dass **Mietpreise stark variieren** können und von vielen Faktoren abhängen. Eine professionelle Beratung von einem Immobilienexperten vor Ort kann Ihnen helfen, genaue Informationen zu erhalten, die Ihren spezifischen Anforderungen entsprechen.

# EIN EMPIRISCHER EINBLICK (I / II)

**Figure 3.1: Extraction-Load-Transform Process for Estimating Hedonic Market Models**



**Table 3.1: Descriptive Statistics of the MLS Data**

| Variable name              | Unit       | Spatial reference | Source     | Mean      | Median    | SD       | Min       | Max       |
|----------------------------|------------|-------------------|------------|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|
| Living Area                | sqm        | Apartment         | Portfolio  | 76.49     | 71.00     | 36.49    | 10.00     | 435.00    |
| Age relative to 2017       | Integer    | Apartment         | Portfolio  | 42.36     | 41.00     | 33.84    | -2.00     | 118.00    |
| Centroid ZIP               | km         | Distances         | Google/OSM | 0.60      | 0.53      | 0.38     | 0.00      | 2.43      |
| Centroid NUTS              | km         | Distances         | Google/OSM | 4.62      | 4.57      | 2.08     | 0.22      | 12.33     |
| Rent                       | EUR/p.m.   | Apartment         | Portfolio  | 1,238.00  | 1,079.34  | 721.82   | 123.97    | 10,764.00 |
| Number of households (HH)  | HH/ZIP     | ZIP               | GfK        | 11,423.00 | 11,768.00 | 3,305.76 | 1,860.00  | 16,978.00 |
| Household purchasing power | EUR/HH/ZIP | ZIP               | GfK        | 59,855.00 | 58,849.80 | 5,501.76 | 46,170.00 | 71,765.00 |
| Bus                        | km         | Distances         | Google/OSM | 1.14      | 0.75      | 1.10     | 0.00      | 6.20      |
| Park                       | km         | Distances         | Google/OSM | 0.79      | 0.44      | 0.92     | 0.00      | 4.75      |
| School                     | km         | Distances         | Google/OSM | 0.56      | 0.24      | 0.85     | 0.00      | 4.89      |
| Subway                     | km         | Distances         | Google/OSM | 1.44      | 0.75      | 1.67     | 0.00      | 11.76     |
| Supermarket                | km         | Distances         | Google/OSM | 0.76      | 0.35      | 1.03     | 0.00      | 5.16      |
| Bathtub                    | Binary     | Apartment         | Portfolio  | 0.54      | 1         | 0.5      | 0         | 1         |
| Built-in kitchen           | Binary     | Apartment         | Portfolio  | 0.68      | 1         | 0.47     | 0         | 1         |
| Parking lot                | Binary     | Apartment         | Portfolio  | 0.62      | 1         | 0.49     | 0         | 1         |
| Terrace                    | Binary     | Apartment         | Portfolio  | 0.18      | 0         | 0.38     | 0         | 1         |
| Balcony                    | Binary     | Apartment         | Portfolio  | 0.63      | 1         | 0.48     | 0         | 1         |
| Elevator                   | Binary     | Apartment         | Portfolio  | 0.56      | 1         | 0.5      | 0         | 1         |

*Notes:* This table reports the summary statistics comprising data from January 2013 to June 2019. Age is calculated as the difference from building age to the year 2017. All distance variables are calculated as the distance to the specific apartment in kilometers. Binary variables report whether the apartment includes a certain characteristic (1) or not (0). Rent is presented as euro per month. Information on households is reported on ZIP level. SD: standard deviation, Min: minimum value, Max: maximum value.

# EIN EMPIRISCHER EINBLICK (II / II)

## OLS - Ordinary Least Squares Regression

- ▶ Basis hedonisches Linearmodell
- ▶ Benchmark für Performancevergleich der ML-Modelle

## SVR - Support Vector Regression

- ▶ Erlaubt Flexibilität in der Definition von Fehlerkorridoren

## GTB - Gradient Tree Boosting

- ▶ Basiert auf endlich vielen Entscheidungsbäumen, welche in ihrem Mittel das finale Modell definieren

## XGB - Extreme Gradient Boosting

- ▶ Stark normalisiertes Verfahren - basierend auf gradient boosting - zur besseren Kontrolle von "Over-Fitting"

## RFR - Random Forest Regression

- ▶ Erstellung von unkorrelierten Entscheidungsbäumen basierend auf dem Zufallsprinzip

**Table 3.3: Error-based Comparison of Model Performance at Market Level**

| Error measure  | Unit         | OLS    | SVR    | GTB    | XGB    | RFR    |
|----------------|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| MAE            | EUR/p.m.     | 179.31 | 135.71 | 130.73 | 136.02 | 116.16 |
|                | EUR/sqm/p.m. | 2.34   | 1.77   | 1.71   | 1.78   | 1.52   |
| RMSE           | EUR/p.m.     | 269.81 | 216.83 | 203.62 | 217.63 | 185.82 |
| MAPE           | %            | 15.60  | 11.63  | 11.36  | 11.72  | 10.16  |
| R <sup>2</sup> | %            | 81.65  | 87.79  | 89.32  | 87.87  | 91.35  |
| ME             | EUR/p.m.     | 18.81  | 13.07  | 21.16  | 22.7   | 22.91  |
| MPE            | %            | 1.65   | 1.40   | 2.01   | 2.05   | 1.56   |
| PE10           | %            | 40.65  | 56.02  | 56.92  | 55.50  | 62.62  |
| PE20           | %            | 71.67  | 84.82  | 86.11  | 84.97  | 88.49  |
| IQR            | EUR/p.m.     | 257.14 | 176.34 | 171.47 | 180.13 | 153.84 |
| COD            | %            | -24.23 | 27.52  | 11.47  | 12.52  | 18.02  |

Notes: This table reports the error-based measurements on the predictive performance through MAE, RMSE, MAPE and R<sup>2</sup>. ME and MPE indicate over- or underestimation. PE10, PE20, IQR and COD show the dispersion. All measures are out-of-sample (test set) and are based on the calculations presented in Table 3.6 in the Appendix. Absolute values are reported in euro per month. Relative values are reported in percent.



03

# OPTIMIERUNG DER GEBÄUDE- NUTZUNG

---

# ENERGIEEFFIZIENZ VON GEBÄUDEN DURCH KI (1/2)

Empfohlener KI-Workflow zur Erhöhung der Energieeffizienz von Gebäuden.

## 1. Lernen

Vier Faktoren für die Weiterentwicklung der KI:

- ▶ Historische Daten (Sensordaten, Wettervorhersagen)
- ▶ Menschliches Verhalten (Belegung, Kommunikation)
- ▶ Simulationsdaten (Numerische und empirische Modelle)
- ▶ Trial and Error

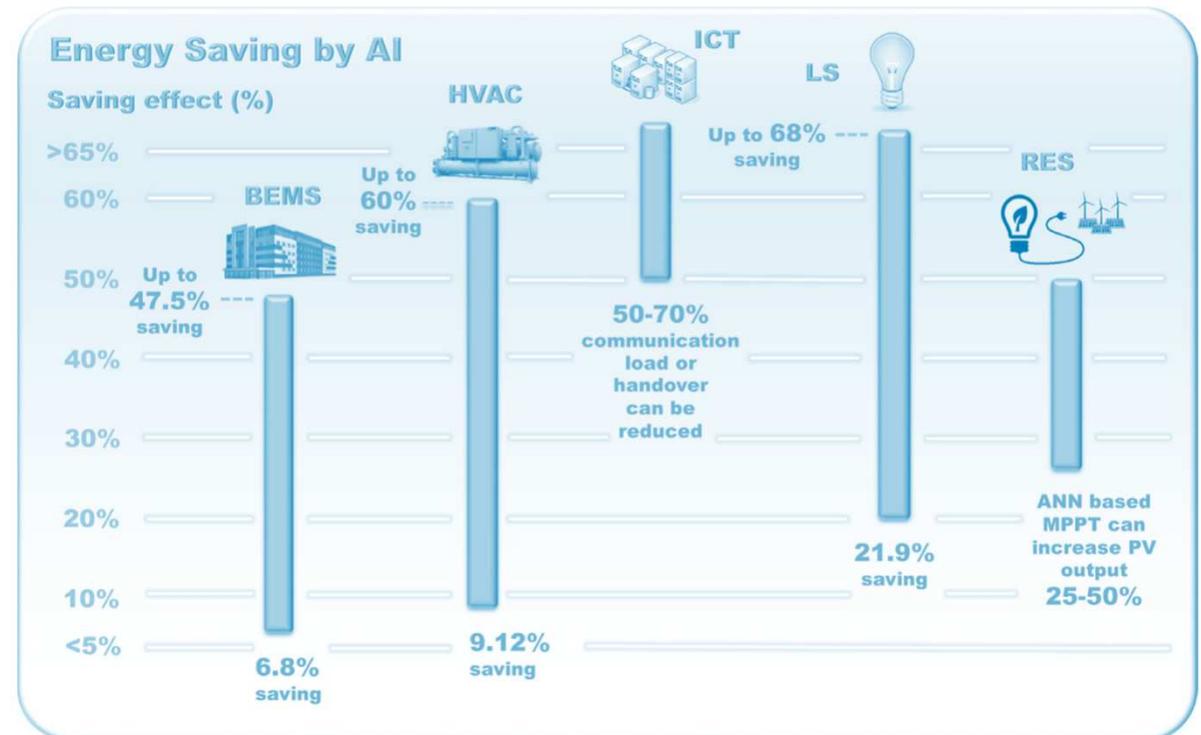
## 2. Optimieren

Der beste Weg zur Optimierung des Einsatzes der KI ist die Ansammlung von Langzeitdaten.

## 3. Kontrollieren

Möglichkeiten der KI-basierten Kontrolle der Energieeffizienz :

- ▶ Vorhersagen durch ein bestehendes Model (MPC)
- ▶ Verbesserung der Genauigkeit (Fuzzy)
- ▶ Steuerung und Verbesserung durch die Anwendung mehrerer Geräte (MACS)
- ▶ Kontrolle unbekannter Systeme durch Vorhersagen ohne bestehendes Model (MFPC)

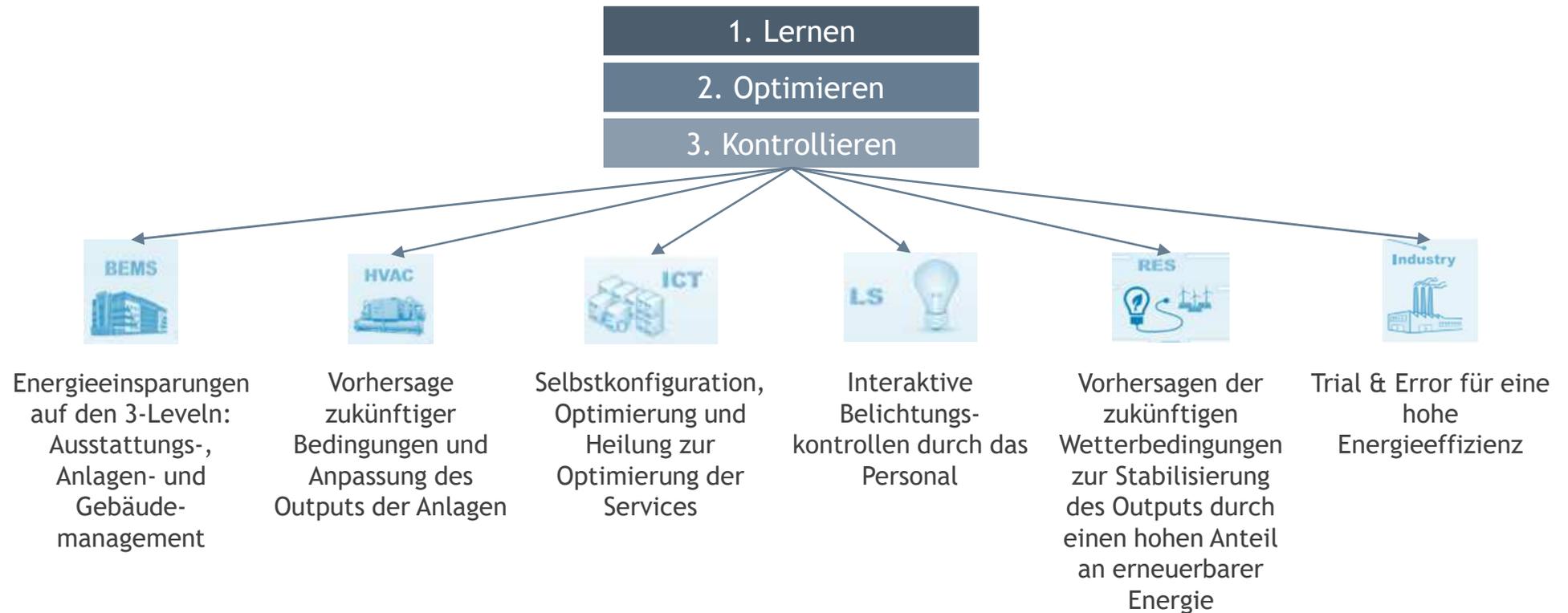


Quelle: Lee et al. (2022)

BEMS: Building Energy Management Systems  
HVAC: Heating, Ventilation and Air Conditioning  
ICT: Information and Communication Technology  
LS: Lighting Systems  
RES: Renewable Energy Systems

# ENERGIEEFFIZIENZ VON GEBÄUDEN DURCH KI (2/2)

Erhöhung der Energieeffizienz in den einzelnen Bereichen durch Anwendung des KI-Workflows



04

# VERWALTUNG VON VERMIETUNGS- PROZESSEN

---

# KI IN DER IMMOBILIENVERWALTUNG



## Automatisieren von Routineaufgaben

z.B. iZm Wohnungsübergaben/Kündigungen, Aufsetzen von Verträgen, etc.



## Optimierung des Vermietungsprozesses

z.B. bei der Kommunikation mit Mieter:innen, Auswahl der Mietobjekte



## Benutzerfreundliche Anwendungen für Mieter:innen

z.B. Kommunikation bei Schadensfällen und personalisierte Verträge



## Optimierung der Arbeitsabläufe und Anlagensteuerung

z.B. iZm erwarteter Sanierungsbedarf, Personalaufwand

Trotz vielfältiger Einsatzmöglichkeiten von KI in der Vermietung und Verwaltung von Immobilien, ergeben sich dabei noch folgende **Schwierigkeiten**:

- 
**Datenschutz und -sicherheit**  
 Schutz der Mieter:innen-Daten und Einhaltung der DSGVO durch integrierte Sicherheitsmaßnahmen.
- 
**Kosten und Komplexität**  
 Hohe Kosten für die Implementierung, laufende Updates und das Training der Mitarbeiter:innen zum Handling der Software.
- 
**Fehlende menschliche Interaktion**  
 Bei wichtigen Angelegenheiten, z.B. in Konfliktsituationen, bevorzugen Mieter:innen die Interaktion mit Menschen.



**Wird KI Ihrer Meinung nach den Beruf der Immobilienvermittlung/-verwaltung ersetzen können?**

05

# WARTUNGS- FORECASTING

---

# WARTUNGSKATEGORIEN

## ▶ Ungeplante Wartung (Run-To-Failure)

- Die Wartung findet erst nach einem Komponentenversagen statt

## ▶ Geplante Wartung (Preventive Maintenance)

- Die Wartung folgt einem festgelegten Wartungsplan (z.B. Maschinenstunden)

## ▶ Vorausschauende Wartung (Predictive Maintenance)

- Die Wartung passiert bedarfsorientiert und basiert auf einem analytischen Modell zur Echtzeitanalyse von Sensordaten



### Anwendungen im Immobiliensektor / Bausektor

Heizung, Lüftung und Klimatisierung (HLK)

Smart Cleaning

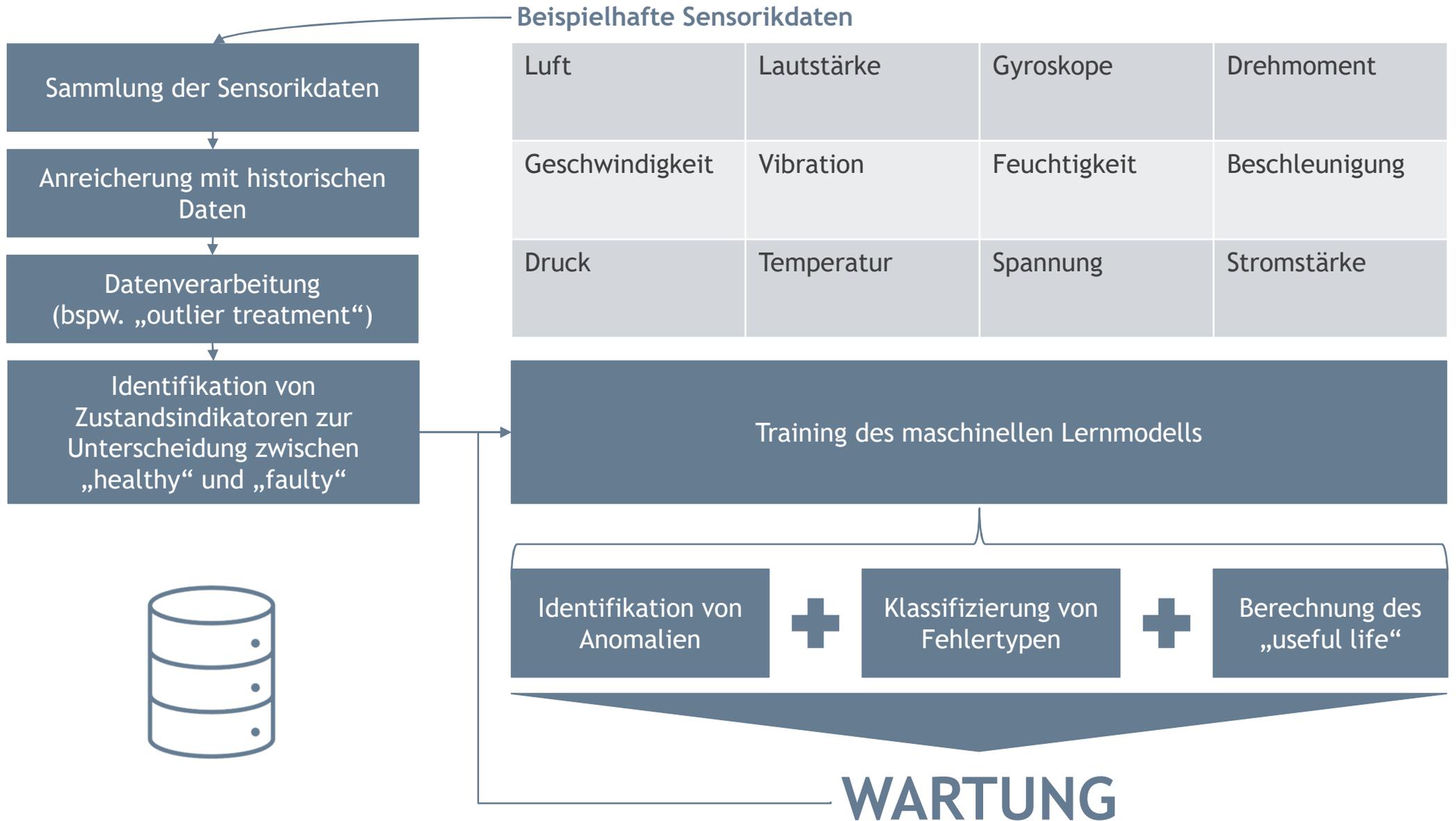
Sicherheits- und Zutrittssysteme, Beleuchtung und Beschattung

### Voraussetzungen

Hoher Digitalisierungsgrad

Extensives sektorspezifisches Knowhow

# PREDICTIVE MAINTENANCE





**WE SEARCH FOR  
GREATNESS.**