



**Universität  
Zürich<sup>UZH</sup>**

## **Abschlussarbeit**

zur Erlangung des  
Master of Advanced Studies in Real Estate

### **Automatisierte Bewertungsmodelle**

Zwischen Theorie und Praxis

Verfasserin: Vesna Eckert Brandestini  
vbrandestini@yahoo.com

Eingereicht bei: Dr. rer. publ. Universität St.Gallen, Massimo Mannino

Abgabedatum: 21.09.2020

## Inhaltsverzeichnis

1.	Abkürzungsverzeichnis .....	IV
2.	Abbildungsverzeichnis .....	V
3.	Tabellenverzeichnis .....	VI
4.	Executive Summary .....	VII
1.	Einleitung .....	1
1.1	Ausgangslage .....	1
1.2	Zielsetzung .....	5
1.3	Vorgehen .....	6
2.	Theoretische Grundlagen .....	8
2.1	Wirtschaftstheoretische Überlegungen .....	8
2.2	Definition <i>Automated Valuation Model (AVM)</i> .....	11
2.3	Bewertungstheoretische Zuordnung .....	13
2.4	Regulatorischer Rahmen .....	15
3.	Technologische Grundlagen .....	18
3.1	Grundlagen des maschinellen Lernens .....	18
3.2	Anwendung AVM .....	20
3.3	Zwischenfazit AVM Anwendung .....	26
4.	Experteninterviews .....	27
4.1	Beschrieb Methode .....	27
4.2	Entwicklungsstand und Marktreife .....	30
4.3	Beurteilung Nutzen und Limitierungen .....	34
4.4	Gesamtwirtschaftliche Implikationen .....	41
5.	Schlussbetrachtung .....	44
5.1	Fazit .....	45
5.2	Diskussion .....	49
5.3	Ausblick .....	50
6.	Literaturverzeichnis .....	51
7.	Anhang .....	54



## 1. Abkürzungsverzeichnis

API	Application Programming Interface
ASIP	Schweizerischer Pensionskassenverband
ASV	Verordnung über Anlagestiftungen
AVM	Automated Valuation Model
BIP	Bruttoinlandprodukt
BIM	Building Information Modeling
BFS	Bundesamt für Statistik
BWO	Bundesamt für Wohnungswesen
DCF	Discounted-Cashflow
EAA	European AVM Alliance
EVS	European Valuation Standards
FER	Schweizerische Fachempfehlung für Rechnungslegung
FINMA	Eidgenössische Finanzmarktaufsicht
GRETI	Global Real Estate Transparency Index
HEV	Hauseigentümerverband Schweiz
IAAO	International Association of Assessing Officers
IASB	International Accounting Standards Board
IFRS	International Financial Reporting Standards
IVS	International Valuation Standards
KGAST	Konferenz der Geschäftsführer von Anlagestiftungen
KI	Künstliche Intelligenz
KKV	Kollektivanlagenverordnung
MC	Multiple-Choice
ML	Maschinelles Lernen
OAK BV	Oberaufsichtskommission Berufliche Vorsorge
RICS	Royal Institution of Chartered Surveyors
RF	Random Forest
SBVg	Schweizerische Bankiervereinigung
SFAMA	Swiss Funds & Asset Management Association
SICAV	Investmentgesellschaft mit variablem Kapital
SVS	Swiss Valuation Standard
TEGoVA	The European Group of Valuers Association
US-GAAP	US Generally Accepted Accounting Principles

## 2. Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Bruttowertschöpfung der Immobilienwirtschaft 2017 .....	1
Abbildung 2: Entwicklung Transaktionspreise Mehrfamilienhäuser Schweiz .....	2
Abbildung 3: Performanceindizes für Renditeimmobilien (2001–2019) .....	3
Abbildung 4: Renditekennzahlen (2009–2019).....	3
Abbildung 5: Verständnis Bewertungsmodell.....	5
Abbildung 6: Betrachtungsebenen des Untersuchungsobjektes AVM.....	6
Abbildung 7: Forschungsdesign .....	7
Abbildung 8: Abweichungen vom vollkommenen Markt.....	9
Abbildung 9: Zuordnungsebenen im Bewertungs-Grundkonstrukt .....	13
Abbildung 10: Zuordnung AVMs zwischen Ökonometrie und Machine Learning .....	15
Abbildung 11: Regulatorischer Rahmen indirekter Anlagen .....	17
Abbildung 12: Lernstile des maschinellen Lernens .....	18
Abbildung 13: Überwachtes Lernen und unüberwachtes Lernen .....	19
Abbildung 14: Entscheidungsbaum-Prinzip.....	20
Abbildung 15: Daten nach räumlicher Ausdehnung .....	22
Abbildung 16: Generalisierbarkeit Modell.....	24
Abbildung 17: Random Forest Modell.....	25
Abbildung 18: Verteilung der Abweichungen.....	25
Abbildung 19: Einsatz ML-basierter AVMs im Unternehmen der Experten.....	30
Abbildung 20: Gegenwärtiger Einsatz AVMs nach Bewertungssegmenten.....	31
Abbildung 21: Zukünftiger Einsatz AVMs nach Bewertungszwecken.....	32
Abbildung 22: Einstufung des Reifegrads der Daten- und Digitalstrategie .....	33
Abbildung 23: Vergleich AVM und DCF .....	35
Abbildung 24: Beurteilung der Chancen automatisierter Bewertungsmodelle .....	36
Abbildung 25: Limitierungen und Herausforderungen ML-basierter AVMs .....	38
Abbildung 26: Übereinstimmung Modellleistung und regulatoriver Rahmen .....	47
Abbildung 27: Vergleich der Volatilität der Modelle .....	60
Abbildung 28: Vergleich der Genauigkeit der Modelle .....	60

**3. Tabellenverzeichnis**

Tabelle 1: Übersicht der Interviewpartner.....	28
--	----

#### 4. Executive Summary

Wie können die technologischen Fortschritte der Datenwissenschaft allgemein und konkret die Nutzbarmachung von Echtzeitdaten auf die Bewertungspraxis angewandt werden? Die vorliegende Arbeit untersucht die möglichen Auswirkungen zunehmender Objektivierungs- und Automatisierungsbestrebungen im Rahmen der Bewertungspraxis. Vor dem Hintergrund der Leitfrage, inwiefern Automated Valuation Models (AVMs) zu erhöhter Transparenz und Agilität im Immobilienmarkt beitragen, liegt der Fokus auf den Chancen und Herausforderungen von AVMs im Kontext von Immobilien-Investitionstätigkeiten institutioneller Anleger. Es wird geprüft, unter welchen Bedingungen sich AVMs auf weitere Objektkategorien und Bewertungszwecke anwenden lassen. Die Implementierung von Lernalgorithmen des maschinellen Lernens nimmt innerhalb des Bewertungsverfahrens mit der zunehmenden Datenverfügbarkeit und der gesteigerten Leistungsfähigkeit von Computern zu. Institutionelle Anleger versprechen sich von der zunehmenden Einführung intelligenter Systeme Informationsgewinne und in letzter Konsequenz höhere risikobereinigte Renditen. Die Weiterentwicklung automatisierter Bewertungsmodelle erfolgt im Spannungsfeld zwischen bewertungstheoretischen, technologischen und regulatorischen Kriterien. AVMs, werden nebst der Nutzbarmachung von zusätzlichen, teils in Echtzeit verfügbaren Datenquellen, aufgrund der einheitlichen Parameter und der Verringerung potentieller Stellschrauben als Alternative neben anerkannten Bewertungsverfahren geschätzt. Zur Anwendung von AVMs zu regulierten Bewertungszwecken werden die Offenlegung der verwendeten Parameter, die Nachvollziehbarkeit der Resultate und die Robustheit der Modelle abhängig des Bewertungsanlasses zum Teil vorgeschrieben. Ein nachvollziehbarer Zusammenhang zwischen Ursache und Wirkung spielt bei bewährten Bewertungsverfahren eine zentrale Rolle. Bei nichtparametrischen Ansätzen ist das allerdings nicht gegeben, da die Modelle keinen Rückschluss auf die Wertanteile der einzelnen Komponenten zulassen. Daher werden ML-basierte AVMs vor allem innerhalb bewährter und regulatorisch anerkannten Verfahren zur Modellierung einzelner Wertkomponenten eingesetzt. Die Untersuchung bestätigt, dass institutionelle Investoren davon ausgehen, dank breiterem Einsatz von ML-Technologien aus den rasant zunehmenden Datenbeständen kosteneinsparende und ertragssteigernde Erkenntnisse zu gewinnen. Sollten sich Lösungsansätze für hinreichende Robustheit und eine bessere Nachvollziehbarkeit der Modelle abzeichnen, dürfte mit einer breiteren Anwendung von AVMs für interne und externe Bewertungszwecke zu rechnen sein.

## 1. Einleitung

### 1.1 Ausgangslage

Die Wertschöpfung der Immobilienwirtschaft ist für die Schweizer Volkswirtschaft von zentraler Bedeutung. Dies belegen die neusten Daten des digitalen Atlas der Immobilienwirtschaft Schweiz<sup>1</sup> (siehe Abbildung 1). Die Immobilienwirtschaft trägt als Einzelbranche mit knapp 114 Milliarden CHF und 17 % den grössten Anteil zum Bruttoinlandprodukt (BIP) bei. Ihr Wertschöpfungsanteil ist zwischen 2011 und 2017 mit 12 % um 4 % stärker angestiegen als die Gesamtwirtschaft. Dies treibt sämtliche immobilienbezogenen Steuereinnahmen in die Höhe.

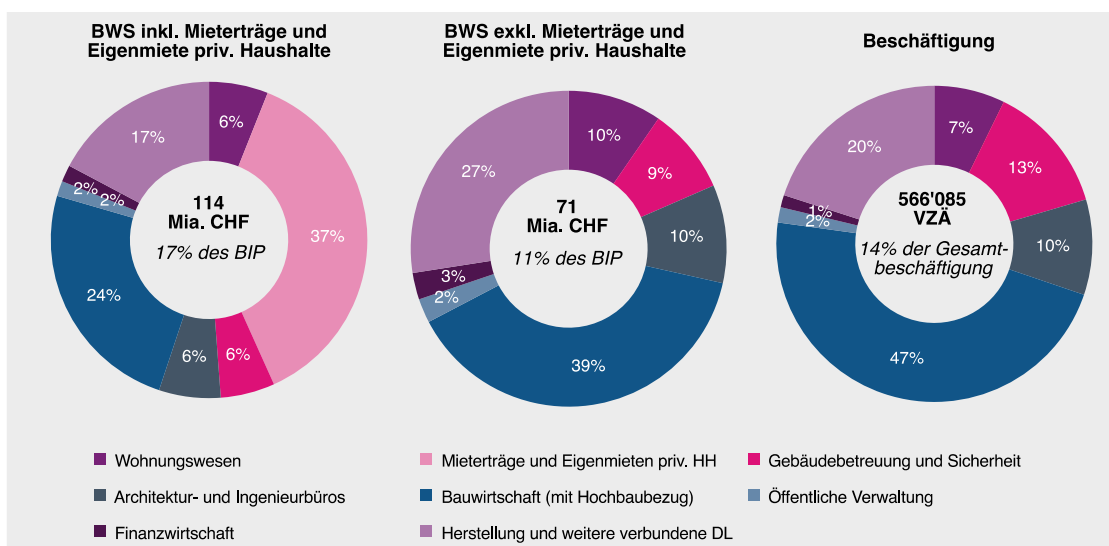


Abbildung 1: Bruttowertschöpfung der Immobilienwirtschaft 2017  
(Rütter Soccco, HEV Schweiz, BWO 2020, Seite 17)

Der Gebäudepark Schweiz umfasst 2,75 Millionen Gebäude mit einer gesamt-schweizerischen Geschossfläche von 1,05 Milliarden Quadratmetern. Dabei fällt mit zwei Dritteln der Anteil der Wohnbauten am stärksten ins Gewicht. Ihr Marktwert beläuft sich nach Angabe von Wüest Partner auf geschätzte 3'105 Milliarden CHF, das rund Viereinhalbfache des BIP. Die in den Jahren zwischen 2000 und 2017 hinzugekommenen 90'000 Gebäude sind vor allem auf Wohnbauten zurückzuführen, mit dem relativ grössten Anstieg des Mehrfamilienhausanteils. Der Wohnungsbestand umfasst rund 4,5 Millionen Einheiten (Baldegger & Nathani, 2020, S. 4–21). Das aufgeführte Zahlenmaterial, wie es seit August 2020 im *digitalen Atlas* öffentlich vorliegt, verdeutlicht zweierlei: Nebst der zunehmenden volkswirtschaftlichen Bedeutung der

<sup>1</sup> Die erste Studie «Die volkswirtschaftliche Bedeutung der Immobilienwirtschaft in der Schweiz» wurde 2014 publiziert. Die Statistik wurde um kantonale Daten erweitert und in einem «Digitalen Atlas der Immobilienwirtschaft Schweiz» online zugänglich gemacht.“ (Bundesamt für Wohnungswesen BWO, 2020) Die Zahlen beziehen sich auf das Jahr 2017.



Immobilienbranche untermauern die dynamischen Veränderungen innerhalb des Wirtschaftszweiges den gewichtigen Beitrag derselben zur Sicherung von Vermögensanlagen und Investitionstätigkeiten, zum Beispiel im Umfeld von Einrichtungen der beruflichen Vorsorge. Vor diesem Hintergrund erscheint die strukturelle Verschiebung der Eigentumsverhältnisse umso zukunftsweisender. Während im Jahr 2000 gemäss damaliger Volkszählung noch 57 % des Wohnungsbestands unter Privatbesitz fiel, ist diese Zahl zugunsten institutioneller Eigentümer im Jahr 2017 auf 49 % gesunken. Die sich abzeichnende Tendenz zu einer vermehrt institutionellen Eigentümerschaft dürfte sich, begünstigt durch das Tiefzinsumfeld und den Anlagenotstand, fortsetzen.

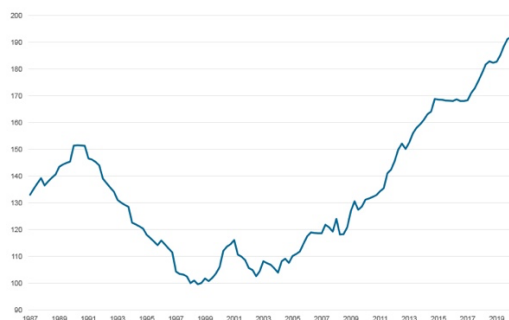


Abbildung 2: Entwicklung Transaktionspreise Mehrfamilienhäuser Schweiz (SWX IAZI Investment Real Estate Price Index / Index 100=1998)

Der seit 20 Jahren verzeichnete Anstieg der Mehrfamilienhauspreise, wie Abbildung 2 ihn verdeutlicht, geht einher mit einem Anstieg der Unsicherheiten. Parallel nimmt der europaweit höchste Immobilienverschuldungsgrad weiter zu, wie der Anstieg von 30 % seit 2011 andeutet. Knapp ein Drittel des Gesamtwertes des nationalen Immobilienbestandes wird durch Hypotheken finanziert (Baldegger & Nathani, 2020, S. 14). Die regulatorischen Vorschriften der Finanzinstitute wurden, gemäss den Richtlinien der Schweizerischen Bankiervereinigung (SBVg), betreffend Eigenmittelanforderungen und Amortisationsvorschriften verschärft.<sup>2</sup> In diesem Umfeld dürfte die Bedeutung von praktikablen Marktwertermittlungsmodellen zwecks adäquater Risikoeinpreisung für Investoren und Kreditgeber gleichermassen zunehmen. Eine aggregierte Effizienzsteigerung sämtlicher Einzelentscheide wirkt sich letztlich kumulativ auf volkswirtschaftlicher Ebene aus. Diese Hebelwirkung verlangt somit nach einer soliden Grundlage der Entscheidungsfindung. Der steigende Anteil an als Kapitalanlage gehaltenen Immobilien verschärft die Anforderung an valide Steuerungsinstrumente im Investment- und Portfoliomanagement. Der Performancevergleich, als ein grundlegendes Element bei Investitions- und Steuerungsentscheiden, stellt entsprechend hohe

<sup>2</sup> Vgl. Richtlinien für die Prüfung, Bewertung und Abwicklung grundpfandgesicherter Kredite, SBVg, 2019, welche von der FINMA als „Selbstregulierung als Mindeststandard“ anerkannt sind.

Anforderungen an die Güte der verfügbaren Zahlengrundlage, der sogenannten Benchmarks.

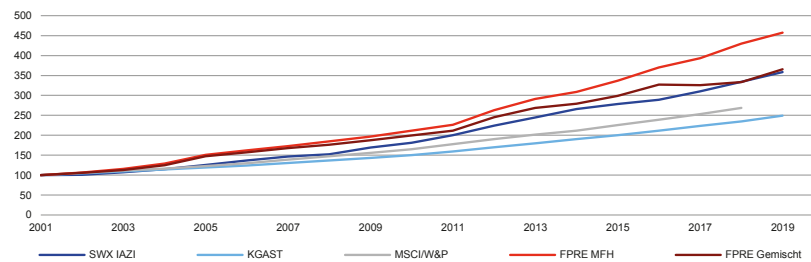


Abbildung 3: Performanceindizes für Renditeimmobilien (2001–2019)  
(Fahrländer Partner, KGAST Immo-Index, MSCI/WP Switzerland Annual Property Index, SWX IAZI IREPI)

Demgegenüber zeigen die auf verschiedenen Quellen basierenden Renditereihen in Abbildung 3 zum Teil divergierende Zahlen. Die unterschiedlichen Verläufe der Indizes lassen sich zum Teil durch als subjektiv zu bezeichnende Gewichtungen einzelner Wertkomponenten erklären. Dies impliziert konzeptionell einen Spielraum für subjektive Übersteuerung einer vermeintlich objektiven Grundlage. Daneben unterliegen die Indizes unterschiedlichen Konstruktionen. Weiter deutet die bewertungsbasierte Renditereihe der Konferenz der Geschäftsführer von Anlagestiftungen (KGAST), wie sie in Abbildung 4 über zehn Jahre aufgeführt ist, auf eine potentielle Risikounterschätzung hin. Der Immobilienwert, wie er den Renditereihen zugrunde liegt, wird von den Eigentümern über die Zyklen in der Tendenz geglättet. Vor dem langfristigen Anlagehorizont der mit Immobilien verfolgten Vermögensallokation sind die Konsequenzen der autokorrelierten Wert- und Renditeabbildungen vermutlich wenig bedeutsam. Die latenten Kosten einer Unterschätzung der annualisierten Schwankungen dürften jedoch mit der demografischen Entwicklung, dem zunehmenden Druck auf das Vorsorgekapital und der damit einhergehenden Konsolidierung der Vorsorgeeinrichtungen zunehmen (Schellenbauer, 2018, S. 21).

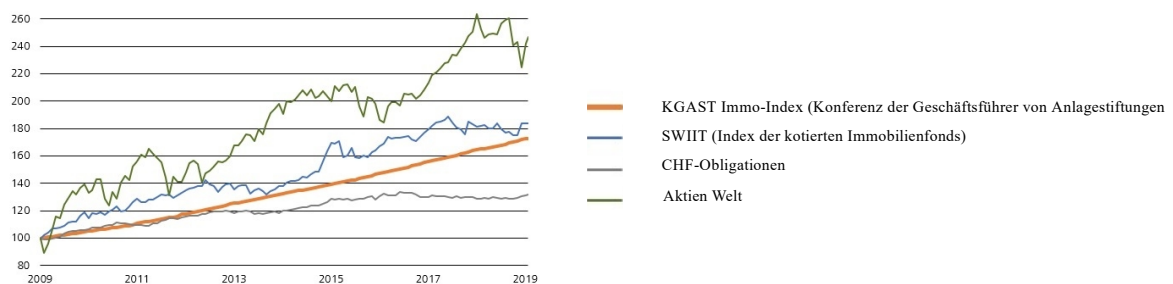


Abbildung 4: Renditekennzahlen (2009–2019)  
(Bloomberg/KGAST/Swisscanto Invest ZKB, 2019)

Die dynamische volkswirtschaftliche Dimension der Immobilienwirtschaft, die zunehmende Institutionalisierung des Gebäudeparks und die Alterung der Gesellschaft sind nur einige Elemente des nachfrageseitig bedingten stetigen Weiterentwicklungsbedarfs der Bewertungsverfahren. Angebotsseitig versprechen Fortschritte der digitalen Datenspeicherung und der entsprechenden Technologien, diesem Weiterentwicklungsanspruch Rechnung zu tragen. Parallel nähern sich auch in der Immobilienbranche die Ansätze der Leistungsmessungen im Rahmen von Anlagestrategien fast zwangsweise den quantitativeren und forschungsorientierten Ansätzen, wie sie ausserhalb der Branche in mathematikaffinen Sektoren seit längerem verfolgt werden, an. Dies zeigt sich unter anderem in den Bestrebungen, relevante Kernprozesse zu automatisieren, sowie in den digitalstrategischen Bemühungen in den Kreisen institutioneller Anleger. Wie die Zunahme der Forschungsaktivitäten darlegt, steigt auch im Immobiliensektor mit zunehmender Datenverfügbarkeit die Hinwendung zum *Machine Learning* (ML) bzw. zu ML-gestützten Technologien. So versprechen zahlreiche Forschungsberichte, dass es möglich ist mithilfe von maschinellen Lernalgorithmen, neben bekannten Ursache-Wirkungs-Zusammenhängen, auch durch auf nichtlinearen Beziehungen beruhende Muster relevante Erkenntnisse zu erlangen. Finanzinstitute und Beratungsunternehmen investieren deshalb zunehmend in die Forschung und Entwicklung solcher ML-Verfahren. Das Ziel sind schnellere, genauere und effizientere Ergebnisse durch die Analyse grosser Mengen heterogener und komplexer Daten. (Döbel et al., 2018, S. 42). Anleger versprechen sich von der Einführung intelligenter Systeme Informationsgewinne und in letzter Konsequenz höhere risikobereinigte Renditen. Die theoretisch scheinbar möglichen, genaueren und aktuelleren Wert- und Immobilienkennzahlen rücken sodann das Instrument der *Automated Valuation Models* (AVMs) ins Zentrum der vorliegenden Untersuchung. Sollten sich, durch eine Verbesserung der Modelle und eine Ausweitung ihrer Anwendung die von zahlreichen Markt- und Quereinsteigern proklamierten Mehrwerte ergeben, würde dies letztendlich zu einer gesamtwirtschaftlichen Nutzensteigerung führen – so die Theorie. Regulatorische Einschränkungen und verhärtete Anreizstrukturen innerhalb eines fragmentierten, intransparenten Immobilien- und Bewertungsmarktes dürften einer dynamischen Ausbreitung und Weiterentwicklung der AVMs jedoch im Wege stehen.

## 1.2 Zielsetzung

Die vorliegende Arbeit untersucht die möglichen Auswirkungen zunehmender Objektivierungs- und Automatisierungsbestrebungen vor dem Hintergrund der Leitfrage, inwiefern AVMs zu erhöhter Transparenz und Agilität im Immobilienmarkt beitragen. Der Fokus liegt auf den Chancen und Herausforderungen einer Verbesserung und Verbreitung von AVMs im Rahmen von Immobilieninvestitionstätigkeiten institutioneller Anleger. Es wird geprüft, unter welchen Bedingungen sich AVMs auf weitere Objektkategorien ausserhalb des Wohneigentums anwenden lassen. Wie können die technologischen Fortschritte der Datenwissenschaft allgemein und konkret die Nutzbarmachung von Echtzeitdaten auf die Bewertungspraxis angewandt werden?

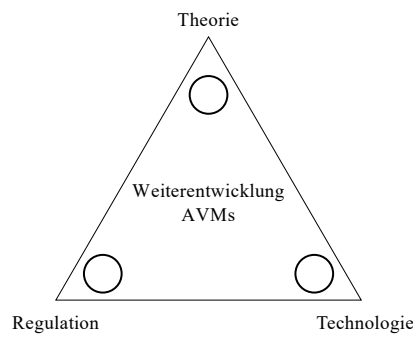


Abbildung 5: Verständnis Bewertungsmodell

Das der Arbeit zugrunde liegende Verständnis der Bewertungsmodelle erklärt Abbildung 5. Die praktische Anwendung und Evolution der automatisierten Bewertungsmodelle erfolgt und gelingt im Spannungsfeld zwischen theoretischen, technologischen und regulatorischen Kriterien. Die Wertermittlung der Immobilien als relevante Wirtschaftsgüter wird sodann als Scharnier-Funktion zwischen Privatwirtschaft, namentlich Investment- und Portfoliomanagement, und Gesamtwirtschaft angenommen. Wie übersetzen sich die theoretischen Versprechungen, über praktikabel anwendbare Instrumente in reale und wertschöpfende Prozesse? Aus dieser übergeordneten Fragestellung abgeleitet, verfolgt die vorliegende Arbeit eine dreiteilige Zielsetzung, welche anhand folgender Teilfragen erreicht werden soll:

- I. Was können automatisierte Modelle potentiell und theoretisch besser?
- II. Wie sind deren Entwicklungsstand und die Akzeptanz in der Praxis einzustufen?
- III. Wie wird sich der Bewertungsmarkt mit der Entwicklung der Modelle verändern?

Die drei Betrachtungsebenen als Bausteine der Untersuchung bauen aufeinander auf und beziehen sich auf das beschriebene Verständnis der Bewertungsmodelle (Siehe Abbildung 6). Die I. Betrachtungsebene entspricht einer technologischen Potenzialanalyse: Was können automatisierte Modelle theoretisch und modelltechnisch besser als gängige Bewertungsmodelle? Die II. Betrachtungsebene untersucht die regulatorische Kompatibilität und die Praktikabilität für eine breitere Anwendung automatisierter Modelle: Wie sind der Entwicklungsstand und die Akzeptanz der AVMs in der Praxis einzustufen? Die III. Betrachtungsebene bezieht sich auf denkbare Entwicklungs-szenarien: Wie wird sich der Bewertungsmarkt mit der Entwicklung der Modelle verändern?

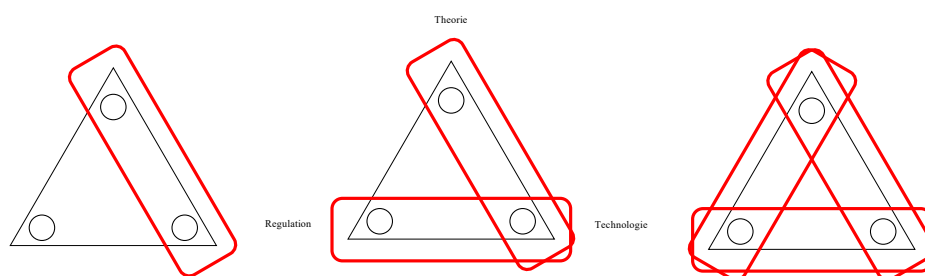


Abbildung 6: Betrachtungsebenen des Untersuchungsobjektes AVM

### 1.3 Vorgehen

Die Untersuchung erfolgt gemäss Forschungsdesign in Abbildung 6 nach folgendem iterativen Vorgehen:

*I: Literaturrecherche und theoretische Verankerung:* Der Untersuchungsgegenstand (AVMs) soll vor dem Hintergrund des beschriebenen Verständnisses mithilfe einer Literaturrecherche fachlich, bewertungstheoretisch sowie regulatorisch verortet werden. Wesentliche Merkmale des Immobilienmarktes und relevante Treiber der Bewertungspraxis werden ausserdem mithilfe von wirtschaftstheoretischen Modellen analysiert.

*II: Technologische Potenzialanalyse und Funktionsweise:* Die technologischen Grundlagen, insbesondere die des maschinellen Lernens, wie sie in den untersuchten Bewertungsmodellen zum Einsatz kommen, werden ergänzend zur Literaturrecherche von Forschungsberichten durch eine schrittweise Zerlegung und Analyse des technologischen Verfahrens nachvollzogen. Dazu wird ein repräsentatives Immobilienportfolio eines institutionellen Anlegers mittels eines im Rahmen dieser

Abschlussarbeit von der Novalytica AG entwickelten AVM bewertet. Der gewählte Bewertungsansatz und die Resultate stehen dabei nicht im Fokus der Untersuchung.

*III: Experteninterviews für Entwicklungsstand, Marktreife und Kosten-Nutzen-Analyse:*

Als Hauptteil der Untersuchung werden mit Vertretern aus Bewertungs- und Beratungsindustrie, Kreditgeschäft und Investmentmanagement Experteninterviews durchgeführt. Die aus den Zwischenergebnissen gewonnenen Erkenntnisse sollen durch diese explorative Methode validiert, ergänzt und verdichtet werden. Letztlich münden die Erkenntnisse aus den drei Teilschritten in eine Beantwortung der Forschungsfragen.

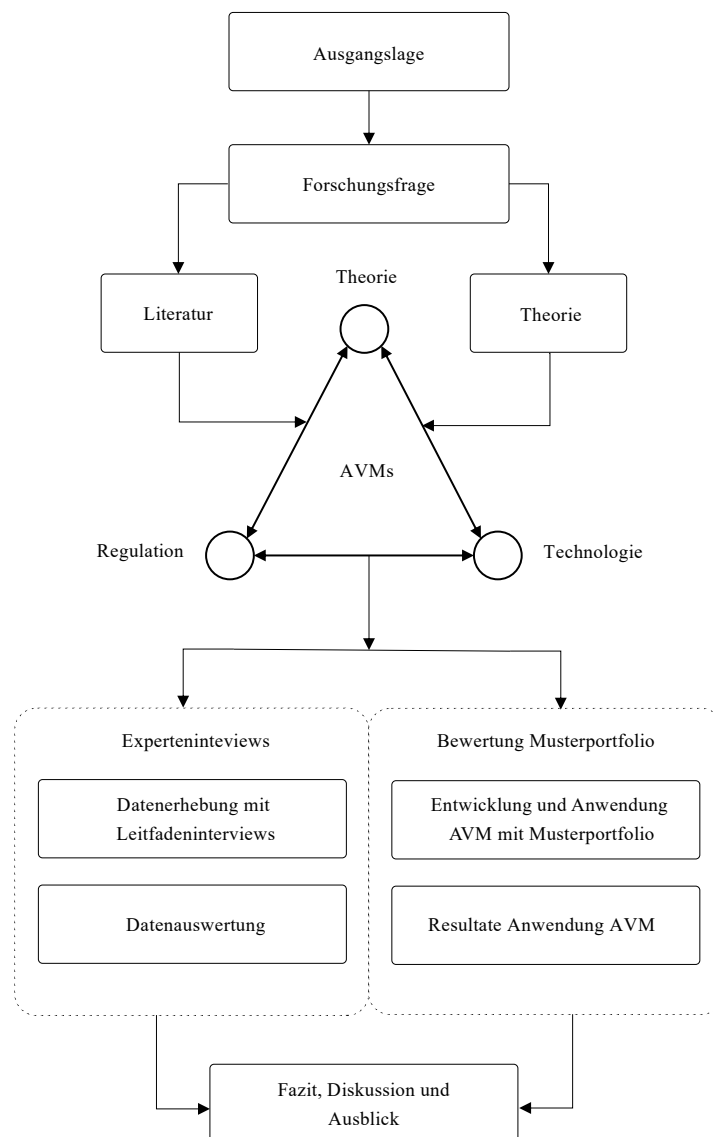


Abbildung 7: Forschungsdesign

### *Abgrenzung:*

Aufbauend auf dem skizzierten Verständnis der Bewertungsfunktion im Spannungsfeld zwischen bewertungstheoretischen Ansätzen, regulatorischen Rahmenbedingungen und technologischen Möglichkeiten verzichtet die Arbeit auf eine ausführliche Wiedergabe der einzelnen Eckpfeiler. Die automatisierten Bewertungsmodelle werden aus ökonomischer Sicht betrachtet. Die Modelltypen und Algorithmen des maschinellen Lernens werden nur so weit erörtert, als dies im Rahmen der übergeordneten Fragestellung notwendig erscheint.

## **2. Theoretische Grundlagen**

### **2.1 Wirtschaftstheoretische Überlegungen**

Das vorliegende Kapitel behandelt zwei als relevant eingestufte Treiber neuer Immobilienbewertungsverfahren. Dies ist zum einen der erhöhte Anspruch an Transparenz, welcher einhergeht mit der Überwindung asymmetrischer Information, und zum anderen die gesteigerte Datenverfügbarkeit, wie sie durch technologische Entwicklungen wertschöpfend verwertet werden kann. Dazu werden Kernbefunde aus der Literaturrecherche mit wirtschaftstheoretischen Modellen verknüpft.

#### *Transparenzanspruch im Immobilienmarkt*

Der Immobilienmarkt weicht mehrfach vom wirtschaftstheoretischen Ideal eines vollkommenen Marktes ab. Die Bedingungen für ein reibungsloses Funktionieren der Preisbildung werden durch die Besonderheiten der Immobilie zum einen und die Besonderheiten des Immobilienmarktes zum anderen nicht erfüllt. Wie in Abbildung 8 dargelegt, sind die im Immobilienmarkt gehandelten Güter entgegen der Voraussetzung nicht homogen. Es bestehen zwischen Anbietenden und Nachfragenden sowohl sachliche, räumliche und zeitliche als auch individuelle Präferenzen, die Marktteilnehmer sind nicht vollständig informiert und der Markt ist für Markteinsteiger nicht frei zugänglich (Cezanne, 1999, S. 153). Ein Abweichen von den Prämissen stört den idealen Preismechanismus und in letzter Konsequenz verhindert es eine effiziente Allokation der (knappen) Ressourcen (Brunetti, 2013, S. 63–65). Im Immobilienmarkt erklären sich die kritischen Abweichungen gegenüber der ‚vollständigen Konkurrenz‘ durch die Spezifika des Immobiliengutes und die damit verbundenen spezifisch endogenen Abläufe innerhalb der Immobilienteilmärkte.

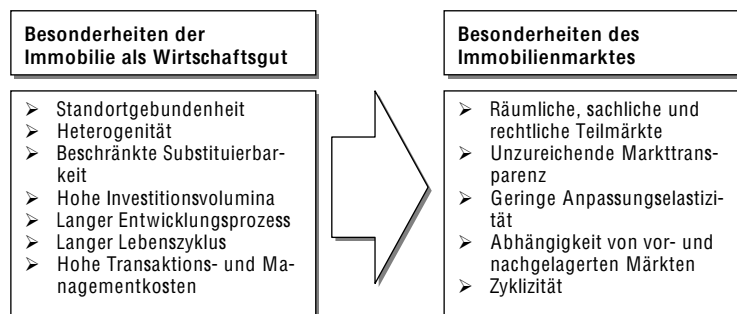


Abbildung 8: Abweichungen vom vollkommenen Markt  
(Schulte, 2000, S.37)

Die natürliche Heterogenität der Immobilien, wie sie aus ihrer Standortgebundenheit, Nutzungsvielfalt und individuellen Mietvertragsgestaltung per se gegeben ist, macht eine Vergleichbarkeit der potentiellen Investitionsgegenstände schwierig. Die fehlende Vergleichbarkeit der Preise verleiht angebotsseitig einen erhöhten Spielraum zur Preissetzung. Bewusste Individualisierung und zielgruppenorientierte Steuerung der Immobilienprodukte verschärfen die Abweichung zum wirtschaftstheoretisch idealen, homogenen Gut weiter. Die Immobilienbewertung als Dreh- und Angelpunkt innerhalb des Marktgeschehens profitiert letztlich im selben Mass von der teils natürlichen, teils künstlichen Heterogenität. Die vorherrschende Trägheit der Marktstrukturen erklärt sich so zumindest teilweise durch die Anreizstrukturen der Marktakteure. Daneben führen weitere endogene Faktoren wie zeitliche Verzögerungen zwischen dem Eintritt eines Ereignisses und seinen Folgen zu einer eingeschränkten Dynamik der Preisfestsetzung im Immobilienmarkt (Haase, 2011, S. 25). Eine im Mittel nur jährliche Bewertung der Portfolios untermauert diese Verzögerungen innerhalb eines inhärent trägen Preismechanismus. Exogene, makroökonomische Einflussfaktoren, wie unter anderem Veränderungen des Zinsniveaus, des Zuwanderungssaldos und der Beschäftigungsstruktur, wirken somit doppelt verzögert auf die Wirkungszusammenhänge zwischen Ursache und Preisreaktion ein. Die aktuelle Wirtschaftsentwicklung, die fiskalischen und politischen Rahmenbedingungen und vor allem die sprunghafte Zunahme von Markteinwirkungen verlangen hingegen nach gesteigerter Auseinandersetzung mit Zyklizität und einem Vorwegnehmen möglicher Stressszenarien innerhalb der Immobilienmärkte. Die beschriebene Trägheit der Preisabbildung verschärft sich durch tieffrequente Bewertungsintervalle, welche die Grundlage sämtlicher Indexreihen darstellen. Eine latente Unterschätzung der Volatilität und eine inadäquate Risikoeinpreisung sind die Folge. Eine kontinuierliche Preisfestsetzung als Resultat aus Nachfrage und Angebot kann weiter aufgrund des zum Teil geringen Handelsvolumens



nicht direkt beobachtet werden. Die Bewertungen und Preise geben folglich die relevanten werttreibenden Komponenten nicht wieder. Der Immobilienmarkt ist somit intransparent und ineffizient (Haase, 2011, S. 23). Vor diesem Hintergrund versprechen sämtliche Bestrebungen zur Informationsgewinnung eine Abhilfe der preisverzerrenden Intransparenz. Solche Bemühungen nehmen mit der Forderung nach Transparenz zu. Die Zielsetzung der öffentlichen Hand, im Rahmen der Open-Government-Data-Strategie<sup>3</sup> freien Zugang zu maschinenlesbaren Verwaltungsdaten zu gewähren, trägt dieser Forderung Rechnung. Gemäss der vom Bundesrat verabschiedeten Strategie sollen sämtliche Daten frei, ohne wesentliche rechtliche, finanzielle oder technische Einschränkungen genutzt, verarbeitet, ausgewertet und weitergegeben werden dürfen (OGD-Strategie Bund, 2019, S. 880).

Regulatorische Vorschriften fordern vermehrt das öffentliche Ausweisen immobilienbezogener Informationen. Vor diesem Hintergrund stellen auf einheitlichen Parametern basierende Ermittlungen von Immobilienwerten einen Beitrag zu mehr Transparenz dar und datengestützte AVM tragen zur Gleichverteilung relevanter Information bei. Angesichts des wachsenden Drucks auf Investoren sollte sich die Transparenz im Immobilienmarkt weiter erhöhen, sodass Immobilien als Anlageklasse mit anderen Anlageklassen konkurrieren können. Die Institutionalisierung, Globalisierung und Verbriefung innerhalb der Anlageklasse hat in den letzten Jahren bereits eine Steigerung der Transparenz bewirkt. Ein wichtiger Treiber für mehr Transparenz der Immobilienmärkte ist die zunehmend verfügbare Menge an Immobiliendaten, die heute aufgrund der zunehmenden Verbreitung von immobilientechnischen Plattformen, digitalen Werkzeugen und ML-Technologien zur Verfügung stehen. Insbesondere ML-Anwendungen, die das Bedürfnis nach Transparenz adressieren und effizientere Methoden für Investitions- und Steuerungsaktivitäten ermöglichen, tragen somit nicht nur zu einem erfolgreichen Wirtschaften im PropTech-Bereich, sondern übergeordnet zur Wettbewerbsfähigkeit des Immobilienmarktes und zum gesamtwirtschaftlichen Erfolg bei (Döbel et al., 2018, S. 42).

### *Endogene Wachstumsmodelle*

Immobiliendaten werden zunehmend zu einer zentralen Ressource im digitalisierten Immobilienmarkt. Bekannte endogene Wachstumsmodelle, wie sie im Zeitalter der wissensbasierten Wirtschaft entwickelt wurden, lassen sich auf datengetriebene

---

<sup>3</sup> Vgl. Open Government Data Strategie 2019-2023 (OGD) für weitere Ausführungen

immobilienbezogene Entwicklungen, insbesondere in Bezug auf sogenannte Plattform-Geschäftsmodelle, übertragen (Ciuriak, 2018, S. 2). Das Plattform-Geschäftsmodell lässt sich vereinfacht als Tausch von Dienstleistung gegen Daten erklären (beides in der Regel kostenlos). Aufgrund des nachfrage- und angebotsseitigen Anreizes, die jeweils bestfrequentierte Plattform zu konsultieren, setzt ein sich selbstverstärkender Wachstumseffekt (Plattformisierung) ein. Mit der Sicherung von Marktanteilen nimmt die Erfassung hochgranularer und hochfrequenter Daten zu, und damit verbessern sich das Angebot und die Leistungslücke zu konkurrierenden Anbietern. Durch die inhärenten Skaleneffekte des Marktführers werden die von ihm angebotenen Produkte oder Dienstleistungen (zum Beispiel AVMs) mit der Zunahme der Daten seine Modellleistung verbessern und somit das beste Produkt anbieten. Denn mit Zunahme der Trainingsdaten nimmt die Rückmeldung zu, wodurch, unter der Annahme qualitativer Daten die genauesten Werte generiert werden. Ein natürliches Monopol ist die Folge. Anschliessend lassen sich die gesammelten Daten auf unterschiedlicher Stufe der Wertschöpfungskette als Daten, extrahierte Informationen oder Produkte (AVMs) verwerten. (Braesemann & Baum, 2020, S. 3–5)

## **2.2 Definition *Automated Valuation Model* (AVM)**

Verschiedene Fachverbände haben für den Begriff AVM unterschiedliche Definitionen festgelegt. Darunter befinden sich die International Association of Assessing Officers (IAAO), The European Group of Valuers' Associations (TEGoVA), die European AVM Alliance (EAA) sowie die Royal Institution of Chartered Surveyors (RICS). Es werden exemplarisch zwei der Definitionen wiedergegeben, weitere sind im Anhang 2 aufgeführt.

Die TEGoVA definiert im European Valuation Standard den Begriff wie folgt: "Automated Valuation Models (AVMs) can be defined as statistic-based computer programmes, which use property information (e.g. comparable sales and property characteristics etc.) to generate property-related values or suggested values." (EVS, TEGoVA, 2016, S. 325)

Weiter präzisiert der TEGoVA das Vorgehen und die Anwendung von AVMs wie folgt: Im Falle von Bewertungen zu Finanzierungszwecken seien Kontrollschritte durch einen professionellen Schätzer erforderlich, um den bankenaufsichtsrechtlichen Vorschriften zu entsprechen. Das zur Auswertung der Datenbanken verwendete statistische Modell solle je nach Zusammensetzung und Vergleichbarkeit (Homogenität) der Eigenschaften

festgelegt werden. Es kommen, so heisst es weiter, sowohl hedonische Methoden als auch Ansätze, die auf direkten Vergleichen der Eigenschaften beruhen, zum Einsatz (EVS, TEGoVA, 2016, S. 325–328).

Eine AVM Standards Working Group der RICS beschrieb im Jahr 2013 die automatisierte Wertermittlung wie folgt: “Automated Valuation Models use one or more mathematical techniques to provide an estimate of value of a specified property at a specified date, accompanied by a measure of confidence in the accuracy of the result, without human intervention post-initiation.” (RICS Working Group, 2013) Diese Definition hebt explizit das Nichteingreifen des Menschen und die Objektivität des Instrumentes hervor. Weiter heisst es in der jüngsten Auflage des Redbook des RICS, gültig per 2020: Es sei bei einer Bewertung keinem Bewertungsansatz und keiner Bewertungsmethode Vorrang einzuräumen, es sei denn, dies sei gesetzlich oder durch andere zwingende Vorschriften vorgegeben. Es müsse jedoch stets ein Gutachter bereit sein, den gewählten Ansatz und die gewählte Methode zu erläutern (RICS Redbook, 2020, S. 62).

Beide Verbände beziehen sich in ihren Definitionen primär auf eine statistische Methode, mit deren Hilfe für die vorhandenen Objektmerkmale ein zeitpunktbezogener Wert generiert werden könne. Ebenso ist festzuhalten, dass kein spezifischer Wertbegriff wie der Marktwert verwendet, sondern explizit auf eine Schätzung eines Wertes hingewiesen wird. Keine der Definitionen legt fest, welche Modelle und Algorithmen zur Modellierung und Bewertung verwendet werden. Eine der Definitionen weist darauf hin, dass im Rahmen einer automatisierten Bewertung kein menschlicher Eingriff erfolge und unter dieser Prämisse die Genauigkeit der generierten Werte objektiv eingeschätzt werde. Die Definitionen stützen sich auf ihr bis anhin grösstes Einsatzgebiet, nämlich die Bewertung von Wohneigentum (zu Finanzierungszwecken). Bei RICS ist aktuell ein neuer Leitfaden im Umgang mit AVMs in Bearbeitung (Knight, 2020, Korrespondenz<sup>4</sup>). Vor dem Hintergrund der rasanten Entwicklungen von AVMs, bestehe die Notwendigkeit, die mit AVMs verbundenen Chancen und Risiken, sowie die Rolle von RICS als Organisation bei der Festlegung von Standards besser zu analysieren. Dies sei unabhängig davon, ob AVMs von Bewertern als Instrument oder als eigenständiger Ansatz verwendet werde. « [...]

---

<sup>4</sup>Nach Angabe des RICS International Data Standards Director, Korrespondenz 9.9.2020

Mit den aktuellen technischen Entwicklungen (Big Data, KI) wird ihr Nutzen [bezieht sich auf AVMs; Anm. d. Verf.] jedoch zweifellos zunehmen» (RICS, 2020). Die untersuchte Anwendung der AVMs im Bereich von Renditeliegenschaften wird bei den Definitionen noch wenig berücksichtigt. AVMs werden bei einzelnen Definitionen implizit als statistisches Werkzeug beschrieben, während RICS von einem ‚eigenständigen Ansatz‘ schreibt.

### 2.3 Bewertungstheoretische Zuordnung

Theoretisch und regulatorisch stellt sich die Frage, ob AVMs sich als eigenständiger Bewertungsansatz qualifizieren. Die Zerlegung des Bewertungsverfahrens in drei Ebenen, wie es Abbildung 9 illustriert, zeigt, auf welchen Ebenen AVMs gemäss den Ausführungen zu den Definitionen innerhalb des bewertungstheoretischen ‚Grundkonstruktes‘ zu verorten sind.

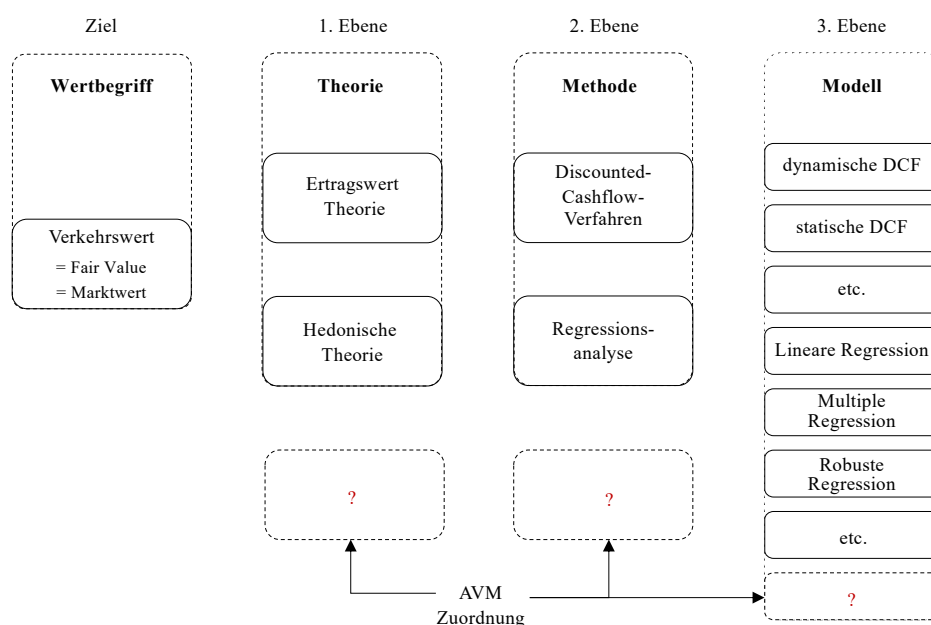


Abbildung 9: Zuordnungsebenen im Bewertungs-Grundkonstrukt

Anhand einer der gängigen Bewertungstheorien – der hedonischen Theorie – wird aufgezeigt, wie im Vergleichspreisansatz die ‚Theorie‘ bis zum entsprechenden ‚Modell‘ durchgreift. Hedonische Modelle zählen zu AVMs. Hintergrund der im Wohneigentum zu Finanzierungszwecken breit eingesetzten hedonischen Modelle bildet die hedonische Hypothese<sup>5</sup> (Theorie), welche besagt, dass die bezahlte Miete die

<sup>5</sup> „[...] setzten sich heterogene Güter aus einem Bündel von einzelnen nutzenstiftenden Eigenschaften zusammen, für die auf impliziten Märkten durch das Zusammentreffen von Angebot und Nachfrage ein impliziter Preis entsteht“. (Rosen, 1974; zit. In Haase, 2011, S. 52)

Zahlungsbereitschaft der Nachfragenden und somit deren beigemessenen Nutzen für die Summe der impliziten<sup>6</sup> Merkmale widerspiegelt. Im Umkehrschluss lassen sich die Unterschiede der Mieterträge durch unterschiedliche Zahlungsbereitschaften für unterschiedliche Standort-, Gebäude- und Mietvertragsqualitäten begründen (Haase, 2011, S. 51-52). Dieser theoretische Ansatz ‚übersetzt‘ sich im Rahmen von Immobilienbewertungen auf methodischer Ebene in der Wahl von hedonischen Modellen. Als empirische Ursachenanalyse bietet sich die multiple Regressionsanalyse als eines unter zahlreichen Modellen an. Mit ihrer Hilfe lassen sich sodann die Wirkungszusammenhänge zwischen mehreren unabhängigen Variablen darstellen, um schliesslich eine Vorhersage der abhängigen Variablen zu berechnen (Uter, 2018, S. 10). Der nachvollziehbare Zusammenhang zwischen Ursache und Wirkung spielt in ökonometrischen Modellen, wozu auch die hedonischen Modelle zählen, eine zentrale Rolle, während dies in der reinen Statistik und auch bei nicht parametrischen Modellen des maschinellen Lernens nicht zutrifft. Bei ML-basierten AVMs wird die Art der Abhängigkeit zwischen Wert und Qualitätsindikatoren als ‚nicht bekannt‘ angenommen. Folglich werden nach neueren Ansätzen nichtparametrische<sup>7</sup> Modelle eingesetzt, wonach die Art des Regressors unbekannt ist (Bergadano et al., 2019, S. 2). Insbesondere zur Erfassung der Beziehung zwischen Standortmerkmalen und Immobilienwert versprechen parameterfreie Modelle, die räumliche Wirkung der Lagekriterien besser abzubilden. Die Grundannahme einer unbekanntem Beziehung zwischen den Eigenschaften und dem Preis eines Gutes, impliziert eine gewisse Informationsasymmetrie zwischen Mensch und Maschine, welche im Umkehrschluss besagt, dass der Mensch erst durch den Einsatz maschineller Technologien die Unmengen an Daten in wertschöpfendes Wissen umwandeln kann. Aufgrund dieser wirtschaftstheoretischen Verankerung der automatisierten Bewertung erscheint es absehbar, dass sich mittelfristig datenbasierte AVMs als eigenständiger Ansatz qualifizieren dürften. Ob sie sich im Rahmen von externen Immobilienbewertungen zum Beispiel für Bilanzwerte durchsetzen, oder als Bestandteile zur Analyse der Wertkomponenten weiter an Bedeutung gewinnen, wird sich zeigen.

Abbildung 10 gibt die Zuordnungs-Bandbreite wieder, wie AVMs gegenwärtig eingesetzt werden. Das Spektrum reicht von ökonometrischen AVM-Ansätzen wie den

---

<sup>6</sup> Rosen (1974) bezeichnet implizite Preise im Gegensatz zum Gesamtpreis, als nicht beobachtbare Preise. Er definiert den Gesamtpreis als Informationsträger der latenten, nicht beobachtbaren Zusammenhänge zwischen dem Gut und seinen Eigenschaften. (Rosen, 1974, S. 34–55)

<sup>7</sup> Bei nichtparametrischen Modellen wird die Modellstruktur nicht von Anfang an festgelegt, sondern sie ergibt sich aus den Daten.

hedonischen Modellen bis zu jüngeren AVM-Ansätzen des maschinellen Lernens. Die vorliegende Arbeit widmet sich im nachfolgenden Kapitel einem AVM-Ansatz, welcher der Schnittmenge zwischen Datascience<sup>8</sup>, maschinellem Lernen und klassischer Statistik zuzuordnen ist.

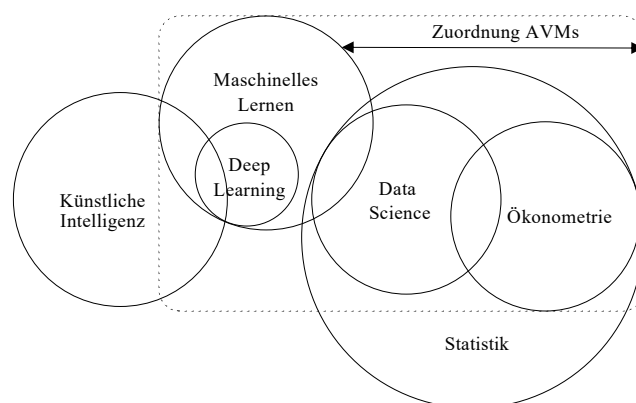


Abbildung 10: Zuordnung AVMs zwischen Ökonometrie und Machine Learning (Novalytica, 2018)

## 2.4 Regulatorischer Rahmen

Vor dem wirtschaftstheoretischen Verständnis der Bewertungsfunktion und dem Ideal einer objektiven und zeitnahen Wertermittlung des Wirtschaftsgutes Immobilie wird in diesem Unterkapitel der regulatorische Rahmen innerhalb der Bewertungspraxis aufgezeigt. Die nachfolgende Zusammenstellung bewertungsrelevanter Regeln ergibt sich aus der Schnittstelle zwischen Immobilienbewertung, regulativen Vorgaben und der Rechnungslegung. Für eine umfassende Übersicht sämtlich relevanter Gesetzesvorlagen, Verordnungen, Richtlinien und Bewertungsstandards wird auf den Swiss Valuation Standard (SVS) und weitere Ausführungen im Anhang 2 verwiesen.

### *Gesetzgebung*

Nationale und kantonale Gesetz verweisen auf den Verkehrswert, schreiben dabei aber weder Einzelheiten noch bestimmte Ermittlungsmethoden vor. Der Begriff Verkehrswert, gleichbedeutend mit dem Marktwert, ist in der Schweiz weder per Gesetz noch per Verordnung festgelegt. Der relevante Immobilienwert wird sodann vom Bundesgericht in einem Entscheid wie folgt umschrieben: „Als Verkehrswert gilt der

<sup>8</sup>„Mit Data Science wird die Wissenschaft zur Extraktion von Wissen aus Daten bezeichnet. Data Science verwendet Techniken und Theorien aus den Bereichen der Mathematik, der Statistik und der Informationstechnologie.“(Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften, ZHAW, ohne Datum)

mittlere Preis, zu dem Grundstücke gleicher oder ähnlicher Grösse, Lage und Beschaffenheit in der betreffenden Gegend unter normalen Verhältnissen verkauft werden“ (BGE 103 Ia 103).

#### *Bewertungsstandards*

Als Ausgangslage bewährter und neuer Bewertungsmethoden gelten neben dieser bundesgerichtlichen Umschreibung diverse nationale und internationale Bewertungsstandards und Rechnungslegungsvorschriften. Letztere geben vor, wie die Immobilienwerte in die Bilanzen einzusetzen sind (Canonica, 2018, S. 14). Diese Vorgaben nehmen durch die zunehmend vernetzten globalen Immobilienmärkte in der Tendenz zu. Ursächlich steht hier das Bedürfnis nach Harmonisierung, bedingt durch die fortschreitende Internationalisierung der Kapitalmärkte. Generell sind die Standards abstrakt gehalten und beziehen sich in ihren Vorgaben vor allem auf methodische Vorgehensweisen und Mindestanforderungen für die Bewertung (SVS, 2017, S. 27). Als relevante Bewertungsstandards gelten die des International Valuation Standards Council (IVSC), der TEGoVA und des in Grossbritannien beheimateten RICS.

#### *Rechnungslegungsstandards*

Die zentralen Rechnungslegungsstandards sind die US Generally Accepted Accounting Principles (US-GAAP), die International Financial Reporting Standards (IFRS) und die Schweizerische Fachempfehlung für Rechnungslegung (Swiss GAAP FER). Die Standards bestimmen, welcher Immobilienwert für welche Kategorie in die Bilanz einzusetzen ist. Auf internationaler Ebene gelten die Bilanzierungsvorschriften von US-GAAP und IFRS, wobei Erstere keine genaue Definition des Marktwertes vorgeben. Der vom IFRS definierte Marktwert für als Finanzinvestitionen gehaltene Liegenschaften wird nach dem Grundsatz eines fairen Marktwerts festgelegt, welcher besagt, dass er unter fairen Marktbedingungen, zum Zeitpunkt der Bewertung, am freien Markt zwischen wohlinformierten Parteien erzielt werden könne. Details zur Berechnungsmethode werden nicht vorgeschrieben (IFRS, IAS 40, 2016). Es wird lediglich auf die Empfehlung der IVS hingewiesen, welche zur Bewertung von Renditeliegenschaften auf die Discounted-Cashflow-Methode verweist.

#### *Swiss GAAP FER: Definition des Immobilienwerts und zulässige Bewertungsmethoden*

Als nationalen Rechnungslegungsstandard gibt Swiss GAAP FER ein verbindliches Rahmenkonzept mit verschiedenen Richtlinien vor. So regelt die Richtlinie Swiss GAAP FER 18 die in der Bilanz auszuweisenden Kategorien und Angaben über

Sacheinlagen, zu denen auch Grundstücke und Bauten zählen. Die Richtlinie Swiss GAAP FER 26 enthält die Rechnungslegungsvorschriften für die von Vorsorgeeinrichtungen gehaltenen Liegenschaften.

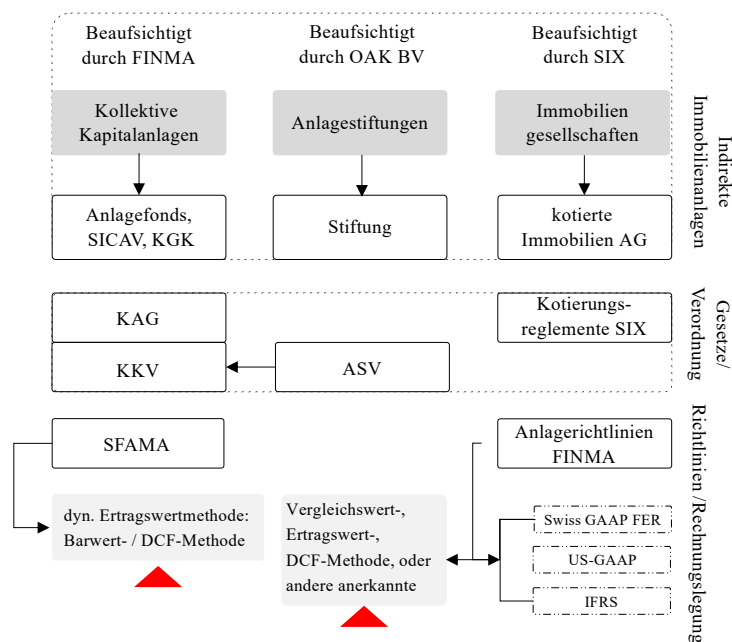


Abbildung 11: Regulatorischer Rahmen indirekter Anlagen  
(Siehe weitere Ausführungen in Anhang 2)

### Zwischenfazit zum regulatorischen Rahmen

Neben den technologischen Entwicklungen dürfte auch die Weiterentwicklung internationaler und nationaler Bewertungsstandards zu einer besseren Vergleichbarkeit und höheren Transparenz und damit zu einer höheren Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Bewertungen führen. Die Abbildung 11 gibt einen Überblick über die geltenden gesetzlichen und regulatorischen Vorschriften, wie sie betreffend Bewertung für indirekte Anlagen in der Schweiz verbindlich sind. Die DCF-Methode ist bei Renditeliegenschaften weitgehend als Best Practice anerkannt und zum Teil als anzuwendende Methode vorgeschrieben, wie zum Beispiel nach den Richtlinien der Swiss Funds & Asset Management Association (SFAMA). Bei Anlagestiftungen, welche durch die Rechnungslegungsvorschrift nach Swiss GAAP FER 26 geregelt werden, gilt grundsätzlich Methodenfreiheit, wobei die angewandte Bewertungsmethode und deren Kernelemente, zum Beispiel die Diskontierungssätze, offenzulegen sind. Im Anhang 4 werden die einzelnen Vorgaben zu den unterschiedlichen indirekten Anlagen sowie die Regelung der Finanzinstitute weiter ausgeführt.



### 3. Technologische Grundlagen

Die folgenden Grundlagen des maschinellen Lernens werden mit engem Fokus auf relevante Aspekte betreffend deren Einsatz für automatisierte Bewertungsmodelle wiedergegeben.<sup>9</sup> Das Kapitel setzt sich zusammen aus den Grundlagen des maschinellen Lernens und dem Beschrieb einer automatisierten Bewertung. Der erste Teil basiert auf unterschiedlichen Literaturquellen und Forschungsberichten. Der zweite Teil orientiert sich an einer zu Untersuchungszwecken im Rahmen dieser Arbeit vorgenommenen Bewertung der Firma Novalytica AG.

#### 3.1 Grundlagen des maschinellen Lernens

Die Implementierung von Lernalgorithmen des maschinellen Lernens zu Bewertungszwecken nimmt mit der zunehmenden Datenverfügbarkeit und der gesteigerten Leistungsfähigkeit von Rechnern zu. Grundsätzlich werden im Rahmen von AVMs maschinelle Lernalgorithmen für zwei grundlegende Anwendungsfälle eingesetzt, wie dies in Abbildung 12 dargestellt wird. Zum einen zur Voraussage von Liegenschaftswerten, namentlich der Objekt- oder Portfoliobewertung, oder aber zu Analysezwecken und Marktbeobachtungen, wobei sich diese Anwendungen teilweise überschneiden.

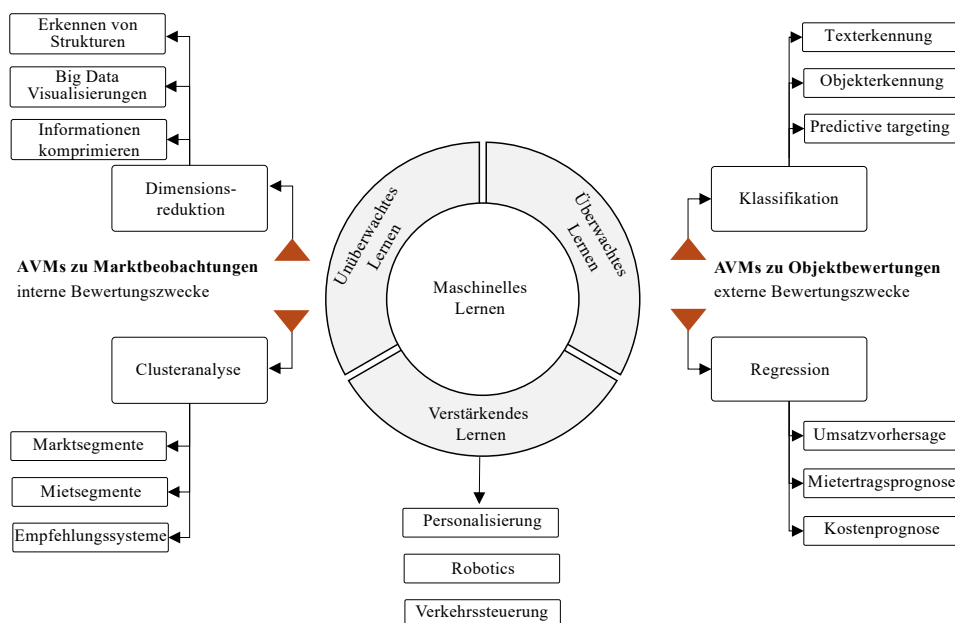


Abbildung 12: Lernstile des maschinellen Lernens  
(vgl. Datasolut, ohne Datum)

<sup>9</sup> Für weitere Ausführungen wird auf die Quelle der nachfolgenden Erläuterungen hingewiesen, unter anderem auf die Publikation: Maschinelles Lernen. Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung der Fraunhofer Gesellschaft (Döbel et al., 2018).

In beiden Fällen können durch den Einsatz von ML-Algorithmen in grossen Datenmengen sozusagen ‚versteckte‘ Muster und Strukturen erkannt werden, welche wertvolle Rückschlüsse auf den jeweiligen Untersuchungsgegenstand ermöglichen. Es gibt zahlreiche maschinelle Lernstile und Modelltypen, die sich unterschiedlich gut für verschiedene Lernaufgaben eignen. Abbildung 13 zeigt drei der grundlegenden Lernstile, wobei in dieser Arbeit im Rahmen der Objektbewertungen vor allem der überwachte Lernstil und im Rahmen von Marktbeobachtungen zudem der unüberwachte Lernstil relevant sind. Um Werte von unbekanntem Daten vorherzusagen, wie dies bei der Immobilienschätzung der Fall ist, werden mehrheitlich überwachte ML-Algorithmen eingesetzt. Dabei werden dem Algorithmus die richtigen Antworten zu den bekannten Beispielen als sogenannte *Labels* mitgeliefert. Die Labels dienen dazu, dem Lernalgorithmus die richtige Antwort zur maschinellen Zuordnung zurückzumelden. Der überwachte Lernprozess beginnt demnach mit einem Trainingsdatensatz, der von einem Algorithmus nach Mustern und Zusammenhängen durchsucht wird. Nach einem erfolgreich abgeschlossenen Lernprozess wird das trainierte Modell schliesslich dazu genutzt, für unbekannte Daten eine Voraussage zu treffen.

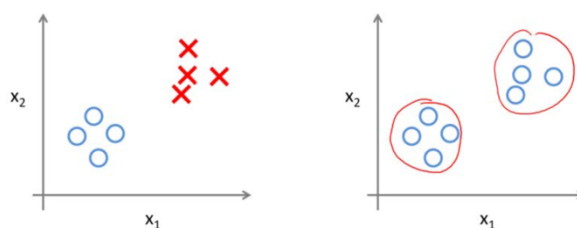


Abbildung 13: Überwachtes Lernen und unüberwachtes Lernen

(Fraunhofer IMW, 2018, S. 27)

Beim *unüberwachten* Lernen (siehe Abbildung 13) liegen hingegen keine Labels zu den Trainingsdaten vor. In den rohen Beispieldaten – meistens grosse Mengen unstrukturierter Daten – werden von entsprechenden Lernalgorithmen Unterschiede und Strukturen erkannt, wodurch sie in verschiedene Gruppen, sogenannte *Cluster*, mit ähnlichen Merkmalen aufgeteilt werden (Döbel et al., 2018, S. 46). Dieser Lernstil bietet sich im Immobilienmarkt zur Gruppierung von ähnlichen Strukturen, zum Beispiel zur Klassifizierung von Teilmärkten, an.<sup>10</sup>

<sup>10</sup> Es wird darauf verzichtet, auf weitere Lernstile wie das verstärkende Lernen einzugehen, da dies im Rahmen der Forschungsfrage nicht nötig erscheint.

Die Entwicklung eines automatisierten Bewertungsmodells erfolgt als iterativer Prozess, der mehrfach durchlaufen wird, bis in den angezeigten Ergebnissen die jeweiligen Qualitätsansprüche erreicht werden. Grundsätzlich wird ein Modell so parametrisiert, dass der Fehler der Vorhersage der bekannten Datengrundlage minimal ist. Während in einem hedonischen Modell diese minimale Abweichung in einem Rechenschritt erreicht wird, vollzieht sich dieser Optimierungsprozess bei nichtparametrischen Modellen, beispielsweise einem sogenannten «Entscheidungsbaum-Modell», über eine schrittweise Annäherung. Entscheidungsbaum-Modelle erlernen selbstständig die den Inputdaten zugrunde liegenden Abhängigkeiten, indem der Algorithmus die Varianz einer Regression zwischen jeder Kombination der abhängigen und einer unabhängigen Variable minimiert. Gemäss dem Entscheidungsbaum-Prinzip (siehe Abbildung 14) werden für jede erklärende Variable die vorhandenen Daten an einem der Knoten des Entscheidungsbaums aufgeteilt. Die Entscheidungskriterien an den Knoten können dabei nach unterschiedlichen Strategien gewählt werden. Jede der erklärenden Variablen stellt sodann einen Knoten im Entscheidungsbaum dar. Die Ebene des Knotens im Baum entspricht folglich der Abhängigkeit zwischen der erklärenden Variablen und der abhängigen Variablen. Daraus ergibt sich die Reihenfolge der Wichtigkeit der Variablen in Bezug auf die abhängige Variable.

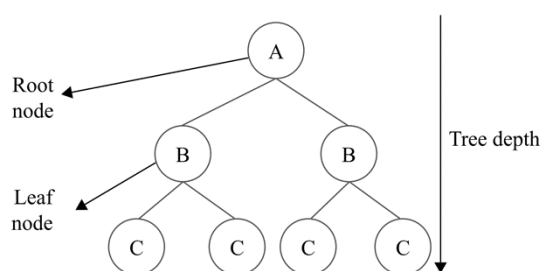


Abbildung 14: Entscheidungsbaum-Prinzip  
(Kok et al., 2017, S. 204)

### 3.2 Anwendung AVM

Nachfolgend wird ein automatisiertes Bewertungsmodell beschrieben, wie es im Rahmen dieser Arbeit von der Novalytica AG entwickelt wurde. Dabei beziehen sich die Teilschritte auf eine konkrete Bewertung eines synthetischen Immobilienportfolios, welches zwecks dieser Untersuchung von einem institutionellen Anleger zur Verfügung gestellt wurde.

### *Musterportfolio*

Die vorliegende ML-basierte Anwendung beschränkt sich auf 51 als Finanzinvestitionen gehaltene Mehrfamilienhäuser, als Auszug eines grösseren Portfolios. Es werden nur Objekte mit ausschliesslicher Wohnnutzung berücksichtigt. Das synthetische Musterportfolio umfasst Liegenschaften mit Marktwerten zwischen rund CHF 2,5 Mio. und CHF 43 Mio. Diese Angaben beziehen sich auf die Verkehrswerte per Ende 2019. Die Liegenschaften befinden sich in der ganzen Schweiz, mit einem geographischen Schwerpunkt in Zürich und den Ballungsräumen Genf, Bern oder Lausanne. Auf einen detaillierten Beschrieb der Liegenschaften muss aufgrund der vereinbarten Vertraulichkeitsvereinbarung verzichtet werden.

### *Ziel der Anwendung*

Das Ziel des Versuchs einer automatisierten Portfoliobewertung mithilfe von Technologien des maschinellen Lernens bestand primär darin, zu prüfen, ob es gelingt, mit einem Minimum an Eingabevariablen (der Adresse und der Mietfläche der Liegenschaften) ein vergleichbares Resultat wie bei einer DCF-Bewertung zu ermitteln. Aufgrund des knappen zeitlichen Rahmens wird darauf hingewiesen, dass es sich hierbei um ein Experiment handelt. Für weiterreichende Aussagen und weitere Anwendungen müssten die zugrunde liegenden Modelle weiter verfeinert und analysiert werden. Selbstverständlich könnten auch weitere Variablen der Objekte berücksichtigt werden, um die Schätzgenauigkeit zu steigern.

### *Datenerhebung*

Im vorliegenden Anwendungsfall werden aus den zur Verfügung gestellten Daten zu den Liegenschaften bewusst (gemäss dem Ziel des Versuchs) lediglich die Wohnflächen der einzelnen Objekte für die Bewertung berücksichtigt. Aus den Angaben der jeweiligen Adresse fliessen jedoch rund 160 lagespezifische Faktoren ein. Die Variablen lassen sich vereinfacht in fünf Kategorien, welche sich aus dem räumlichen Bezugsradius ergeben, unterteilen. Wie in Abbildung 15 ersichtlich, fliessen neben den makroökonomischen Daten zahlreiche wirtschaftsrelevante, soziodemographische sowie standortrelevante Daten sowohl auf regionaler (Kanton und MS-Region) als auch lokaler Ebene (Gemeinde, Hektar, Adresse) ein.

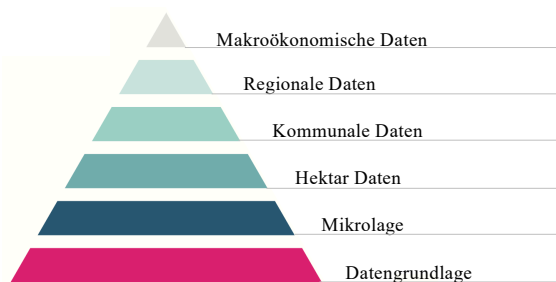


Abbildung 15: Daten nach räumlicher Ausdehnung  
(vgl. Geophy, 2019, S.10)

So fließen einerseits Daten aus konventionellen, öffentlich zugänglichen Datenquellen (BFS, SNB etc.) ein, zum Beispiel die Anzahl Beschäftigter pro Sektor, der Wohnungsbestand und die Leerstände – aufgeschlüsselt nach Wohnungsschlüssel, die Angaben zur Alters- und Haushaltsstruktur der Einwohner, die inter- und intrakantonale Binnenwanderung der Bevölkerung, das durchschnittliche Einkommen der Steuerpflichtigen, wie sie in unterschiedlichen Erhebungsintervallen vorliegen. Andererseits werden Informationen auf lokaler Ebene aus zahlreichen sogenannten «alternativen» Datenquellen berücksichtigt. Vor allem auf kleinräumlicher Ebene werden zahlreiche Angaben der Distanzen und Fahrzeiten (ÖV, MIV), Online Reviews aus diversen Quellen (Google Maps, SBB Open Data und weiteren zahlreichen Webseiten) teils in Echtzeit erhoben und aggregiert. Drittens werden mithilfe unterschiedlicher Erhebungsmethoden, unter anderem über Webcrawling<sup>11</sup>, regionale oder lokale Daten über die Anzahl Baugesuche, offene Stellen, Unternehmensgründungen und -konkurse erhoben, bearbeitet und in die Bewertung integriert. Das folgende dreistufige Vorgehen wurde von der Novalytica AG zur Ermittlung der Marktwerte der einzelnen Liegenschaften gewählt.

### *Schritt 1: Schätzung der Mietzinse*

In einem ersten Schritt werden die Mietpreise für jede Adresse in der Schweiz basierend auf einer Vielzahl von Variablen geschätzt. Als Datengrundlage der Modelle dienen sämtliche veröffentlichten Inserate von Angebotsmieten. Mit einem Trainingsdatensatz, der aus den erhobenen Daten (siehe Abbildung 16) und den Angebotsmieten aus den veröffentlichten Inseraten besteht, wird das Modell trainiert, um anschliessend damit den Mietpreis für jede Adresse der im Musterportfolio gehaltenen Objekte zu ermitteln.

<sup>11</sup> «Ein Webcrawler [...] ist ein Computerprogramm, das automatisiert im Internet [...] gewünschte Daten aufspürt und abspeichert. [...] Webcrawler bieten eine [...] Möglichkeit, [...] öffentlich verfügbare Daten zu erheben, die nicht in aufbereiteter Form zur Verfügung gestellt werden. Sie erlauben es, Informationen auf Webseiten automatisiert und regelmässig abzufragen und in einer strukturierten Form zu speichern.» (Thürlimann für Datahouse, o.J.)

Zur Modellierung der Mietpreise werden bewusst verschiedene Modelle eingesetzt: unter anderem ein hedonisches Modell, k-nearest neighbor, Random Forest, Support Vector Machines, Gradient Boosting Machine und XGBoost, um die jeweils systeminhärenten Unsicherheiten und Systemrisiken der einzelnen Modelle zu minimieren. Anschliessend wird aus den verschiedenen Resultaten der Durchschnitt der modellierten Mietpreisprognosen verwendet. Für Ausführungen zu der Spezifika der einzelnen Modelle wird auf zahlreiche Forschungsberichte, welche unterschiedliche Modellklassen systematisch verglichen haben, verwiesen, da weitere Ausführungen den Rahmen dieser Arbeit sprengen würden.<sup>12</sup>

### *Schritt 2: Schätzung der Bruttorenditen*

Basierend auf Daten aus den veröffentlichten Geschäftsberichten von Immobilienfonds und Anlagestiftungen (Datenquelle: Alphaprop, 2020) werden in einem zweiten Schritt regional erzielte Bruttorenditen als Labels ermittelt. Anschliessend werden diese Bruttorenditen mit einer Vielzahl von Variablen für jede Gemeinde und für jedes Quartier mit den oben aufgeführten Modellen geschätzt. Wie bei der Ermittlung der Mietzinse wird auch bei der Schätzung der Bruttorendite jeweils der Durchschnitt der modellierten Werte zur weiteren Berechnung verwendet.

### *Schritt 3: Schätzung der Marktwerte*

Mit den zur Verfügung stehenden Flächenangaben zu den einzelnen Liegenschaften werden in einem dritten Schritt die totalen Mieterträge für jedes Objekt aus der Multiplikation der Fläche mit dem Mietpreis berechnet. Dabei wird jeweils ein struktureller Leerstand, welcher sich am Leerstand innerhalb der Gemeinde des jeweiligen Objektes orientiert, einbezogen. Zuletzt wird aus der geschätzten Ist-Miete (Mietzinsschätzung – Leerstand), geteilt durch die Bruttorendite, der Marktwert ermittelt.

### *Modellentwicklung und Optimierung*

Die Leistungsfähigkeit des trainierten Modells hängt zu einem grossen Teil von der Qualität der Inputdaten ab. Sogenannte Rohdaten sind oftmals ungeeignet, um das Modell zu trainieren. Daher müssen die Daten erst integriert und bereinigt werden. Die Bereinigung erfolgt zum einen durch Entfernen der Ausreisser und zum anderen durch Ergänzen fehlender Daten. Die Herausforderung besteht darin, die Daten aus den

---

<sup>12</sup> Vgl. (Wainer, 2016, S. 24) und (Mayer et al., 2019, S. 134–147)

unterschiedlichen Quellen im System so zusammenzuführen, aufzubereiten und zu integrieren, dass sie sich qualitativ zum Trainieren des Modells eignen.

Zur Modellierung der Parameter werden unterschiedliche Modelle des maschinellen Lernens eingesetzt, welche alle mit gewissen Stärken und Schwächen verbunden sind. Grundsätzlich sind mit der Wahl des geeigneten Modelltypus jeweils eine Reihe von Trade-offs, zum Beispiel betreffend erzielbarer Schätzgenauigkeit und Robustheit der Resultate, verbunden. Diese modellinhärenten Zielkonflikte begünstigen jeweils in Abhängigkeit von der konkreten Lernaufgabe die eine oder andere Modellklasse. (Mayer et al., 2019, S. 134–147) Der vorliegende Ansatz bildet deshalb zur Ermittlung der beiden Parameter (Mietzinse und Bruttorenditen) die jeweiligen Mittelwerte der Resultate aus unterschiedlichen Modellen, um den mit einer Modellbildung immer verbundenen Unsicherheiten und Systemrisiken Rechnung zu tragen. Es wird von den angewandten Modellen hier nur repräsentativ auf eines, nämlich das bei AVMs weitverbreitete Random Forest Modell, eingegangen: Entscheidungsbäume, wie sie oben beschrieben wurden und welche die Grundlage der verwendeten Random Forest Modelle (RF) bilden, haben einige Einschränkungen. Erstens können sie ein unbegrenztes vertikales Wachstum aufweisen, bis die Knoten eine Stichprobe von nur noch einer Beobachtung beinhalten.

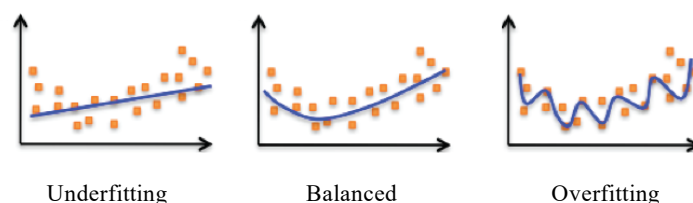


Abbildung 16: Generalisierbarkeit Modell  
(Fraunhofer IMW, 2018, S. 49)

Diese tiefen Bäume erzeugen naturgemäss sehr komplexe Modelle, die das gesamte ‚Rauschen‘ der Trainingsdaten aufnehmen. Dieser Effekt, der als *overfitting* bezeichnet wird, erzeugt Modelle, die für ungesehene Daten schlechte Vorhersagen liefern. (Siehe Abbildung 16) Zweitens sind tiefe Entscheidungsbaum-Modelle nicht robust, das heisst, bei einer kleinen Änderung in den Trainingsdaten kommt es zu einer grossen Änderung im Modell und letztlich dem Schätzwert. Sind die Entscheidungsbäume demgegenüber zu wenig tief, liefern sie weder gute Modelle noch gute Vorhersagen. Dieser Effekt wird als *underfitting* bezeichnet. (Kok et al., 2017, S. 205) Um diese beiden Einschränkungen von Entscheidungsbaum-Modellen zu überwinden, können mehrere Entscheidungs-

bäume erstellt werden, um danach deren durchschnittliche Vorhersage weiterzuverwenden. Diese Art der aggregierten Entscheidungsbäume wird als Ensemble von Bäumen bezeichnet. Eines der im Kontext von Immobilienbewertungen häufig eingesetzten Baumensembles ist das Random Forest Modell (RF), wie es in Abbildung 17 dargestellt ist und innerhalb des AVM-Versuchs vom Prinzip her eingesetzt wird.

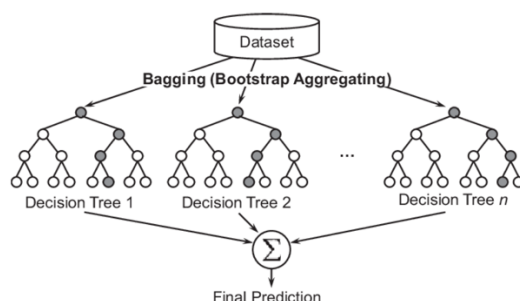


Abbildung 17: Random Forest Modell  
(Fraunhofer IMW, 2018, S.31)

### Resultate der AVM-Anwendung

Der mit dem AVM geschätzte Marktwert des synthetischen Portfolios beläuft sich auf CHF 513'058'026 – gegenüber dem Referenzwert aus der DCF-Bewertung von CHF 523'337'000, wie er per Ende 2019 dem entsprechenden Geschäftsbericht zu entnehmen ist. Dies entspricht einer Abweichung übers gesamte Portfolio von  $-2\%$ . Wie in Abbildung 18 ersichtlich, liegen auf Objektebene einige grössere Abweichungen gegenüber den DCF-Referenzwerten vor. Die durchschnittliche Abweichung liegt dabei bei CHF  $-201'549$  und einer medianen Abweichung von CHF  $-354'865$  pro Liegenschaft. Mehr als die Hälfte der Objekte wurde ausserdem tiefer bewertet als mit dem DCF-Verfahren.

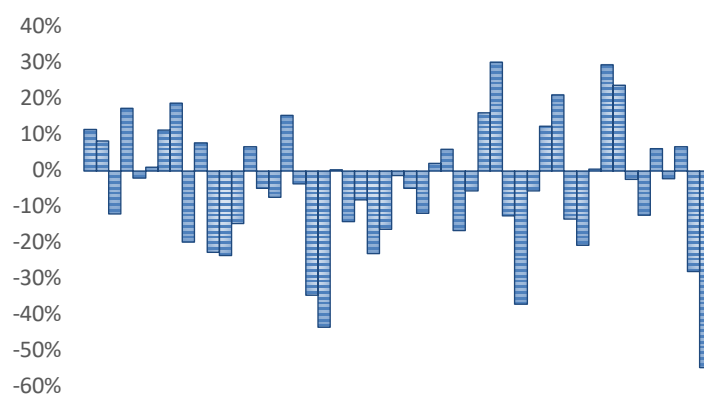


Abbildung 18: Verteilung der Abweichungen



### 3.3 Zwischenfazit AVM Anwendung

Die Anwendung bestätigt folgende Mehrwerte, welche sich aus einer Vereinheitlichung und Beschleunigung des Bewertungsprozesses zusammensetzen. Die Aussagekraft (und Objektivität) der Resultate hängt – abgesehen von einheitlichen Parametern – allerdings im Wesentlichen von einer soliden Datengrundlage (Datenmenge und -qualität) und der Generalisierbarkeit (kein under- oder overfitting) der Modelle ab. Je nach Datenlage und eingesetzten Modelltypen treten folglich auf Objektebene mehr oder weniger ausgeprägte Abweichungen auf. Ein Grossteil der Verwerfungen liessen sich im vorliegenden Anwendungsbeispiel durch eine Verfeinerung der zugrunde liegenden Modelle minimieren. Daneben könnten durch weitere Analysen der Objekte und deren spezifischen Eigenschaften, zum Beispiel Angaben zum jeweiligen Gebäudezustand, als zusätzliche Informationen im Modell berücksichtigt werden. Als Voraussetzung sollten die einflussenden Variablen der Liegenschaften tatsächlich vergleichbar sein. Generell gilt es zu berücksichtigen, dass regional die Mietflächen zum Teil unterschiedlich bestimmt werden. Bei der Datengrundlage sind jeweils die Menge und Qualität der sogenannten *Labels* einerseits und die Daten der beschreibenden und werttreibenden Standortmerkmale, zum Beispiel die Distanzen, das soziodemographische Umfeld, die Besonnung etc., relevant. Je nach Flexibilität der Modelle führen mehr dieser Daten zu genaueren Werten oder eben auch nicht. Nichtparametrische Modelle extrahieren aus den vorhandenen Daten per se die maximale Genauigkeit. Die Modellierung der Wertkomponenten mithilfe von nichtparametrischen Modellklassen (GBM, RF etc.) geht einher mit einer Zunahme Intransparenz der Resultate, da die Modelle keinen Rückschluss auf die Wertanteile der einzelnen Komponenten zulassen. Die Entscheidung, ob zur Modellierung der einzelnen Parameter ein nichtparametrisches Modell oder ein parametrisches Modell eingesetzt werden sollte, hängt von den Anforderungen an das Bewertungsergebnis ab: Gilt das Hauptinteresse dem Werteinfluss einzelner Eigenschaften auf den Gesamtwert, sind parametrische Modelle vorzuziehen. Diese Modellformen erlauben es, die Koeffizienten direkt ökonomisch nachzuvollziehen und zu interpretieren. Ein Vorteil von AVMs generell besteht darin, dass vergleichsweise niederschwellig unterschiedliche Szenarien auf ein Portfolio abgebildet werden können. Es kann unter anderem leicht geprüft werden, wie sich regionale Aufwertungen, Zonenänderungen oder grössere bauliche Massnahmen auf einen gehaltenen Immobilienbestand auswirken. Weiter kann AVM-gestützt das Potenzial einzelner Regionen zu einer zielgruppenspezifischen Positionierung und einer entsprechenden Mietzinsbestimmung im Rahmen von Projektentwicklungen beitragen.

## 4. Experteninterviews

Dieses Kapitel ist in 4 Unterkapitel unterteilt. In einem ersten Unterkapitel werden die ausgewählten Experten vorgestellt, der Aufbau des Interviewleitfadens und die Durchführung der Interviews beschrieben. Im zweiten bis fünften Unterkapitel werden die Interviewauswertungen wiedergegeben.

### 4.1 Beschrieb Methode

#### *Auswahl der Interviewpartner*

Die befragten Experten bilden einen repräsentativen Querschnitt durch den Schweizer Bewertungsmarkt. In einem ersten Schritt wurden Anbieter von Bewertungen, Daten und Modellen befragt. In einem zweiten Schritt wurden Nachfrager von Bewertungen befragt. Dabei wurden die einzelnen Experten repräsentativ für unterschiedliche Kreise institutioneller Investoren aus Kreditgeschäft, Versicherungswesen, Investment- und Portfoliomanagement ausgewählt. Als dritte Akteure wurden allgemeine Immobilienmarktexperten aus diversen Beratungsfirmen oder aus akademischen Kreisen befragt, um eine anreizneutrale Einschätzung zu den einzelnen Fragestellungen zu berücksichtigen. Bewusst wurden bei der Befragung sowohl Praktiker als auch Theoretiker miteinbezogen, um zu ermitteln, ob die Einschätzungen zwischen Theorie und Praxis divergieren. Ausserdem wurden für weiterführende Aspekte einzelne Spezialisten im Rahmen eines Teilinterviews befragt. Diese sind in der nachfolgenden Tabelle mit dem Hinweis ‚Teilinterview‘ versehen.

Die Interviews wurden zwischen dem 24.06.2020 und dem 27.08.2020 entweder per Videocall, telefonisch oder bei einem persönlichen Treffen durchgeführt. Der Interviewleitfaden wurde den Experten im Vorfeld des Interviews zur Verfügung gestellt, damit sie sich entsprechend auf das Gespräch vorbereiten konnten. Alle Interviews wurden mit Erlaubnis der Experten per Audioaufnahme festgehalten und bei der Auswertung transkribiert. Der namentlichen Erwähnung haben alle Experten zugestimmt.

<b>Akteure</b>	<b>Experte</b>	<b>Funktion</b>
Kreditgeschäft	Emanuel Roos	Leiter Immobilienmodelle, ZKB
Investment-Controlling	Oliver Kunkel	Managing Director, Bereichsleiter Asset Manager Selection & Controlling, PPCmetrics AG
Beratung	Marco Böhi	Director, Deals, Real Estate Advisory, PwC
Investment	Marcelo Cajias	Associate Director of Research, PATRIZIA AG
Beratung	Mattia Ferrini	Director, Artificial Intelligence, KPMG AG
Versicherung	Stephan Boppart	Digital Real Estate Manager, Swiss Life Asset Management AG
Beratung	Fabio Anderloni	Real Estate Data Analytics, pom+ Consulting AG
Bewertung	Roman Ballmer	Head of Hedonic Products, Mitglied der Geschäftsleitung, IAZI AG
Beratung und Forschung	Stefan Fahrländer	Partner & CEO, Fahrländer Partner (FPRE)
Daten und Analysen	Daniel Meister	CTO, Datahouse AG
Beratung und Bewertung	Ronny Haase	Partner, Wüest Partner
Analysen und Studien	Magnus Gocke Teilinterview	Themenverantwortlicher Raum- und Immobilien, Statistisches Amt Kanton Zürich
Forschung	Vahid Moosavi Teilinterview	Senior Researcher, ETH Zürich, Prof. L. Hovestadt

Tabelle 1: Übersicht der Interviewpartner

### *Aufbau Interviewleitfaden*

Die Grundlage des Interviewleitfadens bilden die in Kapitel 1 formulierten drei Forschungsfragen. Die Fragestellungen des Interviewleitfadens lassen sich in folgende Themenblöcke unterteilen:

0. Ausgangslage und Klärung der Begrifflichkeiten
1. Entwicklungsstand und Marktreife
2. Beurteilung Nutzen und Limitierungen
3. Gesamtwirtschaftliche Implikationen

Der Leitfaden ist so konzipiert, dass die Fragen zum Teil als geschlossene Fragen mit vorgegebenen Antwortmöglichkeiten und zum Teil als offene Fragen gestellt wurden. Bei den geschlossenen Fragen waren auch individuelle Kommentare und Ergänzungen möglich. Die Multiple-Choice-Fragen wurden eingebaut, um bei der Auswertung eine Gewichtung der einzelnen Teilaspekte zu erleichtern. Im Anhang ist ein repräsentativer Interviewleitfaden aufgeführt.

#### *Methode der Auswertung*

Grundsätzlich besteht die Auswertung aus zwei Teilen: erstens aus der quantitativen Auswertung der Multiple-Choice-Fragen (MC) und zweitens aus der qualitativen Auswertung der Textpassagen, die aus den transkribierten Gesprächen in einer Datei zusammengeführt wurden. Die beiden Teile werden komplementär zur Auswertung herangezogen.

Bei der quantitativen Auswertung wurden die Mittelwerte zu den Unterfragen ermittelt, um die jeweils zutreffendste Antwort zu ermitteln. Danach wurden die Standardabweichungen betrachtet, um das Mass an Übereinstimmung pro Teilfrage zu ermitteln. Bei einer grossen Bandbreite an Einschätzungen (Dissens) wurden nachfolgend die Aussagen der Befragten beigezogen. Innerhalb der qualitativen Auswertung wurden in einem ersten Schritt die Textpassagen aller Expertenaussagen gemäss dem Aufbau des Interviews und des Leitfadens zusammengeführt. Die jeweiligen Aussagen, welche die Bandbreite an Antworten aufzeigen, wurden entsprechend in Reihenfolge gebracht. Repräsentative Kernbefunde daraus wurden zusammengefasst. Parallel zur Verdichtung der Inhalte wurden die Kernbefunde zu den relevanten Treibern der weiteren Entwicklung der untersuchten Bewertungsmodelle isoliert, um auf dieser Grundalge die Forschungsfragen zu beantworten.

#### *Ausgangslage Experteninterviews und Klärung der Begrifflichkeiten*

Bei der Lektüre der folgenden Unterkapitel ist zu beachten, dass es sich um eine kleine Stichprobe, nämlich um die der 13 Interviewpartner handelt. Dementsprechend sind sämtliche Aussagen als persönliche Ansichten der Interviewpartner aufzufassen. Die folgenden Unterkapitel sind nach dem Aufbau des Interviewleitfadens gegliedert.

Um für die Interviewpartner eine eindeutige Ausgangslage zu schaffen, wurden jeweils zu Beginn des Gesprächs die zentralen Begriffe und deren Abgrenzung geklärt.

Sämtliche Begriffe rund um Machine-Learning-Technologien – dies bestätigten die Gesprächspartner – erwiesen sich als äusserst dehnbar und oft missbräuchlich verwendete Begriffe. Selbst wenn ihnen klare Definitionen<sup>13</sup> zugrunde liegen, würden sie in der Praxis weniger eindeutig gehandhabt. Entgegen der gängigen Marketingkommunikation wird von den Vertretern etablierter Beratungs- und Bewertungsfirmen die Entwicklung automatisierter Bewertungsmodelle als eine kontinuierliche beschrieben. Die Anwendung von maschinellen Lernalgorithmen im Immobilienbereich sei kein neues Phänomen, vielfach handle es sich lediglich um ein Wiederaufleben bekannter Technologien.

#### 4.2 Entwicklungsstand und Marktreife

Mit dem Ziel, eine Übersicht über die gegenwärtigen Automatisierungsbemühungen im Schweizer Bewertungsmarkt zu erlangen, wurden die Experten danach befragt, bei welchen Segmenten und für welche Bewertungszwecke gegenwärtig ML-basierte AVMs eingesetzt würden. Ferner wurde nachgeforscht, ob die Marktteilnehmer auch nachfrageseitig für eine Implikation ML-basierter Systeme digitalstrategisch gerüstet sind. An welchen Stellen besteht im Umkehrschluss noch Nachholbedarf? Die nachfolgenden Ausführungen basieren auf der Auswertung der Multiple-Choice-Fragen.

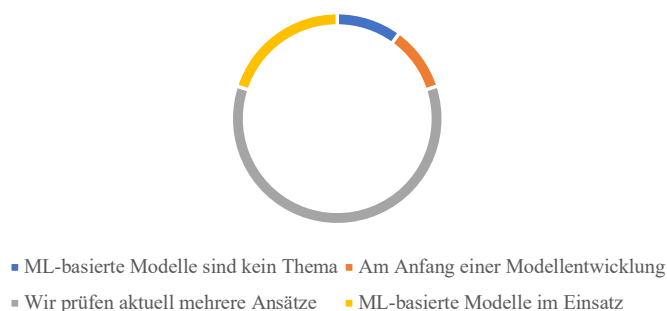


Abbildung 19: Einsatz ML-basierter AVMs im Unternehmen der Experten

#### *Sind ML-basierte AVMs im Unternehmen der Experten im Einsatz?*

Wie Abbildung 19 illustriert, setzt die Mehrheit der befragten Unternehmen entweder bereits ML-basierte AVMs zu Bewertungszwecken von Renditeliegenschaften ein, oder sie sind gegenwärtig dabei, ein solches Modell zu prüfen oder zu entwickeln. Der Entwicklungsstand ist unterschiedlich weit fortgeschritten und reicht von einer anfänglichen Evaluation mehrerer Ansätze bis hin zur konkreten Umsetzungs- und Schnittstellenbereinigung. Es wurde von den Experten auf diverse interne und externe

<sup>13</sup> Vgl. Kapitel 3.1 für weitere Ausführungen zu den Begriffen des maschinellen Lernens.

technische Evaluationen und Forschungsprojekte über unterschiedliche Ansätze und Modellklassen hingewiesen.<sup>14</sup> Zur automatisierten Bewertung von Renditeliegenschaften sind gemäss Experten grundsätzlich zwei Ansätze denkbar, wobei vor allem der zweite eingesetzt werde: erstens eine direkte Modellierung des Marktwertes aus den aggregierten Inputvariablen und zweitens eine indirekte (zweistufige) Modellierung, wobei in einem ersten Schritt die einzelnen Parameter mithilfe von ML-Technologien modelliert werden, um sie in einem zweiten Schritt zu einem Endwert zusammenzufügen. Letzteres Verfahren werde zum Beispiel im Rahmen der hedonischen Diskontsatzmodelle angewendet

*Für welche Bewertungssegmente werden AVMs bereits eingesetzt?*

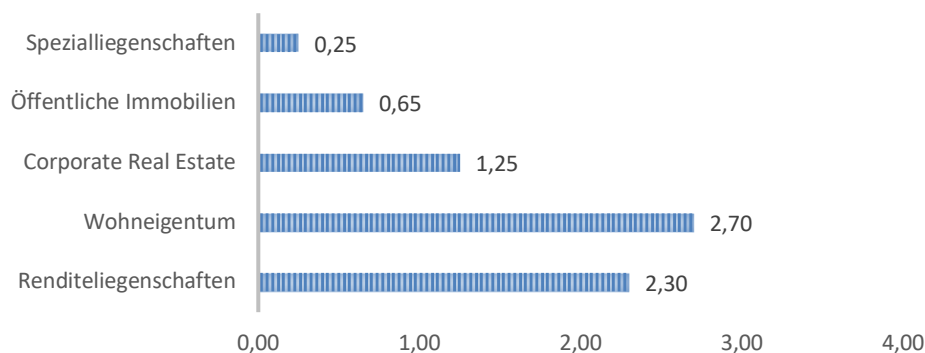


Abbildung 20: Gegenwärtiger Einsatz AVMs nach Bewertungssegmenten wobei 0 = nie, 1 = selten, 2 = gelegentlich, 3 = häufig, 4 = sehr häufig

Aus Abbildung 20 wird ersichtlich, dass gegenwärtig vor allem im Wohneigentumssegment automatisierte Bewertungsmodelle – vor allem hedonische Modelle – im Einsatz sind. Abhängig von den verfügbaren Transaktionsdaten sowie der Homogenität der Immobilien werden im Wohneigentumssegment bei Standardobjekten AVMs flächendeckend angewandt, während Spezialliegenschaften grösstenteils manuell und unter Beizug eines Experten bewertet werden. Die hohe Zustimmung bei den Renditeliegenschaftsbewertungen erklärt sich, wie im vorherigen Abschnitt ausgeführt, durch den Einsatz der hedonischen Diskontsatzmodelle, welche von den Befragten als AVMs qualifiziert werden.

<sup>14</sup> Für Ausführungen und Erkenntnisse der Forschungsprojekte vgl. Maximum Likelihood Estimation of Spatially Varying Coefficient Models for Large Data with an Application to Real Estate Price Prediction (Dambon et al., 2020) und Estimation and updating methods for hedonic valuation (Mayer et al., 2019)

*Für welche Bewertungszwecke werden AVMs künftig nachgefragt?*

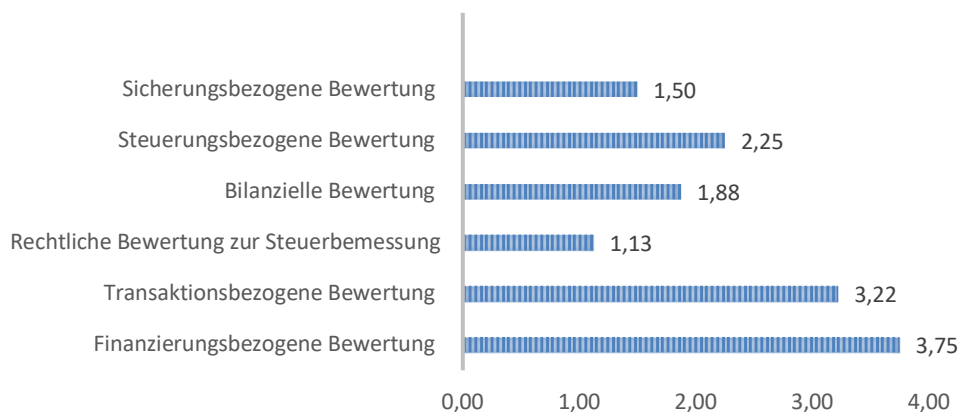


Abbildung 21: Zukünftiger Einsatz AVMs nach Bewertungszwecken  
wobei 0 = nie, 1 = selten, 2 = gelegentlich, 3 = häufig, 4 = sehr häufig

Abbildung 21 gibt Auskunft darüber, bei welchen Bewertungszwecken die Befragten von einem künftigen (oder vermehrten) Einsatz ML-basierter Bewertungsmodelle ausgehen. Die Grafik zeigt, dass künftig primär bei finanzierungsbezogenen Bewertungen zur Grundlage der Belehnungswerte auf automatisierte Bewertungsmodelle gesetzt wird – auch wenn einige in diesem Kontext auf die regulatorischen Schranken und die Blackbox-Problematik nichtparametrischer Modelle hinwiesen. Weniger einstimmig fiel die Einschätzung des Potenzials im Rahmen von bilanziellen Bewertungen aus. Bei rechtlichen Bewertungen als Grundlage für Steuerbemessungen fiel der Zuspruch für eine künftige Anwendung von automatisierten Modellen zurückhaltend aus. Dies illustriert folgende Begründung eines Experten: „Je genauer die Bewertung auf Einzelobjektebene sein muss, desto weniger werden automatisierte Modelle eingesetzt. Für einen Portfolioansatz, als Indikation, kann ohne weiteres auf Modelle abgestützt werden. Je komplexer der Anwendungsfall und je wichtiger die haargenaue Schätzung, umso eher wird ein Experte beigezogen.“ Laut einem Experten handhaben die Kantone automatisierte Modelle sehr unterschiedlich.

*Investitionsbedarf in Daten- und Digitalstrategie*

Die Befragten sind sich einig: Die Anforderungen an digitale Fähigkeiten erhöhen sich dynamisch. Abhängig von der jeweiligen Ausgangslage im Unternehmen der Interviewpartner wurde ein selbstverschuldeter Nachholbedarf konstatiert oder ein zwangsweises Schritthalten als erforderlich erachtet. Bei den digital weitgereiften Akteuren werde die digitale Zukunftslandschaft hingegen aktiv mitgestaltet. Ausgehend von diesen drei Stufen der digitalen Reife werden nachfolgend die Aussagen der Experten gruppiert und zusammengefasst. (Siehe Abbildung 22)

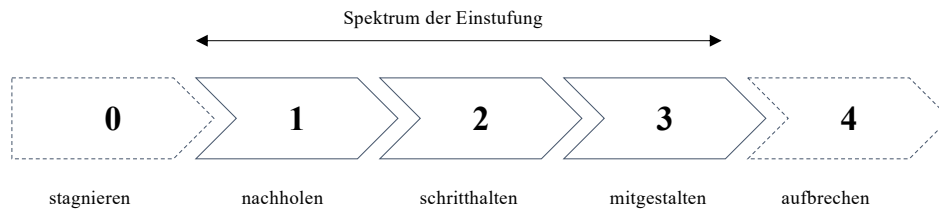


Abbildung 22: Einstufung des Reifegrads der Daten- und Digitalstrategie

### *Stufe I: Nachholbedarf*

Ein Teil der Experten fasst die Konsequenzen der trägen Marktstrukturen innerhalb der Immobilienwirtschaft wie folgt zusammen: Die vorhandenen Mittel seien in den vielen Jahren des steten Wachstums wohl nicht primär in die Digitalisierung investiert worden. Es bestehe daher viel Nachholbedarf, aber auch Potenzial. Genannt wurden unter anderem der nötige Aufbau einer gut strukturierten Datenbank und zum Teil die digitale Erfassung der Portfolios. Gerade weil die Immobilienbranche wenig IT- und mathematikaffin sei, steige der Bedarf an entsprechend qualifizierten Arbeitskräften. Nur in Zusammenarbeit mit qualifizierten Datenwissenschaftlern (*Data Scientists*), oder durch ein gezieltes Outsourcing könne das Potenzial automatisierter Prozesse und ML-basierter Analysetools im Rahmen von Investitionstätigkeiten ausgeschöpft werden. Als Vergleich verwies ein Gesprächspartner auf die weitaus dynamischere Handhabung datengestützter Systeme ausserhalb der Immobilienbranche. Die Immobilienbranche beginne zum Teil erst jetzt, mit 20-jähriger Verspätung, Datenbankstrukturen, Portfoliomanagementsysteme und IT-Systeme aufzubauen.

### *Stufe II: Schritt halten*

Die digital bereits fortgeschrittenen Firmenvertreter strichen die vermehrt strategische Betrachtungsweise im Datenmanagement heraus. Hierzu würden gezielt Prozesse zur Erfassung, Aktualisierung und Pflege von Daten aufgesetzt. Dadurch könnten Lücken in den Bestandsdaten aufgespürt und deren Plausibilität überwacht werden. Die Anfragen Dritter nach Daten für externe Zwecke stiegen gerade im Kontext von Nachhaltigkeitsthemen deutlich an. Ein entsprechendes Datenmanagement sei vor diesem Hintergrund essentiell. Firmenintern stehen den Mitarbeitenden gemäss den Angaben der Befragten designierte Daten- und Digitalstrategieexperten zur Verfügung. Kernprozesse würden regelmässig auf Optimierungspotenzial geprüft und Produkte und Dienstleistungsangebote mit digitalen Innovationen erweitert. Auch bestehe bei den meisten ein Partnernetzwerk mit externen Dienstleistern und Start-ups und/oder



universitären Einrichtungen. Um letztlich aus der grossen Datenverfügbarkeit Wissen und Mehrwert zu generieren, seien seitens institutioneller Anleger jedoch gezielte Massnahmen erforderlich. Ein Experte betonte, die Herausforderung bestehe darin, aus all den verfügbaren Daten und Informationen die relevanten herauszufiltern und zu verdichten. Lege man stattdessen alle verfügbaren Daten ungefiltert übereinander, resultiere ein ‚Rauschen‘. Wenn es jedoch gelinge, aus diesem Datenrauschen die relevanten drei Informationen geschickt zu kombinieren, liessen sich daraus wertvolle Erkenntnisse gewinnen.

### *Stufe III: Mitgestalten*

Skalenvorteile innerhalb grösserer Organisationen erlauben es firmenintern, so ein Experte, sämtliche Prozesse weiterzutreiben und wo sinnvoll zu automatisieren. Die Prozesse seien mit dem Ausbau kollaborativer Geschäftsfelder zwangsweise digitaler geworden. Vor dem Hintergrund vermehrter Auslandsinvestitionen sei eine Verknüpfung smarter Portfoliomanagementsysteme mit intelligenten Analyseinstrumenten ein *Muss*. Maschinelles Lernen und datengestützte Ansätze in die Arbeitsabläufe zu integrieren, sei ein Teil davon. So sei nicht zuletzt *Innovation*, durch den Ankauf gewisser Start-ups, *eingekauft* worden, inklusive unvermeidbarer *cultural clashes*. In diesem Zusammenhang wurde auf diverse Geschäftsmodelle und deren Applikationen hingewiesen. Es werden neben „allerlei Humbug“ auch vielversprechende Anwendungen, vor allem im Rahmen des Deep Learnings<sup>15</sup> und der Bilderkennung<sup>16</sup>, entwickelt, so der Konsens der Befragten.

## **4.3 Beurteilung Nutzen und Limitierungen**

### *Beurteilung des Nutzens*

Zur Herleitung des übergeordneten Nutzens oder Mehrwerts von AVMs wurde von den Befragten ein Vergleich zwischen der anerkannten DCF-Methode und einer automatisierten Modellbewertung abgefragt. Der Einfachheit halber wurde die DCF-Methode dabei als manuelles Verfahren angenommen. Weiter wurde nach möglichen Vorteilen automatisierter Bewertungsmodelle gefragt, wie sie sich bei unterschiedlichen Anwendungen entweder methodisch oder im Resultat manifestieren.

---

<sup>15</sup> Das Deep Learning (tiefe Lernen) ermöglicht, mithilfe von neuronalen Netzen (KNN) die Verarbeitung visueller Daten mit einer höheren Genauigkeit und Zuverlässigkeit in einem einzigen Schritt (end-to-end). Damit können bei Bildklassifikation, Objekterkennung und Bildsegmentierung erhebliche Fortschritte erzielt werden. (Fraunhofer Gesellschaft, 2018, S. 108)

<sup>16</sup> Vgl. (Poursaeed et al., o. J., S.1)

### Vergleich zwischen manueller DCF- und ML-basierter Bewertung

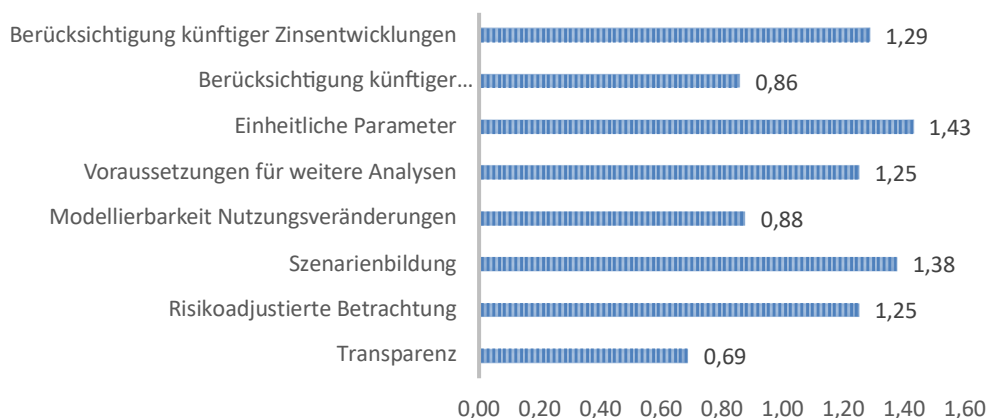


Abbildung 23: Vergleich AVM und DCF  
wobei 0 = schlechter, 1 = gleichwertig und 2 = besser

«Unter der Annahme einer ‚Superdatenbasis‘ wäre theoretisch die ML-Methode in allen Aspekten besser», so die Aussage eines Experten. Die Einheitlichkeit der einflussenden Parameter wurde von den Befragten als grösster Mehrwert der AVMs gegenüber dem DCF angezeigt (Siehe Abbildung 23). Während beim DCF mit jedem Bewerter potentiell ein anderer Wert resultiert, versprechen die einheitlichen Parameter Objektivität und Vergleichbarkeit der Schätzwerte. Die Unsicherheiten im Schätzwert steigen mit Zunahme der subjektiven Festlegung der Eingabegrössen. Insbesondere wurde der inkonsistente Umgang mit Diskontsätzen genannt. So fallen gemäss der Aussage eines Befragten der jeweilige Bewerter und seine vorgenommene Senkung des Diskontsatzes bei Performance-unterschieden zwischen den Anlagegefässen stärker ins Gewicht als beispielsweise die Rolle des Portfoliomanagers. Die Reduktion der möglichen Stellschrauben bei modellbasierten Bewertungen wurde somit von mehreren Befragten als klarer Vorteil bezeichnet. Als grösster Nachteil von AVMs wurde deren Intransparenz bewertet. Bei finanzierungsbezogenen Bewertungen ist gemäss der Aussage eines Experten ein Ausweisen der werttreibenden Koeffizienten und der zugrundeliegenden Diskontsätze regulatorisch vorgeschrieben. Rückschlüsse auf die Wirkung der einzelnen Wertkomponenten wie unter anderem Leerstände, Kosten oder Erträge seien bei vollautomatisierten AVMs jedoch ausgeschlossen. Aufgrund der bekannten Blackbox-Problematik sei in diesem Bereich eine intensive Forschungsaktivität zu verzeichnen, welche nach Möglichkeiten suche, die Interpretierbarkeit der Resultate zu verbessern.

### Beurteilung der Chancen von automatisierten Bewertungsmodellen

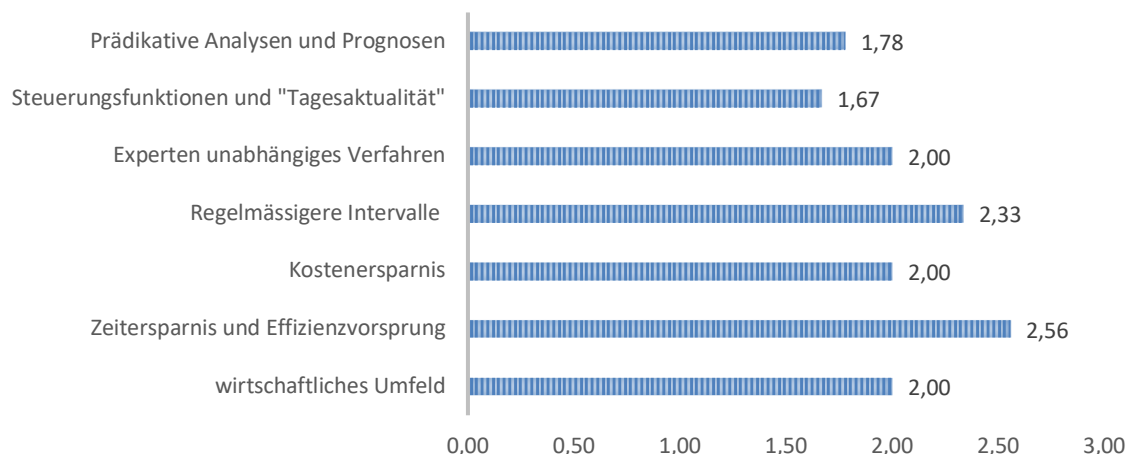


Abbildung 24: Beurteilung der Chancen automatisierter Bewertungsmodelle  
wobei 0 = nicht zutreffend, 1 = wenig zutreffend, 2 = zutreffend, 3 = sehr zutreffend

Wie in Abbildung 24 ersichtlich, bestätigen die Antworten der Experten, dass in einer breiteren Automatisierung der Bewertungsmodelle grundsätzlich Chancen gesehen werden. Die Vorteile der *Zeitersparnis* und eines dadurch erzielbaren *Effizienzvorsprungs* gegenüber Mitbewerbern stellen dabei übereinstimmend den grössten Mehrwert dar. Es gehe im Wesentlichen darum, die Zeit zielführender einzusetzen und sich bezogen auf Standardobjekte nicht unnötig mit langwierigen Prozessen aufzuhalten. Den zweitgrössten Mehrwert stellt gemäss Auswertung die Möglichkeit von *Bewertungen auf Knopfdruck* dar. Je nach Phase des Immobilienmarktzyklus wurde dieser Aspekt allerdings als weniger gewichtig eingestuft. Immobilienanlagen stellen in der Regel langfristige Vermögensallokationen dar. Daher bezweifelt ein Teil der Befragten das Bedürfnis nach häufigeren Bewertungen. Schwankungen in den Bilanzen würden von den Investoren ungern gesehen. Stehe nicht ein Punktwert im Zentrum des Bewertungsinteresses, sondern eine Bandbreite, dann wird eine niederschwellige Wiederbewertung als eindeutiger Mehrwert bezeichnet. Mithilfe eines robusten Modells liessen sich so zum Beispiel Portfolios auf unterschiedliche Zinsszenarien überprüfen. Weiter wurden die *Ressourcen- und Kostenersparnisse* als Anreiz einer kontinuierlichen Weiterentwicklung der AVMs genannt. So prognostiziert einer der Experten, die möglichen Ressourcenersparnisse durch den Einsatz von automatisierten Bewertungen würden mittelfristig den Minderwert der Intransparenz kompensieren. Der Einsatz von AVMs zu *Steuerungsfunktionen* innerhalb des Portfoliomanagements wurde von den Experten als vergleichsweise nebensächlich empfunden – höchstens zur Berechnung eines Agios

erwog hingegen einer der Gesprächspartner den Einsatz von AVMs. Grundsätzlich wurde einer häufigeren Bewertung bei opportunistischen oder Value-add-Anlageprodukten mehr Nutzen eingeräumt. Wenn sich der Einsatz von ML-basierten Modellen nicht auf Immobilienbewertungen im engeren Sinn beschränke, sondern sich übergeordnet auf eine Verfügbarmachung von Wissen ausdehne, wird ihm viel Potenzial beigemessen. Insbesondere zur Risikoüberwachung innerhalb des Portfolio- oder Investment-managements wird mit einer deutlichen Leistungssteigerung mit einem zunehmenden Einsatz ML-basierter Analysetools gerechnet. Das Aufspüren auffälliger Zusammenhänge innerhalb der verfügbaren Daten dürfte zukünftig zunehmend praxisrelevante Erkenntnisse für die Bereiche Risikomanagement und Controlling liefern. Ein weiterer Experte räumt nichtparametrischen Modellen auf Ebene des Assetmanagement eine ergänzende Kostenkontrollfunktion ein: Wenn man einen Schritt weiter – über die gegenwärtige Blackbox-Problematik hinaus – denke, leisteten solche Modelle gute Dienste. Vor diesem Hintergrund wird die bemängelte Intransparenz der AVMs von einem Experten als in Kauf zu nehmender Nebeneffekt bezeichnet. Die Rolle der Maschine als kritischer Herausforderer und ‚Sparring-Partner‘ stelle, vor allem im Kontext von Anlagestrategien im Ausland, eine valide Hilfestellung dar. Geradezu nüchtern wird den vermeintlich *prädiktiven Analysefähigkeiten* ML-gestützter Modelle begegnet. Auf Basis der offensichtlich erheblichen Diskrepanzen der unterschiedlichen Indizes zwischen den Anbietern seien Prognosen erst recht schwierig.

#### *Beurteilung der Limitierungen*

Generell fielen die Einschätzungen zu den Limitierungen deutlich einheitlicher aus als diejenigen der Chancen. Einzig die Aussagen zu den regulatorischen Einschränkungen fielen zum Teil sehr unterschiedlich aus. Der Abbildung 25 ist zu entnehmen, wie zutreffend die unterschiedlichen Limitierungen zur Anwendung von automatisierten Bewertungsvorgängen bewertet wurden. Die *Intransparenz* der Resultate wird von den Experten im Mittel als grösster Schwachpunkt ML-basierter Modelle genannt, mit folgender Anmerkung: Nicht zuletzt aus regulatorischer Sicht seien die Funktionsweise der Wertermittlung generell und die Hebelwirkung der einflussenden Komponenten im Einzelfall nachvollziehbar darzulegen. Das Fehlen einer zugrundeliegenden Bewertungstheorie löse bei weniger mathematikaffinen Vertretern der Branche Misstrauen aus. Viele der entscheidungstragenden Akteure seien mit ML-Themen zu wenig vertraut.

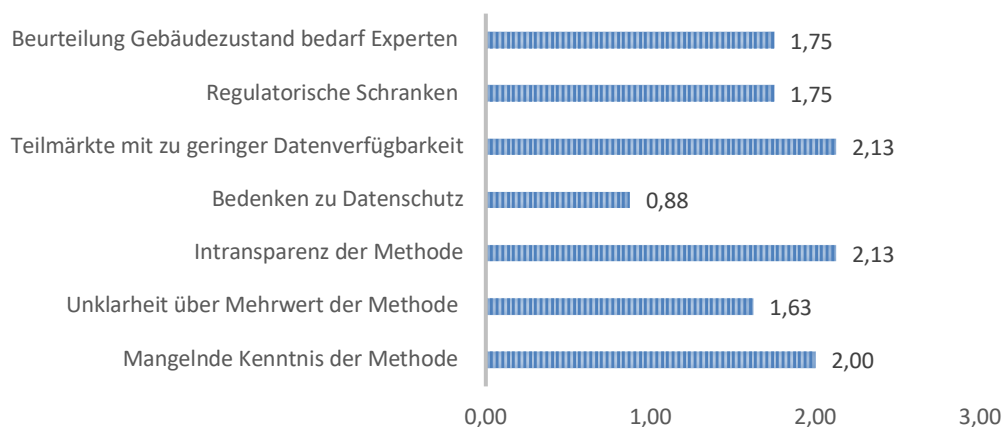


Abbildung 25: Limitierungen und Herausforderungen ML-basierter AVMs  
wobei 0 = nichtzutreffend, 1 = wenig zutreffend, 2 = zutreffend, 3 = sehr zutreffend

Aufgrund der *mangelnden Kenntnis* solcher Modelle werde ihnen bislang mit Skepsis begegnet. Es brauche Zeit, bis die Marktteilnehmer der Methode vertrauen. Maschinelle Lernalgorithmen lernen, so wird die Skepsis begründet, einzig aus den vorhandenen Daten und den darin erkannten Mustern – völlig losgelöst von jeder ökonomischen Begründbarkeit. Als weitere Limitierung der Anwendbarkeit wurde die zu *geringe Datenverfügbarkeit* einzelner Teilmärkte beschrieben. Die unzureichende Menge an Daten führe zu grossen Verwerfungen der Resultate. Aus Sicht der Banken sei Robustheit eine zwingende Anforderung an einzusetzende Modelle. Es werde zum Teil versucht, aus Revisionsoptik die einzeldatengetriebenen Sprünge der Schätzwerte gegenüber der FINMA zu erklären. Die Aufsichtskommission fordert, die Eigenheiten aller anwendbaren Modelle zu verstehen. Aber selbst wenn es gelingen würde, das Modell und seine gegenwärtige Schwankungsanfälligkeit zu erklären, sei das Problem der volatilen Schätzungen nicht gelöst. Die Güte eines Modells stehe und falle mit der Anzahl der Datenpunkte. Eine unzulängliche Datenverfügbarkeit führe naturgemäss zu volatileren Schätzungen; dies sei aber, so ein Experte, per se nicht problematisch. Im Vergleich zu linearen Modellen seien Voraussagen mittels nichtparametrischer Modelle in heterogenen Märkten modelltechnisch immer noch genauer. Allerdings variere die Performance je nach Modelltyp und Anbieter stark, während bei den gegenwärtig eingesetzten hedonischen Modellen die Modelle leistungstechnisch vergleichbar seien. Insgesamt wurde eine Vielzahl der *regulatorischen Vorschriften* als für den Einführungsprozess neuer Modelle stark einschränkend und hemmend aufgeführt. Einzelne der Befragten hingegen bezeichneten das regulatorische Umfeld als grundsätzlich liberal. Die Darlegung der strengen regulatorischen Schranken werde, so räumt ein Experte ein, zum Teil bloss vorgeschoben, um sich der Verantwortung zu

entziehen. Beim Finanzierungsgeschäft müssten lediglich die interne Validierung und eine entsprechende Modellqualität sichergestellt sein. *Datenschutzaspekte* würden aufgrund der öffentlichen Verfügbarkeit der Daten nicht als Limitierung eingestuft – ebenso wenig die Unklarheit über potentielle Mehrwerte von AVMs. Physische Besichtigungen der Gebäude zur anschliessenden Zustandsbeurteilung werden als unterschiedlich wichtig wahrgenommen. Die neuartigen technologischen Möglichkeiten auf Basis von Bilderkennungstechnologien würden auch eine Besichtigung und Beurteilung des Gebäudezustandes vom Schreibtisch ermöglichen, so waren einige überzeugt. Ausserdem wurden kostspielige IT-Systeme und technische Inkompatibilitäten bei einer potentiellen Implementierung neuer Systeme als weitere Limitierungen aufgeführt.

*Auf die Frage, ob automatisierte Bewertungsmethoden, der Einbezug alternativer Datenquellen und die Anwendung von maschinellem Lernen die zu erwartenden Entwicklungen der Bewertungspraxis seien, decken die unterschiedlichen Einschätzungen der Interviewpartner ein breites Spektrum ab.*

Der Einbezug alternativer Datenquellen als fixer Bestandteil im Datenerhebungsprozess wird von einigen Experten bezweifelt. Mit der Zunahme der Daten nehme auch die Intransparenz zu. Gleichzeitig wird darauf hingewiesen, dass bereits eine Fülle von Modellen, welche von der Liegenschaftskategorie und der Nutzung abhängig seien, im Einsatz sei und gut funktioniere. Bei Spezialliegenschaften oder beim Wohneigentum im Luxussegment, welche wenig gehandelt würden, sei eine Systematisierung der Datenaufbereitung aufgrund der Heterogenität der Immobilien und der zum Teil nicht rational begründbaren Preise schwierig. Ob sich der Einfluss von Restaurant-Reviews u. Ä. signifikant auf den Wert abbilde, bezweifelt eine Teilgruppe der Experten. Bis etwas von der Hochschule in die Praxis finde, gehe es in der Regel im Minimum zehn Jahre, erklärte ein anderer. Mit den neuen Möglichkeiten an Datenverfügbarkeit und Datenverarbeitungskapazität sei zu erwarten, dass man diese Faktoren immer intensiver einfließen lasse. Sobald verschiedene (auch) unabhängige Firmen ML-basierte Bewertungen anbieten, so eine weitere Einschätzung, werden diese mit Sicherheit zur kritischen Prüfung von konventionellen Bewertungen hinzugezogen. Im Rahmen einer Akquisition oder zur Prüfung eines Gesamtportfolios lasse sich dadurch leicht eine Zweitmeinung einholen. Auch um zu analysieren, wie sich unterschiedliche Regionen und Teilmärkte verändern, stellen ML-basierte AVMs effiziente Instrumente dar. Die Lage sei am Schluss immer noch das Entscheidende, aber ausgerechnet auch das, was

sich statistisch am schwierigsten abbilden lasse. Hier bieten nichtparametrische Modelle oder auch Bildverarbeitungstechnologien eine grosse Chance, denn die wertrelevanten Lagefaktoren müssen durch deren Einsatz nicht mehr von einem Experten gewichtet werden. Und schliesslich ein eindeutiger Kommentar eines Experten: «Ich bin zu 100 % sicher, dass sich ML-Modelle durchsetzen werden [...], es ist nur eine Frage der Zeit [...], wir sind überzeugt, dass wir dadurch die Arbeitszeit um 25 % reduzieren können.»

*Auf die Frage, in welcher Form sich AVMs oder ML-basierte Modelle allgemein im Rahmen von Immobilienbewertungen etablieren werden, wurden folgende Szenarien beschrieben:*

Grundsätzlich wird von den Interviewpartnern von einem schrittweisen Vorgehen zur breiteren Anwendung von ML-basierten Bewertungsmodellen auf neue Objektkategorien und für weitere Bewertungsanlässe ausgegangen. Die Einschätzung der Entwicklungsdynamik wird unterschiedlich beurteilt, wobei die meisten Aussagen einen grundsätzlich langwierigen Prozess beschreiben – zum einen aufgrund der zunehmenden nationalen und internationalen Vorschriften und zum anderen, weil etablierte Strukturen im Marktgefüge sich nur schwer verändern. Daher werde maschinelles Lernen weiterhin primär zur Ermittlung gewisser Wertkomponenten eingesetzt, wie dies bereits der Fall sei. Daneben dürften ML-basierte Modelle vermehrt als explorative Methoden eingesetzt werden, um Erkenntnisse über Wertkomponenten zu gewinnen. Diese Erkenntnisse werden anschliessend operationalisiert und wieder in parametrische Modelle überführt, welche nachvollziehbare Resultate liefern – auch nach periodischen Aktualisierungen. Einem unvermittelten Wechsel der Methode dürfte ausserdem die grosse Akzeptanz der DCF-Methode unter institutionellen Anlegern entgegenstehen. Ein Teil der Befragten geht ausserdem von einer stärkeren Fragmentierung des Bewertungsverfahrens aus. Es werde im Bewertungsprozess voraussichtlich zunehmend auf gestaltbare und interaktive Sekundärdaten und öffentlich verfügbare Hilfsmittel, zum Beispiel Google Analytics, zurückgegriffen und weniger auf primäre Datenquellen. Diese Tendenz werde womöglich mit einer Verschiebung der Rollenverteilung zwischen Bewerter und Maschine einhergehen. Der Bewerter und die Maschine werden sich jedoch weiterhin komplementär ergänzen. Aus der Optik eines Befragten «macht es Sinn, in einem ersten Schritt das Modell zu befragen und anschliessend wenn nötig den Experten. Der Weg, wie sich etwas durchsetzt, verläuft hingegen umgekehrt. Mittel- bis langfristig wird im Einzelfall auf die Einschätzung des

Experten verzichtet». Eine Minderheit der Befragten reflektierte einen möglichen Paradigmenwechsel innerhalb der Immobilienbranche, wonach sich die Sichtweise auf das Gut Immobilie zusehends entmaterialisieren werde. Die statische Betrachtungsweise der Immobilie, wie sie sich in «Buy and Hold-Strategien» manifestiere, werde einer dynamischen Sichtweise weichen. Die Immobilität und Heterogenität des Marktes werde dadurch nicht mehr als unüberwindbare Ausgangslage der Entwicklung verstanden. Dieselben Experten prognostizierten weiter, die Disruption im Bewertungsmarkt werde vermutlich von Quereinsteigern mit einer fortgeschrittenen Marktreife im Umgang mit Daten und ML-Technologien getragen. Je schnelllebiger die Welt werde, desto mehr steige die Notwendigkeit, mithilfe technologischer Unterstützung in «Szenarien zu denken».

#### **4.4 Gesamtwirtschaftliche Implikationen**

Aufbauend auf der methodischen Betrachtung der AVMs und deren Praktikabilitätsprüfung in den vorangegangenen Unterkapiteln sollen hier die Auswirkungen ML-gestützter Wertermittlung auf volkswirtschaftlicher Ebene untersucht werden. Welche methodischen Mehrwerte automatisierter Modelle lassen sich letztlich in einen volkswirtschaftlichen Nutzen übersetzen?

*Auf die Frage, wie sich möglicherweise die gegenwärtige Coronakrise oder allgemein ein unsicheres wirtschaftliches Umfeld auf die Bewertungspraxis auswirke, fielen die Antworten wie folgt aus:*

Grundsätzlich wird im Umfeld einer erhöhten Unsicherheit jede Möglichkeit, Wissenslücken zu schliessen, von den Interviewpartnern als wertvoll eingestuft. Unternehmen, die in diese Technologien investiert hätten, so einer der Befragten, konnten schneller und genauer ermitteln, wo Abweichungen von Sollwerten vorlagen, und entsprechend zeitnah ihre Finanzierungs- und Investitionsstrategie angleichen. Würde man in Zeiten wie diesen warten, bis ein Gutachter komme, sei unter Umständen bereits zu viel geschehen. Die gegenwärtige Situation sei ein Katalysator für Transformationen. Sie beschleunige die Datenverfügbarkeit und trage dazu bei, neuartige, nichtstrukturierte und hochfrequente Daten zu erfassen und zu verbreiten, insbesondere in Bezug auf Gesundheit, Mobilität und Raumnutzung. Der erhöhte Bedarf an genauen und zeitnahen Daten, wie er sich in der aktuellen Situation abzeichne, fördere die Digitalisierung und den innovativen Umgang mit Technologie. Im Kontext erhöhter Marktunsicherheiten könne ein ML-basiertes Modell auf Basis von



Beobachtungen der Aktienkurse am Transaktionsmarkt potentielle Auswirkungen auf Direktanlagen übersetzen und so die Informationslücke schliessen. Dies wäre in illiquiden Märkten ein wertvolles Steuerungsinstrument. Auch hätten das Homeoffice und die erschwerten Besichtigungen die Digitalisierungswelle intensiviert und die Akzeptanz gegenüber automatisierten Ansätzen gefördert. Primär stünden die Anwenderfreundlichkeit und die guten Ergebnisse im Vordergrund der verwendeten technologischen Ansätze. Einer der Befragten beobachtet eine gegenwärtige Orientierungslosigkeit im Umgang mit der Bewertung: Die Verantwortungsträger seien nach 15 Jahren stetem Preisanstieg mit der Krisensituation überfordert. Ein prospektives Modell wie das DCF-Modell, welches aus der Retrospektive gefüttert werde, stosse in einer solchen Situation an seine Grenzen. Während sich die grossen Bewertungsunternehmen weigerten, weiterhin Bewertungen durchzuführen, habe man dies in der Schweiz grösstenteils über Disclaimer gelöst. Auf der anderen Seite sieht ein Teil der Interviewpartner keinen Zusammenhang zwischen der Krise und einem möglichen Anwendungsschub automatisierter Bewertungsmodelle. Der Markt gehe noch davon aus [Stand Juli 2020; Anm. d. Verf.], dass Liegenschaften generell weiterhin wie bisher bewertet würden. Ein mögliches Eintreffen eines Extremszenarios werde vom Markt vernachlässigt, so der Experte. Und schliesslich ist ein Experte überzeugt, dass durch die Krise im Gegenteil eine Konsolidierung der Start-up-Szene einsetzen werde. Man habe, so seine Einschätzung, jetzt wichtigere Probleme, als automatisiert Grundrisse zu beurteilen.

*Auf die bekannten Glättungseffekte bei bewertungsbasierten Indizes angesprochen, schätzten die Experten die Auswirkung von AVMs folgendermassen ein:*

Die aktuelle Wirtschaftsentwicklung, sind sich die Befragten einig, erfordere von den Investoren, sich verstärkt mit der Zyklizität von Immobilienmärkten auseinanderzusetzen. Die Renditereihen von nicht kotierten Anlagen würden demgegenüber die Volatilität der Märkte nicht abbilden und zu einer Unterschätzung derselben führen. Während nur einzelne Anlagestiftungen auch unterjährig ihre Ertragsperspektiven anpassen, werde sich aufgrund unterschiedlicher Bewertungszeitpunkte der Einfluss der aktuellen Marktereignisse über das Jahr verteilen und sich erst mit der Zeit in den Portfolios und Indizes abzeichnen. Anleger hätten zum Teil ihre Anteile verkauft, aber in den Bewertungen werde sich dies erst in einem halben Jahr, wenn wieder Bewertungen durchgeführt würden, zeigen. Unter diesen Bedingungen

sollten die Indizes und Subindizes umso weniger für kurzfristige Vergleiche, sondern bestenfalls als langfristige Vergleichswerte angewendet werden. Modelle, die eine tages- oder wochenaktuelle Bewertung der Immobilien ermöglichen, versprechen zwangsweise eine Anpassung der Indizes und in Folge ein adäquateres Einpreisen der Risiken. Die zugrunde liegende Methode der Wertermittlung wurde hingegen nicht von allen Experten als ursächlich für das beschriebene Problem beschrieben. Ein Teil der Befragten äusserte sich ausserdem über die zu niedrigen und subjektiven Bilanzwerte, welche eine Wiedergabe der Knappheiten im Immobilienmarkt behindere. Bei Performanceangaben von Anlagestiftungen falle der jeweilige Bewerter bzw. der Aspekt, wie schnell und wie stark er den Diskontsatz gesenkt habe, stärker ins Gewicht als die jeweilige Nutzung der Immobilien. Eine weitere Anmerkung deutete darauf hin, dass bei Indexkonstruktionen, anders als bei Finanzierungs- oder Bilanzierungsbewertungen, die Offenlegung der Parameter nicht regulatorisch vorgeschrieben sei. Daher könnte das Potenzial ML-basierter Modelle in diesem Kontext zu einer ‚Entglättung‘ und besseren Risikoeinpreisung beitragen.

*Vor dem Hintergrund, dass wenige Akteure den Bewertungsmarkt dominieren, wurden die Experten nach ihrer Einschätzung einer potentiellen Entwicklung und Verbreitung neuer Bewertungsmethoden befragt. Nachfolgend sind die Kernaussagen dazu zusammengefasst:*

Vor dem Hintergrund der oligopolen Marktstruktur im Schweizer Bewertungsmarkt und der damit verbundenen latenten Gefahr von Systemfehlern versprechen grundlegend neue Ansätze in der Wertermittlung eine Abhilfe. Das Oligopol weniger zertifizierter Bewertungsanbieter wird weiter von einem der Befragten als grosses Hindernis für Markteinsteiger bezeichnet. Die gegenwärtigen Bewertungsfirmen werden darauf hinarbeiten, ihre Marktposition zu verteidigen. Vor dem Hintergrund der regulatorischen Schranken werden sich jüngere Markteinsteiger kaum durchsetzen können. Start-ups ohne Zugang zu diesem Datenpool hätten keine Chance, qualitativ gleichwertige Modelle zu trainieren. Es wurde weiter darauf hingewiesen, dass der Bewertungsmarkt seit einigen Jahren bereits einer strukturellen Veränderung unterliege. Dabei werde von den Marktteilnehmern unter anderem eine Trennung zwischen Datenanbietern und Bewertungsanbietern gefordert. Diese Entflechtung habe inzwischen eingesetzt und werde sich mit einer Zunahme von Markteinsteigern fortsetzen.

*Die Äusserungen der Experten zur bewusst allgemein gehaltenen Frage, ob Data-Analytics und ML-Modelle dazu verhelfen, die Märkte längerfristig transparenter zu machen und asymmetrische Informationen zu verringern, lassen sich wie folgt zusammenfassen:*

Mehrfach wurde auf die Anreize der Marktteilnehmer für ein gewisses Mass an Intransparenz hingewiesen. Folgende Textpassagen unterstreichen diese Mentalität und die Schwierigkeit, sie zu überwinden. „Wir kämpfen in der Schweiz mit einer tief verankerten Intransparenz, im Vergleich zum Beispiel zu den USA, wo über öffentlich zugängliche Daten genau rekapituliert wird, wie viel zu welchem Zeitpunkt für eine Immobilie bezahlt wurde“ Die bewusst asymmetrische Hortung von Informationen verleiht dem Besserinformatierten Wettbewerbsvorteile. Ein diesbezüglicher Strukturwandel geht einher mit einer fundamentalen Veränderung der Investitionstätigkeit und rückt den Best-Owner-Ansatz in den Mittelpunkt der Aktivitäten. Nach diesem Ansatz werde aus der Motivation investiert, mehr aus der Liegenschaft zu erwirtschaften als potentielle Mitbewerber. Maschinelles Lernen könne im Sinne einer niederschweligen Zweitmeinung die Objektivität und folglich die Transparenz im Markt positiv beeinflussen, so eine weitere Äusserung. In der Grunderwartung würden automatisierte Modelle die Markttransparenz steigern. In der Ausprägung sei es jedoch eine Frage der Umsetzung. Die Technologie biete, wie die Medizin es vorzeige, eindeutig Möglichkeiten, um gesamtwirtschaftliche Mehrwerte zu generieren. Gleichzeitig werde allerdings unter propagierter ML-Technologie viel Unseriöses betrieben und Menschen würden sich damit auf ungerechtfertigte Weise bereichern.

## **5. Schlussbetrachtung**

Die übergeordnete Frage der vorliegenden Untersuchung war: Wie übersetzen sich die theoretischen Versprechungen von ML-basierten Bewertungsmodellen über praktikabel anwendbare Instrumente in reale und wertschöpfende Prozesse? Aus dieser übergeordneten Fragestellung abgeleitet, hat die vorliegende Arbeit die folgenden drei Teilfragen untersucht.

- I. Was können automatisierte Modelle potentiell und theoretisch besser?
- II. Wie sind deren Entwicklungsstand und die Akzeptanz in der Praxis einzustufen?
- III. Wie wird sich der Bewertungsmarkt mit der Entwicklung der Modelle verändern?

## 5.1 Fazit

Die nachfolgende Beantwortung der Forschungsfragen basiert auf einer Synthese der drei Untersuchungsschritte und fasst die Kernbefunde aus den theoretischen Überlegungen mit den Erkenntnissen aus dem AVM-Anwendungsbeispiel und den Kernaussagen aus den Experteninterviews zusammen.

### *Ausführungen zur Forschungsfrage I*

Die Frage, was automatisierte Modelle potentiell und theoretisch besser können im Vergleich zu bewährten Bewertungsmethoden (DCF-Methode), sollte je nach deren Anwendungszweck differenziert betrachtet werden. Zum einen werden AVMs zu externen und regulierten Bewertungszwecken eingesetzt, wie der Objekt- und Portfoliobewertungen zu bilanziellen oder finanziellen Zwecken. Zum anderen werden AVMs als Instrument zu internen Bewertungszwecken, wie zum Beispiel zu Teilmarktanalysen im Rahmen von Anlagestrategien und Investitionstätigkeiten, angewendet. Insgesamt bestätigen die Kernbefunde aus dem Anwendungsbeispiel und die Kernaussagen der Experten einen potentiell beachtlichen Wertschöpfungsbeitrag durch den Einsatz von AVMs als Analyseinstrument.

### *Mehrwerte durch AVMs bei internen Bewertungszwecken*

Zu internen und nicht regulierten Zwecken bietet sich der Einsatz von zahlreichen Modellen, sowohl des überwachten als auch des unüberwachten maschinellen Lernens an, um aus den wachsenden Datenbeständen maximale Informationen zu extrahieren. Ausserdem lassen sich anhand eines modellbasierten Ansatzes auch Liegenschaften in Regionen oder Teilmärkten, ausserhalb des Erfahrungsschatzes eines Schätzexperten bewerten. Die zunehmende Fähigkeit, datengestützt Teilmärkte granularer zu klassifizieren und zum Beispiel risikobehaftete Immobilien in gewissen Stadtteilen frühzeitig zu identifizieren, wird sich durch den Einsatz von unüberwachten Lernalgorithmen zusätzlich verbessern. Insgesamt bestätigt die Untersuchung, dass institutionelle Investoren davon ausgehen, dank breiterem Einsatz von ML-Technologien aus den rasant zunehmenden und teilweise in Echtzeit verfügbaren Datenbeständen kosteneinsparende und/oder ertragssteigernde Erkenntnisse zu gewinnen. Bei aktiverem Management und grösserem Handlungsspielraum der Fonds- oder Portfoliomanager, oder im Rahmen von Projektentwicklungen versprechen ‚Bewertungen auf Knopfdruck‘ durch die zusätzlichen Informationsgewinne letztlich höhere risikobereinigte Renditen.

### *Mehrwerte durch AVMs bei externen und regulierten Bewertungszwecken*

Bei regulierten Zwecken werden AVMs gegenwärtig vor allem im Rahmen von anerkannten Bewertungsverfahren (zum Beispiel im DCF-Verfahren) zur Modellierung der einzelnen Wertkomponenten eingesetzt – dies aufgrund der regulatorischen Anforderung einer Offenlegung der Bewertungsparameter. Solange die einzelnen Parameter, die Kapitalisierungs- oder Diskontsätze ausgewiesen werden können, herrscht betreffend die zugrundeliegenden Modelle eine gewisse Methodenfreiheit. In diesem Zusammenhang bedeuten AVMs zur Modellierung der einzelnen Parameter, gegenüber einer Experteneinschätzung eine gesteigerte Objektivität, da der Einfluss der unterschiedlichen wertbeeinflussenden Inputvariablen, die in die Modellierung der Mietzinse einfließen, nicht durch einen Schätzexperten gewichtet werden. Stattdessen fließen die zahlreichen Lage- und Objekteigenschaften durch eine statistische Gewichtung, wie sie sich im Markt festsetzt, in die einzelnen Parameter ein.

Aus Sicht der Bewertungsanbieter implizieren automatisierte Bewertungsverfahren generell eine Vereinfachung, Vereinheitlichung und Vergünstigung der Prozesse und folglich einen technologischen Fortschritt, welcher mit Ressourcenersparnissen einhergeht. Der potentielle Effizienzvorsprung stellt somit einen zentralen Anreiz für weitere Automatisierungsbestrebungen dar.

### *Ausführungen zur Forschungsfrage II*

Zur Beurteilung des Entwicklungsstandes und der Akzeptanz der Bewertungsmodelle in der Praxis wurden im Rahmen der Experteninterviews sowohl Bewertungsanbieter als auch Bewertungsnachfrager berücksichtigt. Von beiden Seiten wird erstmals unabhängig vom Bewertungsanlass die Möglichkeit einer maschinellen Zweitmeinung geschätzt; sowohl im Rahmen von Finanzierungsfragen und Investitionstätigkeiten als auch im Risikomanagement. Die Anwendung von AVMs zu internen Analysezielen stösst bei den Marktteilnehmern allgemein auf grosse Akzeptanz. Demgegenüber variiert die Akzeptanz für ML-basierte AVMs, welche sich ausserhalb bekannter ökonomischer Modelle bewegen, stark und hängt von diversen Faktoren ab, wie sie im Interviewteil umrissen werden.

Die Erkenntnisse der Untersuchung bestätigen, dass sich grundsätzlich auf Portfolioebene mithilfe von automatisierten Bewertungsmodellen gute Resultate erzielen lassen, vergleichbar mit jenen aus DCF-Verfahren. Auf Einzelobjektebene kann

es hingegen bei automatisierten Bewertungen bei einzelnen Objekten zu grösseren Schätzungenauigkeiten kommen. Die Qualität der Resultate hängt in diesen Fällen stark von der Datengrundlage und der Modellgüte ab. Die Herausforderung besteht darin, die Daten aus den unterschiedlichen Quellen im System so zusammenzuführen, aufzubereiten und zu integrieren, dass sie sich qualitativ zum Trainieren des Modells eignen. Bei Standardobjekten können modellbasiert auch mit relativ einfachen Modellen gute Resultate erzielt werden. Bei spezielleren Liegenschaften hingegen, die atypische Objekteigenschaften oder spezielle mietvertraglichen Konstellationen aufweisen, hängt die Güte der Resultate und die Robustheit der Modelle umso mehr von einer soliden Modellentwicklung und -optimierung ab, welche entsprechend aufwändig sein kann. Aufgrund von Verwerfungen der Schätzwerte auf Einzelobjektebene, der mangelnden Robustheit der Modelle und der fehlenden Nachvollziehbarkeit der Resultate stösst der Einsatz von AVMs auf Basis von nichtparametrischen Modellen – zumindest im Rahmen einer direkten Marktwertermittlung – bei strengeren regulatorischen Vorschriften an seine Grenzen, zumindest Stand heute (siehe Abbildung 26).

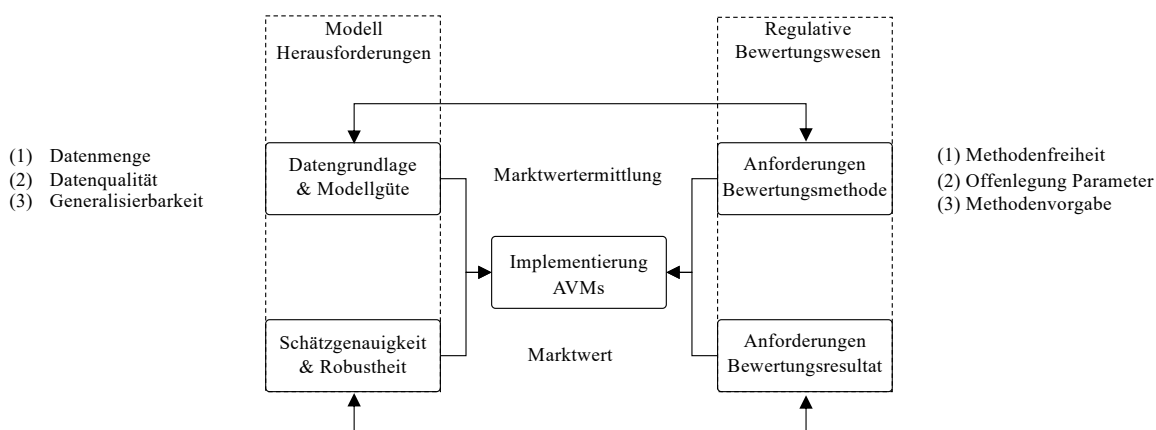


Abbildung 26: Übereinstimmung Modellleistung und regulatoriver Rahmen

Sollte sich die Leistung (Performance) der Modelle in diesen Bereichen verbessern und mit den regulativen Anforderungen in Übereinstimmung zu bringen sein, ist mit einer breiteren Anwendung von AVMs rechnen, auch im Rahmen von regulierten Bewertungsanlässen. Gleichzeitig scheint sich, zumindest mittelfristig eine Angleichung der regulatorischen Vorschriften an die sich rasch entwickelnden effizienzsteigernden technologischen Möglichkeiten abzuzeichnen. Zusammenfassend bedarf es aber in jedem Fall einer Übereinstimmung zwischen Bewertungszweck und Bewertungsmodell, was eine ausreichende Kenntnis des regulativen Rahmens zum einen und ein umfassendes Verständnis der Spezifika der Modelle zum anderen voraussetzt.

### *Ausführungen zur Forschungsfrage III*

Die Frage, wie sich der Bewertungsmarkt mit der Entwicklung der Modelle verändern wird, baut auf die Antwort zu den Forschungsfragen I. und II auf. Die Weiterentwicklung von AVMs, sowie deren breitere Anwendung werden die Marktstrukturen im Bewertungsmarkt verändern. Die volkswirtschaftliche Dimension des Immobiliensektors und die zunehmende Institutionalisierung des Gebäudeparks legen eine Vereinheitlichung und Objektivierung der Bewertungsverfahren nahe. Ausgehend vom zunehmenden Transparenzanspruch der Marktteilnehmer und dem exponentiellen Datenwachstum verlangen die Möglichkeiten des technologischen Fortschritts regulatorische Adaption. Das exponentielle Wachstum verfügbarer Daten und die rasanten technologischen Fortschritte stehen einer trägeren Dynamik eines regulierten Bewertungssektors gegenüber. Es wirken gegenwärtig zwei Marktkräfte parallel auf den Bewertungsmarkt ein: Zum einen versprechen die aus Daten extrahierten Informationen eine zunehmende Überwindung asymmetrischer Informationen zwischen den Marktteilnehmern, zum anderen liegt es in der Natur einer datengetriebenen Wirtschaft, dass sich aus der einseitigen Hortung von Informationen zumindest in der Logik der endogenen Wachstumsmodelle oligopole Marktstrukturen herausbilden dürften. Die weit zurückgreifenden, systematisch und identisch erfassten Datensammlungen und die Exklusivität von raren Transaktionsdaten dürften sich gegenwärtig als Vorteile etablierter Bewertungsanbieter gegenüber möglichen Mitstreitern und Quereinsteigern herausstellen. So werden die etablierten Anbieter ihre Marktposition auch aufgrund der regulatorischen Rahmenbedingungen gegenüber Markteinsteigern kurz- bis mittelfristig verteidigen. Gleichzeitig werden Daten, gestützt durch diverse politische Bestrebungen, (siehe dazu die Erläuterungen zur OGD-Strategie des Bundes auf Seite 11) und durch verbesserte Datenerhebungstechnologien immer einfacher zugänglich. Mit der zunehmenden Demokratisierung der Daten als öffentliches Gut dürften sodann die Markteintrittsschranken insgesamt kleiner werden. Die Ausbreitung von Plattformgeschäftsmodeilen durch sogenannte Proptechfirmen ist eine Folge davon. Die wachsende Technologisierung im Immobilienmarkt führt Firmen ohne entsprechende Infrastruktur und ohne diesbezüglich qualifizierte Arbeitskräfte vor Herausforderungen. Sie werden sich entscheiden müssen, ob sie die zunehmend erforderlichen Datenanalysefähigkeiten intern aufstocken, einkaufen oder auslagern wollen. Dies begünstigt die Nachfrage nach innovativen Geschäftsmodellen, welche mittels neuer Geschäftsmodelle versprechen, die Qualifikationslücken zu schliessen. Der Geschäftsmodelltyp der digitalen Plattformen dürfte auch vor dem Hintergrund der

anzunehmenden Fragmentierung und Spezialisierung im Bewertungsprozess weiterwachsen. Die in Kapitel 2 beschriebenen Skaleneffekte im Zusammenhang mit Online-Plattformen und datenbasierten Geschäftsmodellen deuten an, dass sich die Strukturen innerhalb des Bewertungsmarktes dadurch mit grosser Wahrscheinlichkeit verändern werden – möglicherweise zugunsten jener Unternehmen, welche sich aufgrund sogenannter Plattformisierungseffekte einen Wettbewerbsvorteil verschaffen können. Darunter fallen auch immobilienbranchenfremde Tech-Giganten (Braesemann & Baum, 2020, S. 5).

## 5.2 Diskussion

Die implizite Ausgangslage der vorliegenden Untersuchung automatisierter Bewertungsmodelle im Kontext von Finanzierungs- und Investitionsentscheiden war: Trägt eine breitere Anwendung automatisierter Modelle unter der Annahme gesteigerter Objektivität und Aktualität zu einem transparenteren Immobilienmarkt mit effizienterem Preismechanismus bei? Vor diesem Hintergrund wurden im theoretischen Teil die relevanten Treiber der gegenwärtigen Automatisierungsbestrebungen in wirtschaftstheoretischen Modellen verankert. Neben dem zunehmenden Anspruch an Transparenz im Immobilienmarkt wurden vor allem das exponentielle Datenwachstum und die zunehmende Verfügbarkeit der Daten als wesentliche Treiber der gegenwärtigen Automatisierungsbestrebungen interpretiert. Durch eine «Schritt für Schritt-Durchführung» einer automatisierten Bewertung eines synthetischen Portfolios wurde auf die Herausforderungen im Zusammenhang mit der Datengrundlage, der Datenqualität und der Modellentwicklung aufmerksam gemacht. Durch den Beschrieb des AVMs wurde eine Möglichkeit vorgestellt, wie mit Schätzunsicherheiten umgegangen werden kann. Die daraus gewonnenen Erkenntnisse wurden mithilfe von Experteninterviews in Hinblick auf verschiedene Anwendungsbereiche kritisch geprüft, ergänzt und verdichtet. Die Interviews verdeutlichten, dass bei den Marktteilnehmern im Umgang mit neuen Datentechnologien ein erheblicher Unterschied besteht. Die Haltungen zum Potenzial maschineller Lernalgorithmen im Rahmen von Immobilienbewertungen divergieren daher stark und scheinen in der Praxis geprägt von einer Kosten-Nutzen-Mentalität, welche sich in Fragestellungen wie: „*Lohnt sich der Aufwand, in anspruchsvolle Modelle zu investieren?*“ manifestiert. Das hierbei verfolgte Ziel besteht in einer Optimierung bestehender Bewertungsmethoden. Als eine Erkenntnis aus der Arbeit geht hervor: Sich bei der Vorhersage von Immobilienwerten auf Algorithmen des Maschinellen Lernens zu stützen, wird zum Teil leicht verzerrt als



neuartig proklamiert. Die Automatisierungsbestrebungen innerhalb der Bewertungsverfahren stellen aber nichts neues dar und sind ursprünglich aus dem Bedürfnis einer Harmonisierung und Systematisierung der Datenerfassungsprozesse entstanden. Das war anfangs der 1990er Jahre der Beginn eines systematischen Aufbaus eines Datenpools, wie er bei einzelnen Daten- und Bewertungsanbietern bis heute in den Grundzügen vorhanden ist. Hinter dem darauffolgenden Innovationsschub und der Digitalisierungswelle stehen die verbesserte Rechenleistung, das Aufkommen des Computers und die Zunahme verfügbarer Daten als treibende Kräfte. Das Aufkommen und Austesten nichtparametrischer Modelle im Kontext von Vorhersagen ging einher mit der allgemeinen Kostenreduktion für rechenintensive Prozesse. So fanden RF-Modelle und ähnlich komplexe Modelle in den letzten 10 bis 15 Jahren zunehmend Einzug in zahlreiche Forschungsdisziplinen und schliesslich auch in den Bereich der Immobilienbewertung. Um eine anreizneutrale Beurteilung der Möglichkeiten durch neuere ML-basierte Modelle zu ermitteln, sind die anreizgefärbten Beurteilungen der Akteure im Immobilienmarkt entsprechend zu neutralisieren.

### **5.3 Ausblick**

Die rasant zunehmenden Datenmengen (auch bekannt unter der Bezeichnung Big Data) bedeuten für den menschlichen Verstand zusehends ein nicht zu dechiffrierendes ‚Rauschen‘; Für Rechner stellen sie hingegen eine wahre Informations-Goldgrube dar. So ermöglichen die technologischen Fortschritte des maschinellen Lernens, aus diesem ‚Rauschen‘ systematisch Informationen zu extrahieren, was den potentiellen Wertbeitrag grosser Datenbestände und der darauf abgestützten Lernalgorithmen des maschinellen Lernens bestätigen dürfte. Die Informationsasymmetrie zwischen Mensch und Maschine bilden somit die eigentliche Grundannahme hinter dem wachsenden Einsatz ML-basierter AVMs. Es wäre im Rahmen weiterer Untersuchungen interessant, die Theorie der endogenen Wachstumsmodelle an konkreten Plattform-Geschäftsmodellen weiter zu erforschen, um daraus mögliche Konsequenzen der agilen Datenwirtschaft auf den Bewertungsmarkts abzuleiten. Eine grössere Stichprobe bei den Experteninterviews und eine grössere Vertretung von Bewertungs- und Modellanbietern auch ausserhalb der Landesgrenze hätten hierzu möglicherweise weiterreichende Einblicke gewährt und den Ausblick in die Zukunft konkretisiert.

## 6. Literaturverzeichnis

- Baldegger, J., & Nathani. (2020). HEV Schweiz, BWO (Hrsg.) *Die volkswirtschaftliche Bedeutung der Immobilienwirtschaft der Schweiz* [Kurzbericht]. S.4-21
- Bergadano, F., Bertilone, R., Paolotti, D., & Ruffo, G. (2019). *Learning Real Estate Automated Valuation Models From Heterogeneous Data Sources*. Turin: University of Turin
- Braesemann, F., & Baum, A. (2020). PropTech: Turning Real Estate Into a Data-Driven Market? *SSRN Electronic Journal*. Oxford: University of Oxford. Gefunden unter <https://doi.org/10.2139/ssrn.3607238>
- Brunetti, A. (2013). *Volkswirtschaftslehre: Eine Einführung für die Schweiz* (3., vollst. überarb. Aufl). Bern: hep verlag.
- Bundesamt für Statistik BFS (2019). *Strategie für offene Verwaltungsdaten in der Schweiz 2019–2023*. Gefunden unter <https://www.admin.ch/opc/de/federal-gazette/2019/879.pdf>
- Canonica, F. (2018). *Die Immobilienbewertung: Schätzerwissen im Überblick*. Gossau: Schweizerischer Immobilienschätzer-Verband SIV
- Cezanne, W. (1999). *Allgemeine Volkswirtschaftslehre* (4., überarb. Aufl). München: Oldenbourg.
- Ciuriak, D. (2018). The Economics of Data: Implications for the Data-Driven Economy. *SSRN Electronic Journal*. Gefunden unter <https://doi.org/10.2139/ssrn.3118022>
- Dambon, J. A., Sigrist, F., & Furrer, R. (2020). *Maximum Likelihood Estimation of Spatially Varying Coefficient Models for Large Data with an Application to Real Estate Price Prediction*. *ArXiv:2001.08089*. Gefunden unter <http://arxiv.org/abs/2001.08089>
- Döbel, I., Leis, M., Vogelsang, M. M., & Neustroev, D. (2018). Fraunhofer Gesellschaft (Hrsg.) *Maschinelles Lernen – Kompetenzen, Anwendungen und Forschungsbedarf*.
- Döbel, I., Leis, M., Vogelsang, M. M., & Neustroev, D. (2018). Fraunhofer Gesellschaft. (Hrsg.). *BMBF Fraunhofer ML-Ergebnisbericht Gesamt.pdf*.

- EEA AVM. European AVM Alliance. *Glossary of Terms and Definitions*. Gefunden unter <https://www.europeanavmalliance.org/publications.html>
- European Valuation Standards - Evs 2016*. (2016). Gefunden unter [https://www.tegova.org/data/bin/a5738793c0c61b\\_EVS\\_2016.pdf](https://www.tegova.org/data/bin/a5738793c0c61b_EVS_2016.pdf)
- Geophy.(2019). *Geophy white paper report. Inside The Geophy AVM*. Gefunden unter [https://geophy.com/wp-content/uploads/2019/11/geophy-white\\_paper\\_report\\_V2.6.pdf](https://geophy.com/wp-content/uploads/2019/11/geophy-white_paper_report_V2.6.pdf)
- Haase, R. (2011). *Ertragspotenziale: Hedonische Mietpreismodellierungen am Beispiel von Büroimmobilien* (S. 1 Band) [ETH Zurich; Application/pdf]. Gefunden unter <https://doi.org/10.3929/ETHZ-A-006397636>
- International Valuation Standards.pdf*. (2020).The International Valuation Standards (Hrsg.) Gefunden unter <https://www.ivsc.org>
- Kok, N., Koponen, E.-L., & Martínez-Barbosa, C. A. (2017). Big Data in Real Estate? From Manual Appraisal to Automated Valuation. *The Journal of Portfolio Management*, 43(6), 202. Gefunden unter <https://doi.org/10.3905/jpm.2017.43.6.202>
- Loepfe, A., Schweizerische Kammer der Experten in Immobilienbewertungen, Hauseigentümergeverband Zürich, RICS Switzerland, Schweizer Immobilienschätzer-Verband, & Schweizerische Schätzungsexperten-Kammer/Schweizerischer Verband der Immobilienwirtschaft (Hrsg.). (2017). *Swiss Valuation Standard (SVS): Best Practice of Real Estate Valuation in Switzerland* (3., überarbeitete und ergänzte Auflage). vdf Hochschulverlag an der ETH Zürich.
- Mayer, M., Bourassa Steven C., Hoesli Martin, & Scognamiglio Donato. (2019). Estimation and updating methods for hedonic valuation. *Journal of European Real Estate Research*, 12(1), 134–150. Gefunden unter <https://doi.org/10.1108/JERER-08-2018-0035>
- Poursaeed, O., Matera, T.´s, & Belongie, S. (2018). *Vision-based Real Estate Price Estimation*. *Machine Visions and Applications*, 29(4), 667-676.(2018)
- Richtlinien für die Prüfung, Bewertung und Abwicklung grundpfandgesicherter Kredite.pdf*. (2019).Schweizerische Bankiervereinigung SBVg (Hrsg.)

- RICS Valuation (2020) – *Global Standards\_2020.pdf*. Gefunden unter *ICS Valuation (2020)-Global Standards\_2020*
- Rosen, S. (1974). Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition. *Journal of Political Economy*, 82(1), 34–55. Gefunden unter <https://doi.org/10.1086/260169>
- Schellenbauer, P. (2018). *75 Jahre Pensimo Band II*. Verwaltungsrat der Pensimo Management AG (Hrsg.)
- Thürlimann, A. (o. J.). *Datenerhebung mittels Webcrawling*. Datahouse. Abgerufen 15. September 2020, von <https://www.datahouse.ch/de/aktuell/datenerhebung-mittels-webcrawling/>
- Uter. (2018). *Zur Approximationsgüte automatisierter Wertermittlungen innerhalb der Kleindarlehengrenze der BelWertV am Beispiel ausgewählter Referenzobjekte*. Halle: Universität Halle
- Wainer, J. (2016). Comparison of 14 different families of classification algorithms on 115 binary datasets. *ArXiv:1606.00930*. Gefunden unter <http://arxiv.org/abs/1606.00930>

## 7. Anhang

## **Anhang 1** Ergänzungen zu den Definitionen Automated Valuation Model (AVM)

Bei der IAAO handelt es sich um einen amerikanischen gemeinnützigen Verband für Bildung und Forschung, der sich unter anderem mit der Entwicklung von Immobilienbewertungen auseinandersetzt. Gemäss IAAO wurde im Standard on Automated Valuation Models aus dem Jahr 2018 folgende Definition für AVMs eingeführt:

*A mathematically based computer software program that market analysts use to produce an estimate of market value based on market analysis of location, market conditions, and real estate characteristics from information that was previously and separately collected. The distinguishing feature of an AVM is that it is a market appraisal produced through mathematical modeling. Credibility of an AVM is dependent on the data used and the skills of the modeler producing the AVM (IAAO, 2008, S. 4).*

Vergleicht man diese Definition aus dem Jahr 2018 mit einer älteren Version, fällt auf, dass die vorliegende Definition um den Beizug eines qualifizierten Marktanalysten bei der Modellentwicklung ergänzt wurde. In der neuen Definition, welche die aus dem Jahr 2003 ablöst, wurde auf die vom Experten geforderte Kenntnis der makroökonomischen Ausgangslage sowie der Standort- und Objekteigenschaften als Voraussetzung für einer marktnahe Modellierung hingewiesen (IAAO, 2008, S. 4).

Die TEGoVA definiert im European Valuation Standard (EVIP 6) den Begriff wie folgt: “Automated Valuation Models (AVMs) can be defined as statistic-based computer programmes, which use property information (e.g. comparable sales and property characteristics etc.) to generate property-related values or suggested values.“ (EVS, TeGoVA, 2016, S. 325)

Weiter präzisiert der TEGoVA das Vorgehen und die Anwendung von AVMs wie folgt: Der Anwender müsse zunächst sämtliche Daten für die zu bewertende Immobilie erfassen. Diesen Daten würden dann mithilfe von Algorithmen spezifische Informationen zugeordnet, die eine direkte Einschätzung des Wertes ermöglichen. Es wird weiter darauf hingewiesen, dass die regulatorisch zulässige Anwendung von AVMs vom jeweiligen Bewertungszweck abhängen. Im Falle von Bewertungen zu Finanzierungszwecken seien Kontrollschritte durch einen professionellen Schätzer

erforderlich, um den bankenaufsichtsrechtlichen Vorschriften zu entsprechen. AVMs sollten sich gemäss Europäischem Bewertungsstandard auf anerkannte Bewertungsmethoden stützen. Sie sollten weiter die Marktpraxis widerspiegeln und den Methoden die gleiche Priorität einräumen, als ob sie vom Gutachter angewandt worden wären. Das zur Auswertung der Datenbanken verwendete statistische Modell solle je nach Zusammensetzung und Vergleichbarkeit (Homogenität) der Eigenschaften festgelegt werden. Es kommen, so heisst es weiter, sowohl hedonische Methoden als auch Ansätze, die auf direkten Vergleichen der Eigenschaften beruhen, zum Einsatz (EVS, TeGoVA, 2016, S. 325–328).

Die European AVM Alliance (EAA) ist eine europäische gemeinnützige Vereinigung führender Anbieter von automatisierten Bewertungsmodellen (AVMs) für den Wohnimmobilienmarkt. Sie definiert AVMs in ihrem Glossar wie folgt: "A system that provides an estimate of value of a specified property at a specified date, using mathematical modelling techniques in an automated manner (EAA AVM, o.J., S.1)." Eine Anmerkung nach der Definition der AVMs hebt explizit das Nichteingreifen des Menschen und die Objektivität des Instrumentes hervor. Dies mache ein AVM zu einem objektiven Instrument, dessen Ergebnisse unabhängig von sämtlichen Umständen der Bewertung seien (EAA AVM, o. J., S.1).

## **Anhang 2** Ergänzungen zu den regulatorischen Rahmenbedingungen

### *Bewertungsstandards*

Als relevante Bewertungsstandards gelten die des International Valuation Standards Council (IVSC), der TEGoVA und des in Grossbritannien beheimateten RICS. Deren abgestimmte Definition des Marktwertes oder Fair Values lässt sich wie folgt übersetzen: Der Marktwert ist der geschätzte Betrag, für welchen ein Immobilienvermögen am Tag der Bewertung zwischen einem verkaufsbereiten Veräusserer und einem kaufbereiten Erwerber, nach angemessener Vermarktungsdauer, in einer Transaktion im gewöhnlichen Geschäftsverkehr ausgetauscht werden sollte, wobei jede Partei mit Sachkenntnis, Umsicht und ohne Zwang handelt (Glossar IVS, 2020, Seite 18). Das Buch mit dem Titel „RICS Professional Standards and Guidance, Global“, unter Bewertern bekannt als Redbook, enthält zahlreiche Bewertungsstandards, Grundsätze und Leitlinien. Es orientiert sich dabei stark an den IVS. Die aktuelle Ausgabe des Redbooks, gültig per Januar 2020, äussert sich, für die Mitglieder der RICS verbindlich, zu den zulässigen Bewertungsmethoden. Diese, so wird festgehalten, können eine Reihe von analytischen Werkzeugen und Techniken sowie verschiedene Formen der Modellierung umfassen. Weiter wird auf die teils fortschrittlichen statistischen Verfahren hingewiesen. Letztlich, wird betont, sei der Gutachter bei den jeweiligen Bewertungsaufträgen für die Wahl des Ansatzes und der Methode(n) verantwortlich – es sei denn, es gelten per Gesetz oder per Vorschrift zwingende Anforderungen.<sup>17</sup> Ein Leitfaden im Umgang mit AVMs ist aktuell in Bearbeitung.<sup>18</sup>

### *Regelung Anlagefonds*

Artikel 90 des Kollektivanlagengesetzes (KAG) enthält die Regeln zur Jahresrechnung und zum Jahresbericht für Immobilienfonds, wonach folgende Absätze betreffend die Bewertung ausschlaggebend sind: Die Grundstücke sind in der Vermögensrechnung zu den Verkehrswerten einzustellen (Abs. 2). Der Jahresbericht und die Jahresrechnung enthalten neben den Angaben nach Art. 89 Angaben über die Schätzungsexperten, die Schätzungsmethoden und über die angewandten Kapitalisierungs- und Diskontierungssätze (Abs. 4). Es wird explizit keine Methodik vorgeschrieben, jedoch

---

<sup>17</sup> Vgl. RICS professional standards and guidance, global // Part 4: valuation technical and performance standards, VPS Valuation approaches and methods, 2020, S. 62

<sup>18</sup>Nach Angabe des RICS International Data Standards Director, Korrespondenz 9.9.2020



eine obligatorische Offenlegung der verwendeten Parameter. Der Hinweis auf die *angewandten Diskontierungssätze* impliziert, dass der Gesetzgeber von einer dynamischen Ertragswertemethode ausgeht. Dies wird in der relevanten Richtlinie<sup>19</sup> der SFAMA selbstregulierend konkretisiert. Weiter schreibt die Kollektivanlagenverordnung (KKV) obligatorische Bestandteile der Bewertung, abhängig vom Bewertungsanlass, vor – unter anderem einen unabhängigen Schätzungsexperten, eine obligatorische Besichtigung (Art. 92 KKV) sowie eine jährliche Schätzung (Art. 93 KKV).

#### *Regelung Anlagestiftungen*

Die Bewertung der Aktiven erfolgt gemäss Art. 48 BVV 2 i. V. m. Swiss GAAP FER 26 grundsätzlich zu aktuellen Werten (Swiss GAAP FER 26, Ziffer 3). Unter aktuellen Werten werden grundsätzlich Marktwerte per Bilanzstichtag verstanden. Die Richtlinie FER 26 schreibt weiter vor, dass die aktuellen Werte ohne Einbau von Glättungseffekten auszuweisen sind (Ziffer 13). Unter Ziffer 14 wird betreffend zulässiger Bewertungsmethode weiter ausgeführt: „Der aktuelle Wert von Immobilien [...] wird nach dem zu erwartenden Ertrag [...] unter Berücksichtigung eines risikogerechten Kapitalisierungszinssatzes ermittelt, durch Vergleich mit ähnlichen Objekten geschätzt oder nach einer anderen allgemein anerkannten Methode berechnet“ (Ziffer 14). Zudem wird vorgeschrieben, dass für Liegenschaften jährlich die entsprechenden Marktwerte neu berücksichtigt werden sollen. Die Methode soll alle wesentlichen Elemente enthalten, um die Veränderung der Werttreiber nachzuvollziehen zu können. Pro Liegenschaft werden i. d. R. mehrere Konten geführt, die netto ausgewiesen werden (Swiss GAAP FER 26, 2014). Weiter stellt die Verordnung über Anlagestiftungen (ASV) Anforderungen an die Qualifikation der Schätzexperten und an deren Unabhängigkeit. Die Liegenschaften sind einmal im Jahr zu bewerten und müssen persönlich besichtigt werden (Art. 11 ASV). Ausserdem sind die Vorschriften Art. 92 bis 94 der Verordnung über die Kollektiven Kapitalanlagen (KKV) sinngemäss anzuwenden (siehe Regelung Anlagefonds). Die Aufsicht übt die Oberaufsichtskommission Berufliche Vorsorge (OAK BV) aus.

---

<sup>19</sup> Vg. 3.4.6 Richtlinien der SFAM für Immobilienfonds

### *Regelung Finanzinstitute*

Finanzinstitute sind durch die Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (FINMA) beaufsichtigt. Die FINMA hat die Richtlinien für die Prüfung, Bewertung und Abwicklung grundpfandgesicherter Kredite der Swissbankiervereinigung (SBVg) als aufsichtsrechtlichen Mindeststandard anerkannt. Die Richtlinie<sup>20</sup> gibt Folgendes vor: „Für die Bestimmung des Belehnungswertes von Renditeobjekten ist der Ertragswert massgebend. Bei der Festlegung des Belehnungswertes werden objektbezogene Risiken angemessen berücksichtigt.“ Die Bank hält die Methode bzw. Systematik zur Bestimmung der Kapitalisierungssätze pro Objektart fest und regelt die Überwachung und Anpassung dieser Sätze an neue wirtschaftliche Situationen. Bei gemischtwirtschaftlich genutzten (gemischten) Objekten wird der Ertragswert als Summe von Teilertragswerten berechnet, welche sich aus den Erträgen für jede Nutzungsart und den jeweiligen Kapitalisierungssätzen ergeben. Die Bank regelt die Verwendung von Bewertungsmodellen für die Bewertung von Renditeobjekten separat in bankinternen Regelungen (4.3 SBVg, 2019, S. 9–10). Modelle sind zu Bewertungszwecken grundsätzlich zulässig.

---

<sup>20</sup> Richtlinien für die Prüfung, Bewertung und Abwicklung grundpfandgesicherter Kredite der Swissbankiervereinigung (SBVg)

### Anhang 3 Ergänzungen zu *Estimation and updating methods for hedonic valuation*

Eine Studie von Mayer, Bourassa, Hoesli und Scognamiglio (2019) mit dem Titel *Estimation and Updating Methods for Hedonic Valuation* untersuchte, wie diverse dieser Modelltypen zu Bewertungszwecken eingesetzt werden. Hierbei wurde eine Reihe von linearen und nichtlinearen Modellen in Bezug auf erzielbare Genauigkeit und Robustheit getestet. Zu den untersuchten Modellen zählten erstens (als Referenzmodell) das lineare Modell der kleinsten Quadrate (Ordinary-Least-Squares (OLS)), daneben die Robuste Regression (RLM) und die Mixed-Effects Regression (MEM) sowie die drei nichtlinearen Modelle Random Forest (RF), Gradient Boosting (GBM) und Neural Networks (NN). Aus diesem Forschungsbericht geht unter anderem hervor, dass die Wahl des Modells stets ein Abwägen zwischen Genauigkeit und Volatilität erfordert. Je nachdem, ob im konkreten Anwendungsfall die Präzision oder die Konsistenz der Resultate im Vordergrund steht, sollte jeweils der entsprechende Modelltyp gewählt werden. (Mayer et al., 2019, S. 134–147) Abbildung 28 zeigt die Bewertung von vier Liegenschaften über einen Zeitraum von 8 Jahren. Weiter wird in der Grafik 27 die Genauigkeit der sechs Methoden anhand von vier Genauigkeitskriterien gemessen. Daraus wird ersichtlich, dass die Gradient Boosting Methode (GBM) die grösste Genauigkeit erzielt, während die robuste Regression (RLM) - die robustesten Vorhersagen erzeugt. (Mayer et al., 2019, S. 143)

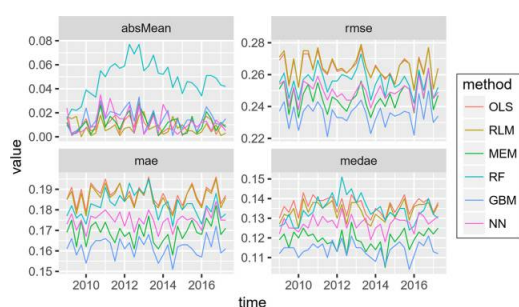


Abbildung 27: Vergleich der Volatilität der Modelle  
(Mayer et al., 2019, S. 143)



Abbildung 28: Vergleich der Genauigkeit der Modelle  
(Mayer et al., 2019, S. 143)

Method	absMean	rmse	mae	medae	Within 10%	Within 20%
OLS	0.011	0.264	0.187	0.136	0.383	0.660
RLM	<i>0.008*</i>	0.265	0.186	0.134	0.391	0.666
MEM	0.011	0.246	0.169	0.119	0.432	0.713
RF	0.048	0.256	0.182	0.134	0.391	0.670
GBM	0.015	<i>0.235*</i>	<i>0.162*</i>	<i>0.114*</i>	<i>0.451*</i>	<i>0.729*</i>
NN	0.012	0.249	0.175	0.127	0.410	0.690

**Notes:** The best method for each accuracy measure is indicated in italics and \*means it was significantly better than all other methods. As the response is logarithmic price, the values of the first four accuracy measures can (approximately) be read as percentage errors

## Anhang 4 Leitfaden Experteninterview



Universität  
Zürich<sup>UZH</sup>

### Nutzbarmachung von Echtzeitdaten für Investitions- und Finanzierungsentscheide

Untersuchung der Methodik und Anwendung von automatisierten Bewertungen

---

Dieses Interview dient dazu den Nutzen von Machine Learning Ansätzen bei der Bewertung grosser Immobilienbestände zu ermitteln. Dabei sollen die Chancen und Herausforderungen einer Verknüpfung von strukturierten und unstrukturierten Daten und die Anwendung von Machine Learning Methoden für Investitions- und Finanzierungsentscheide aufgezeigt und in Teilen quantifiziert werden. Die betrachteten digitalen Werkzeuge und algorithmischen Prozesse stehen dabei jeweils im Dienst eines konkreten Bewertungsanlasses. Vor diesem Hintergrund beziehen sich die Fragen erstens auf die Leistungsfähigkeit der untersuchten Bewertungsmethode und zweitens auf die potentielle Implementierung von Echtzeitdaten.

#### Ziel des Interviews

Dieses Interview dient dazu, folgende Forschungsfragen zu beantworten:

- i. *Gelingt es, mit Machine Learning Ansätzen, bei der Bewertung grosser Immobilienbestände vergleichbare Resultate, wie bei manuellen DCF-Verfahren, zu erzielen?*
  - ii. *Welche Kreise institutioneller Anleger können aus der Nutzbarmachung von Echtzeitdaten welchen Nutzen ziehen?*
- 

#### Aufbau des Interviews

- (0) Klärung der Begrifflichkeiten
  - (1) Beurteilung der Bewertungspraxis im aktuellen wirtschaftlichen Umfeld
  - (2) Entwicklungsstand und Marktreife von Machine Learning (ML-) basierten Modellen
  - (3) Fragen zu den Grundlagen und der Methodik automatisierter Modelle
  - (4) Beurteilung des Nutzens von automatisierten Bewertungsmodellen
  - (5) Beurteilung der Trade-Offs und Herausforderungen
- 

#### 0. Klärung der Begrifflichkeiten

- (1) Von Ökonometrie zu Machine Learning - was steckt hinter dem Wandel der Begriffe?
- (2) Wie werden die neuen Machine Learning basierten Bewertungsmodelle üblicherweise bezeichnet?

#### 1. Beurteilen der Bewertungspraxis im aktuellen wirtschaftlichen Umfeld

- (1) Sind automatisierte Bewertungsmethoden, der Einbezug alternativer Datenquellen und die Anwendung von Maschinellem Lernen, Ihrer Einschätzung nach, die logische Entwicklung der Bewertungspraxis?
- (2) Wie könnte sich die aktuelle Corona-Krise und ihre Auswirkungen im Immobilienmarkt auf die Bewertungspraxis und die Verbreitung neuer Bewertungsmodelle auswirken?
- (3) Die aktuelle Wirtschaftsentwicklung und die (geldmarkt-) politischen Rahmenbedingungen verlangen von den Anlegern sich verstärkt mit der Zyklizität von Immobilienmärkten auseinanderzusetzen. Die Renditereihen von nicht kotierten Anlagen führen demgegenüber, aufgrund von Glättungseffekten dazu, die Volatilität der Märkte zu unterschätzen. Bedeuten in diesem Zusammenhang ML-basierte Bewertungsmethoden eine Chance für adäquateres Einpreisen der Risiken?
- (4) Das langanhaltende Niedrigzinsumfeld und die latente Gefahr einer flächendeckenden Preiskorrektur verlangen innerhalb zahlreicher Marktsegmente nach einem stichfesten Krisenplan im Umgang mit Wertermittlungen. Das Eintreten einer Stresssituation dürfte bewertungstechnisch einen beachtlichen Ressourceneinsatz mit grossem manuellem Aufwand auslösen. Wie beurteilen Sie vor diesem Hintergrund die Anwendung automatisierter Modelle?
- (5) Die systeminhärente Reduktion des Aufwands begünstigt das Bestreben der Finanzinstitute in regelmässigeren Intervallen Wiederbewertungen in Zusammenhang mit Kreditsicherheiten durchzuführen. Wie ist die Praxis mit automatisierten Modellen in diesem Bereich?



## 2. Entwicklungsstand und Marktreife von Machine Learning (ML) basierten Modellen

- (1) Auf einer Skala von 1 - 4, wie würden Sie den Entwicklungsstand betreffend ML-basierter Bewertungsmodelle innerhalb Ihres Unternehmens einstufen?

<input type="checkbox"/>	ML-basierte Bewertungsmodelle sind bei uns kein Thema (1)
<input type="checkbox"/>	Wir stehen am Anfang der Entwicklung für ein neues Modell (2)
<input type="checkbox"/>	Wir prüfen aktuell einen oder mehrere Ansätze (3)
<input type="checkbox"/>	Die von uns entwickelte ML-basierte Methode ist geprüft, rechtlich zugelassen und im Einsatz (4)

- (2) Für welche Kreise institutioneller Investoren beabsichtigt Ihr Unternehmen automatisierte Modelle einzusetzen?  
 (3) Auf einer Skala von 1 – 4, wie würden Sie Ihren persönlichen Wissensstand im Bereich Machine Learning einstufen?

<input type="checkbox"/>	Wenig bis keine Kenntnisse (1)
<input type="checkbox"/>	Überblickwissen/ Grundlagen (2)
<input type="checkbox"/>	Praktische Anwendung (3)
<input type="checkbox"/>	ML-spezifische Programmierkenntnisse und Weitergabe/Anleitung anderer (4)

- (4) Für welche Bewertungssegmente werden ML-basierte Bewertungsmodelle bereits heute angewandt?  
 Bitte schätzen Sie diese nach relativer Bedeutung ein  
 sehr häufig (4), häufig (3), gelegentlich (2), selten (1), nie (0)

<input type="checkbox"/>	Renditeliegenschaften
<input type="checkbox"/>	Wohneigentum
<input type="checkbox"/>	Corporate Real Estate
<input type="checkbox"/>	Öffentliche Immobilien
<input type="checkbox"/>	Spezialliegenschaften

- (5) Für welche Bewertungszwecke werden ML-basierte Bewertungsmodelle künftig nachgefragt?  
 Bitte schätzen Sie diese nach relativer Bedeutung ein  
 sehr häufig (4), häufig (3), gelegentlich (2), selten (1), nie (0)

<input type="checkbox"/>	Finanzierungsbezogene Bewertung - Grundlage für Bestimmung des Belehnungswertes
<input type="checkbox"/>	Transaktionsbezogene Bewertung - Grundlage für Kauf- und Verkaufsentscheidungen
<input type="checkbox"/>	Rechtliche Bewertung - Grundlage für Steuerbemessungen
<input type="checkbox"/>	Bilanzielle Bewertung - Grundlage für Bilanzerstellung
<input type="checkbox"/>	Steuerbezogene Bewertung - Grundlage für Asset Allocation, etc.
<input type="checkbox"/>	Sicherungsbezogene Bewertung - Grundlage für Versicherungsbeiträge
<input type="checkbox"/>	Sonstige

- (6) Wie beurteilen Sie die Digitalstrategie und Prozessautomatisierung Ihres Unternehmens?  
 Bitte beurteilen Sie, gemäss folgender Skala, in welchem Mass die Aussagen auf Ihr Unternehmen zutreffen  
 Sehr zutreffend (3), zutreffend (2), wenig zutreffend (1), nichtzutreffend (0)

<input type="checkbox"/>	Die digitale Transformation des Unternehmens folgt einem definierten strategischen Plan
<input type="checkbox"/>	Das Unternehmen hat seine Produkte und Dienstleistungen mit digitalen Innovationen erweitert
<input type="checkbox"/>	Kernprozesse werden regelmässig auf Optimierungspotenzial durch digitale Technologien geprüft
<input type="checkbox"/>	Einsatz neuester digitaler Möglichkeiten, um Routineprozesse zu automatisieren
<input type="checkbox"/>	Regelmässige Aktualisierung der IT-Infrastruktur, um veränderten Anforderungen gerecht zu werden
<input type="checkbox"/>	Es stehen intern Daten- und Digitalstrategieexperten als Ansprechpersonen zur Verfügung
<input type="checkbox"/>	Für die Digitalstrategie besteht ein Partnernetzwerk mit externen Dienstleistern und Start-ups

### 3. Fragen zu den Grundlagen und der Methodik automatisierter Modelle

- (1) Beim Machine Learning Ansatz werden grosse Mengen von strukturierten und unstrukturierten Daten verwendet. Welche unstrukturierten Daten fliessen konkret in die Bewertung von Mehrfamilienhäusern mit ein?
- (2) Während traditionelle automatisierte Bewertungsmodelle - zum Beispiel hedonische Modelle - datengesteuerte lineare Algorithmen verwenden, integrieren neuere automatisierte Modelle, ausgehend von einer breiteren Datenbasis auch nicht-lineare Abhängigkeiten zur Identifikation regionaler Muster. Dies erlaubt eine (vermeintlich) spezifischere Analyse der werttreibenden Merkmale. Könnte dies bedeuten, dass die quantitativen Berechnungsmöglichkeiten, mithilfe von Machine Learning Algorithmen Investoren und Kreditgeber befähigen Teilmärkte detaillierter aufzuschlüsseln?
- (3) Welche alternativen Datenquellen sind bei der Bewertung von Mehrfamilienhäusern tatsächlich relevant in Bezug auf die Wertermittlung (im Vergleich zu konventionellen Datenquellen)?
- (4) Wie lassen sich die immensen Datenbestände auf den unterschiedlichen Ebenen (Markt-, Objekt- oder Nutzerebene) gewichten und sinnvoll in Beziehung bringen?
- (5) Wie gelingt es, trotz der dünnen Datenlage von Transaktionsdaten bei Mehrfamilienhäusern, ein robustes statistisches Rechnungsmodell zu entwickeln?
- (6) Welche Daten sind seitens Kunden minimal erforderlich, um mithilfe von alternativen Datenquellen und Machine Learning Algorithmen ein mit der DCF-Methode vergleichbares Resultat zu erzielen?
- (7) Welche statistischen Verfahren liegen, dem von Ihrem Unternehmen entwickelten, automatisierten Bewertungsmodell zugrunde? (Stichwort Random forest, etc...) und warum?
- (8) Können Sie mir die Unterscheidung zwischen descriptive, diagnostic und predictive Analytics anhand eines konkreten Anwendungsfalls aus Ihrem Unternehmen erklären? (Portfoliomanagement)
- (9) Kommt das zugrundeliegende Modell bei der Bewertung von Mehrfamilienhäusern ohne Anwendung eines Diskontsatzes aus?
- (10) Steigt der Korrelationskoeffizient zwischen der tatsächlichen und der modellierten Mietpreisentwicklung, unter Einbezug alternativer Datenquellen und unter Verwendung eines Machine Learning Ansatzes?
- (11) Sind Ihrer Einschätzung nach ML-basierte Modelle auch in der Lage, in heterogenen, illiquiden Märkten gute Resultate zu erzielen?
- (12) Wie reagiert das auf Wachstum kalibrierte Modell in schrumpfenden Märkten?
- (13) Wie bewerten Sie den durchschnittlichen Reifegrad bei Institutionellen Investoren im Umgang mit Datentechnologien und Datenmanagement? Gibt es Unterschiede je nach Marktsegment?
- (14) Die DCF-Methode hat sich (in der Schweiz) als etablierte Bewertungsmethode für Renditeigenschaften institutioneller Investoren durchgesetzt. Wie schätzen Sie die Eigenschaften von ML-basierten Bewertungen, gegenüber denjenigen von DCF-Bewertung ein: Bitte beurteilen Sie die Eignung automatisierter Methoden gegenüber der DCF Methode, betreffend folgender Aspekte, mit besser (2), gleichwertig (1), oder schlechter (0)

<input type="checkbox"/>	Transparenz betreffend erwartete Erträge, Kosten, Leerstände und Risiken
<input type="checkbox"/>	Risikoadjustierte Betrachtungsweise (Rendite/Risiko/Performance)
<input type="checkbox"/>	Szenarienbildung „Was wäre wenn“/ Frühwarnung
<input type="checkbox"/>	Modellierbarkeit von Nutzungsveränderungen (z. B. Umbauten)
<input type="checkbox"/>	Voraussetzungen für weitere Analysen (z. B. Portfolioanalysen)
<input type="checkbox"/>	Einheitliche Parameter
<input type="checkbox"/>	Berücksichtigung künftiger Marktentwicklungen
<input type="checkbox"/>	Berücksichtigung künftiger Zinsentwicklungen



#### 4. Beurteilung des Nutzens von automatisierten Bewertungsmodellen

- (1) Worin liegen die grössten Chancen bei ML-basierten Bewertungsmethoden auf Ebene Investment-, Portfolio- und Asset Management?
- (2) Bei welcher Anlageform bedeuten Ihrer Einschätzung nach „tagesaktuelle“ Analysen den grössten Gewinn; bei direkten Anlagen, Immobilienfonds, Immobilienaktiengesellschaften, oder Anlagestiftungen?  
(Stichworte Agios, Performance-Kennzahlen basierend auf Marktwerten, Szenarien-Bildung, Nutzungsänderungen...)
- (3) Worin sehen Sie die grössten Chancen von ML-basierten Bewertungsmodellen?  
Bitte gewichten Sie die Aspekte nach relativer Bedeutung und ergänzen Sie die Liste um fehlende Aspekte  
Sehr zutreffend (3), zutreffend (2), wenig zutreffend (1), gar nicht zutreffend (0)

- |                          |   |
|--------------------------|---|
| <input type="checkbox"/> | Unsicheres wirtschaftliches Umfeld, verlangt nach Krisenplan zur Ermittlung von Marktwerten |
| <input type="checkbox"/> | Zeitersparnis und Effizienzvorsprung  |
| <input type="checkbox"/> | Kostensparnis   |
| <input type="checkbox"/> | Regelmässige Intervalle für Bewertungen „auf Knopfdruck“                                    |
| <input type="checkbox"/> | Gesteigerte Objektivität durch Experten unabhängige Bewertungsverfahren                     |
| <input type="checkbox"/> | Optimieren von Steuerungsfunktionen, durch „tagesaktuelle“ Analysen                         |
| <input type="checkbox"/> | Ableiten von Prognosen (Prädikative Analysen)   |
| <input type="checkbox"/> | Sonstiges, bitte ergänzen Sie   |

#### 5. Beurteilung der Trade-offs und Herausforderungen

- (1) Was sind zurzeit die grössten Herausforderungen bei der Entwicklung und Implementierung von Machine Learning Bewertungsmodellen?
- (2) Sind in der Schweiz aufgrund der regulatorischen Rahmenbedingungen und geltenden Rechnungslegungsvorschriften automatisierte Modelle für externe Zwecke zulässig? Gibt es da Unterschiede bei Immobilienfonds, Anlagestiftungen, Immobiliengesellschaften?
- (3) Wie ist das konkrete Vorgehen, um neue Bewertungsmethoden für sämtliche Bewertungs-zwecke und Anlageformen als rechtlich und regulatorisch zulässig absichern zu lassen (IFRS, Swiss Gaap Fer, Finma, Vorschriften der Börse)
- (4) Welche Rolle nehmen die Verbände KGAST, SFAMA, ASIP im Zusammenhang mit der Entwicklung und Zulassung von Bewertungsmodellen ein?
- (5) Welche Digitalisierungsmassnahmen sind seitens institutioneller Anleger erforderlich, um aus der grossen Datenverfügbarkeit Wissen und Mehrwert zu generieren?
- (6) Welche Motive bremsen die Entwicklung von automatisierten Bewertungsmodellen?  
Bitte gewichten Sie die Auflistung der möglichen Gründe für Kritik nach Häufigkeit, Bedeutung  
Sehr zutreffend (3), zutreffend (2), nichtzutreffend (1), irrelevant (0)

- |                          |   |
|--------------------------|---|
| <input type="checkbox"/> | Mangelnde Kenntnis der Methode                |
| <input type="checkbox"/> | Unklarheit über Mehrwert der Methode          |
| <input type="checkbox"/> | Intransparenz der Methode                     |
| <input type="checkbox"/> | Bedenken zu Datenschutz                       |
| <input type="checkbox"/> | Teilmärkte mit zu geringer Datenverfügbarkeit |
| <input type="checkbox"/> | Regulatorische Schranken                      |
| <input type="checkbox"/> | Beurteilung Gebäudezustand bedarf Experten    |
| <input type="checkbox"/> | Sonstiges                                     |

- (7) Gibt es zum Abschluss etwas, das bei den Fragen vergessen ging und Sie ergänzen möchten?
- (8) Gibt es Ansprechpartner, Studien oder Publikationen, die Sie mir zur Vertiefung der Materie empfehlen?

Herzlichen Dank für Ihre Teilnahme am Interview!

## **Ehrenwörtliche Erklärung**

Ich versichere hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit mit dem Thema „Automatisierte Bewertungsmodelle“ selbstständig verfasst und keine anderen Hilfsmittel als die angegebenen benutzt habe.

Alle Stellen die wörtlich oder sinngemäss aus veröffentlichten oder nicht veröffentlichten Schriften entnommen sind, habe ich in jedem einzelnen Falle durch Angabe der Quelle (auch der verwendeten Sekundärliteratur) als Entlehnung kenntlich gemacht.

Die Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen und wurde auch noch nicht veröffentlicht.

Zürich, den 21.09.2020

---

[Unterschrift]