

**Die Kapitalstruktur europäischer Emittenten von bedingten  
Pflichtwandelanleihen im Bankensektor: eine robuste  
Korrelationsund Portfoliooptimierungsanalyse mit besonderer  
Berücksichtigung der Wavelet-Analyse und von Bayesschen  
Netzen**  
**Zwyssig, S.**

---

Full bibliographic citation: Zwyssig, S. 2023. Die Kapitalstruktur europäischer Emittenten von bedingten Pflichtwandelanleihen im Bankensektor: eine robuste Korrelationsund Portfoliooptimierungsanalyse mit besonderer Berücksichtigung der Wavelet-Analyse und von Bayesschen Netzen. DBA thesis Middlesex University / KMU Akademie & Management AG

Year: 2023

Publisher: Middlesex University Research Repository

Available online: <https://repository.mdx.ac.uk/item/105081>

---

Middlesex University Research Repository makes the University's research available electronically.

Copyright and moral rights to this work are retained by the author and/or other copyright owners unless otherwise stated. The work is supplied on the understanding that any use for commercial gain is strictly forbidden. A copy may be downloaded for personal, non-commercial, research or study without prior permission and without charge.

Works, including theses and research projects, may not be reproduced in any format or medium, or extensive quotations taken from them, or their content changed in any way,

without first obtaining permission in writing from the copyright holder(s). They may not be sold or exploited commercially in any format or medium without the prior written permission of the copyright holder(s).

Full bibliographic details must be given when referring to, or quoting from full items including the author's name, the title of the work, publication details where relevant (place, publisher, date), pagination, and for theses or dissertations the awarding institution, the degree type awarded, and the date of the award.

If you believe that any material held in the repository infringes copyright law, please contact the Repository Team at Middlesex University via the following email address: [repository@mdx.ac.uk](mailto:repository@mdx.ac.uk)

The item will be removed from the repository while any claim is being investigated.

See also repository copyright: re-use policy: <https://libguides.mdx.ac.uk/repository>

# DISSERTATION

**Die Kapitalstruktur europäischer Emittenten von bedingten  
Pflichtwandelanleihen im Bankensektor: eine robuste Korrelations-  
und Portfoliooptimierungsanalyse mit besonderer  
Berücksichtigung der Wavelet-Analyse und von Bayesschen Netzen**

<b>NAME:</b>	Sandro Zwysig
<b>MATRIKELNUMMER:</b>	MUDR/0187
<b>STUDIUM:</b>	DBA
<b>ADVISOR/IN:</b>	Dr. Klaus-Peter Schütt
<b>ANZAHL DER WÖRTER:</b>	52'309
<b>EINGEREICHT AM:</b>	<b>22. Mai 2023</b>

## EIDESSTÄTTLICHE ERKLÄRUNG

**Hiermit erkläre ich an Eides statt**, dass die vorliegende, an diese Erklärung angefügte Dissertation selbstständig und ohne jede unerlaubte Hilfe angefertigt wurde, dass sie noch keiner anderen Stelle zur Prüfung vorgelegen hat und dass sie weder ganz noch im Auszug veröffentlicht worden ist. Die Stellen der Arbeit einschließlich Tabellen, Abbildungen etc., die anderen Werken und Quellen (auch Internetquellen) dem Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, **habe ich in jedem einzelnen Fall als Entlehnung mit exakter Quellenangabe kenntlich gemacht**. Hiermit erkläre ich, dass die übermittelte Datei identisch mit der geprüften Datei und dem daraus resultierenden und übermittelten Plagiatsbericht ist und die Angabe der Wortanzahl diesem entspricht. **Mir ist bewusst, dass Plagiate gegen grundlegende Regeln des wissenschaftlichen Arbeitens verstoßen und nicht toleriert werden. Es ist mir bekannt, dass der Plagiatsbericht allein keine Garantie für die Eigenständigkeit der Arbeit darstellt und dass bei Vorliegen eines Plagiats Sanktionen verhängt werden**. Diese können neben einer Bearbeitungsgebühr je nach Schwere zur Exmatrikulation und zu Geldbußen durch die Middlesex University führen. Die Middlesex University führt das Plagiatsverfahren und entscheidet über die Sanktionen. **Dabei ist es unerheblich, ob ein Plagiat absichtlich oder unabsichtlich, wie beispielsweise durch mangelhaftes Zitieren, entstanden ist, es fällt in jedem Fall unter den Tatbestand der Täuschung.**

Hermetschwil-Staffeln am 22.5.2023



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>EINLEITUNG .....</b>	<b>1</b>
1.1	Die Dualität des Forschungsvorhabens: Kurzvorstellung der angewandten Methoden und des Untersuchungsgegenstands .....	1
1.2	Trends und Prognosen in der Kapitalmarktforschung .....	2
1.2.1	Globales Tiefzinsumfeld und langfristige Erwartungen.....	3
1.2.2	Erhöhte langfristige Aktienbewertung und gestiegene Krisenanfälligkeit .....	6
1.2.3	Mögliche Auswirkungen auf konventionelle Finanzportfolios .....	11
1.2.4	Mögliche Anlagelösungen durch die Fokussierung auf einen Teilmarkt und auf alternative Schätzmethoden.....	12
1.3	Notationen und Definitionen .....	15
1.4	Aufbau der Arbeit .....	16
<b>2</b>	<b>THEORETISCHE BETRACHTUNGEN ZUM FORSCHUNGSOBJEKT UND DER FORSCHUNGSMETHODIK.....</b>	<b>18</b>
2.1	Aktuelle Trends in der wissenschaftlichen Literatur und mögliche Kandidaten für die Forschungsmethodik .....	18
2.1.1	Die Grundlagen der Modernen Portfoliotheorie (MPT).....	18
2.1.2	Chronologischer Überblick und kritische Analyse der Weiterentwicklungen der MPT .....	29
2.2	Die Grundlagen der Kapitalstruktur europäischer Banken .....	43
2.2.1	Aufbau der Bankbilanz und regulatorischer Hintergrund .....	43
2.2.2	Struktureigenschaften der Kapitalinstrumente.....	49
2.3	Die Kapitalstrukturinstrumente als Finanzportfolio.....	52
2.3.1	Problemstellung und Relevanz der Analyse des Forschungsobjektes.....	53
2.3.2	Unzureichende traditionelle Schätzverfahren als Referenz .....	61
2.3.3	Lösungsansätze anhand der alternativen Schätzverfahren im Portfoliokontext .....	63
2.3.4	Mehrwert und Zielsetzung der Arbeit .....	67
2.4	Illustration und Übersicht der theoretischen Grundlagen der Forschungsmethodik .....	68
2.4.1	Wavelet-Analyse (WA) .....	68
2.4.2	Probabilistische Graphische Modelle (PGMs) .....	71
2.5	Aktueller Stand der Literatur bezüglich des geplanten Forschungsprojektes .....	74
2.5.1	Stand der Forschung bezüglich der Bewertung der Kapitalinstrumente aus portfoliotheoretischer und isolierter Perspektive.....	75
2.5.2	Stand der Forschung bezüglich der Forschungsmethodik.....	85
2.6	Konklusion der theoretischen Betrachtungen .....	91

<b>3</b>	<b>FORSCHUNGSSCHWERPUNKT</b> .....	<b>92</b>
	<b>3.1 Forschungslücke</b> .....	<b>92</b>
	<b>3.2 Geplante Untersuchungen am Forschungsobjekt</b> .....	<b>94</b>
	<b>3.3 Möglicher Erkenntnisgewinn der Untersuchungen</b> .....	<b>96</b>
<b>4</b>	<b>FORSCHUNGSDESIGN</b> .....	<b>97</b>
	<b>4.1 Quantitative Erfassung des Untersuchungsgegenstandes</b> .....	<b>97</b>
	4.1.1 Datenbasis und Filterkriterien .....	97
	4.1.2 Indexkonstruktion .....	103
	4.1.3 Deskriptive Statistik und explorative Datenanalyse .....	105
	<b>4.2 Zeitliche Zuordnung, Identifikation und Charakterisierung der Marktregime</b> .....	<b>109</b>
	<b>4.3 Kennzahlen für die Evaluation der Portfoliorenditen</b> .....	<b>118</b>
	<b>4.4 Methodische Abgrenzung</b> .....	<b>122</b>
<b>5</b>	<b>SCHÄTZUNGEN UND ERGEBNISSE</b> .....	<b>124</b>
	<b>5.1 Parameterschätzungen anhand traditioneller und alternativer Schätzmethoden</b> .....	<b>124</b>
	5.1.1 Parameterschätzung der Referenzportfolios mit dynamischer Portfoliogewichtung.....	125
	5.1.2 Parameterschätzung mit transformierten Daten anhand der <i>MODWT</i> -MSA .....	127
	5.1.3 Parameterschätzungen mit BN-erweiterter Wahrscheinlichkeitsverteilung .....	146
	<b>5.2 Ergebnisse der Portfoliooptimierung</b> .....	<b>186</b>
	5.2.1 Übersicht über die Ergebnisvariablen .....	186
	5.2.2 Ergebnisse der optimierten Referenzportfolios .....	187
	5.2.3 Ergebnisse der Portfoliooptimierung auf Basis der Parameterschätzung anhand der <i>MODWT</i> -MSA 193	
	5.2.4 Ergebnisse der Portfoliooptimierung auf Basis der Parameterschätzungen mit BN-erweiterter Wahrscheinlichkeitsverteilung .....	213
<b>6</b>	<b>HANDLUNGSEMPFEHLUNGEN UND LÖSUNGSANSÄTZE</b> .....	<b>217</b>
	<b>6.1 Forschungsperspektive</b> .....	<b>217</b>
	<b>6.2 Praxisperspektive</b> .....	<b>219</b>
<b>7</b>	<b>ZUSAMMENFASSUNG UND FAZIT</b> .....	<b>223</b>
<b>8</b>	<b>AUSBLICK UND BEGRENZUNGEN</b> .....	<b>223</b>
	<b>8.1 Mögliche Fokusalternativen bezüglich des Untersuchungsgegenstandes</b> .....	<b>224</b>
	<b>8.2 Mögliche methodische Weiterentwicklungen</b> .....	<b>224</b>
	<b>8.3 Modellimmanente Begrenzungen der Arbeit</b> .....	<b>225</b>
<b>9</b>	<b>VERZEICHNISSE</b> .....	<b>226</b>

9.1	Literaturverzeichnis .....	226
9.2	Abbildungsverzeichnis .....	244
9.3	Tabellenverzeichnis .....	256
9.4	Abkürzungsverzeichnis.....	260
9.5	Formelverzeichnis .....	266
9.6	Datenverzeichnis .....	283
10	<b>PERSÖNLICHE DATEN UND PUBLIKATIONEN .....</b>	<b>284</b>
10.1	Lebenslauf .....	284
10.2	Danksagung .....	286
11	<b>APPENDIX DES THEORETISCHEN TEILS .....</b>	<b>287</b>
11.1	Statistische Berechnungsgrundlagen im Portfoliokontext .....	287
11.2	Analytische Relevanz von akkuraten Abhängigkeitsschätzungen.....	290
11.3	Theoretische Grundlagen des <i>DCC</i> -Modells .....	293
11.4	Theoretische Grundlagen der Wavelet-Analyse .....	294
11.4.1	Die Stetige Wavelet-Transformation (SWT) .....	294
11.4.2	Die Diskrete Wavelet-Transformation (DWT) .....	297
11.4.3	Der Pyramiden-Algorithmus.....	298
11.4.4	Die Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT).....	299
11.4.5	Wahl des Wavelet-Filters .....	300
11.4.6	Die Multiskalenanalyse (MSA).....	301
11.4.7	Wavelet-Kovarianz und -Korrelation anhand der <i>MODWT</i> -MSA gemäß dem Pearson-Modell.....	302
11.4.8	Wavelet- <i>DCC</i> anhand der <i>MODWT</i> -MSA.....	303
11.4.9	Wavelet-Kohärenz.....	303
11.5	Theoretische Grundlagen von Probabilistischen Graphischen Modellen (PGMs).....	304
11.5.1	Bayessches Netz (BN) .....	304
11.5.2	Markov Zufallsfeld (MZF) .....	306
11.5.3	Kettendiagramm (KD).....	307
12	<b>APPENDIX DES EMPIRISCHEN TEILS .....</b>	<b>310</b>
12.1	Gütekriterien .....	310
12.1.1	Gütekriterien im wissenschaftlichen Umfeld .....	310
12.1.2	Die Kriterien .....	310
12.2	Wertschriftentabelle der Datengrundlage des Untersuchungsgegenstandes .....	312
12.3	Internetadressen und QR-Code für die RStudio-Dateien .....	315

12.3.1	Programmcode für die Portfolioparameterschätzungen .....	315
12.3.2	Programmcode für die Portfoliooptimierung .....	315
12.3.3	Programmcode für die Generierung verschiedener Abbildungen .....	315
<b>12.4</b>	<b>Internetadressen für Univariate und bivariate Skaleogramme .....</b>	<b>315</b>

## 1 Einleitung

---

### 1.1 Die Dualität des Forschungsvorhabens: Kurzvorstellung der angewandten Methoden und des Untersuchungsgegenstands

Der Einmarsch der russischen Armee in die Ukraine im Frühjahr 2022 macht deutlich, dass auch im 21. Jahrhundert Kriege von überregionaler Bedeutung einen entscheidenden Einfluss auf die Weltwirtschaft und damit auch auf die Finanzwelt ausüben können. War bis zu diesem Zeitpunkt "Inflation" schon ein omnipräsentes Schlagwort in der Finanzwelt, so hat sich dessen Bedeutung dramatisch verschärft. Hat die Gesamtinflation in den USA 2021 einen Wert von fast 7% angenommen - eine Größe, die, unabhängig von den durchaus höheren Werten in einzelnen Ländern, zuletzt vor fast 40 Jahren gemessen wurde (BBC, 2021) - so muss in den kommenden Monaten von einem deutlichen weiteren Anstieg ausgegangen werden. Das Marktumfeld der vergangenen Jahre mit tiefer Inflation und tiefen Zinsen ist im Wandel begriffen.

Powell (2021) hat sich als Vorsitzender des Federal Reserve Systems bereits Ende 2021 zu den makroökonomischen Entwicklungen geäußert:

---

*"I think that the data we got toward the end of the fall was a really strong signal that inflation is more persistent and higher, and that the risk of it remaining higher for longer has grown [...] and I think we are reacting to that now."*

---

Die Äußerung zeigt die Bereitschaft, die Geldpolitik zugunsten einer höheren Preisstabilität zu verändern. Dies wird zwangsläufig die Anleihenmärkte, durch höhere Zinsen, unter Druck setzen. Der Entzug der Liquidität hat in der Folge auch Auswirkungen auf die Bewertungen der Aktienmärkte, welche durch die Geldpolitik rekordhohe Niveaus erreicht haben. In Führungskreisen einflussreicher Investmentgesellschaften wurde die Lage bereits kurz vor Ausbruch der Ukraine-Invasion folgendermaßen eingeschätzt (Munger, 2021):

---

*"The dot-com boom was crazier in terms of valuations than even what we have now. But overall, I consider this era even crazier than the dot-com era."*

---

In diesem Spannungsfeld von strafferer Geldpolitik und hoher Bewertungsunsicherheit steigt der Anspruch an die Werkzeuge der Finanzanalyse, durch die Möglichkeit einer abrupten Strukturveränderung der datengenerierenden Prozesse, stark an. Die Aussagen namhafter Unternehmen, aufgrund der derzeitigen Unsicherheit für die Zukunft, auf Vorhersagen zu verzichten (Schaeffler, 2022; Audi, 2022), kann weder für Unternehmensprognosen noch für die Finanzmärkte der richtige Weg sein.

Stattdessen gilt es, weg von der für diese Zwecke nur bedingt geeigneten konventionellen Zeitreihenanalyse zu einer Verbesserung der Prognosewerkzeuge zu kommen. Die Verbesserung soll eine höhere Robustheit der Modelle und somit eine bessere Handhabung von Strukturbrüchen bewirken. Diese Robustheit soll die etablierte parametrische, vergangenheits-basierte Betrachtungsweise der klassischen Zeitreihenanalyse kontrastieren und den Mehrwert der alternativen Methoden aufzeigen. Dieser Mehrwert wird besonders in unsicheren Zeiten, welche alte Muster infrage stellen, ersichtlich.

Konkretisiert wird das durch die Analyse der Abhängigkeitsstruktur, und darauf aufbauend, die Portfoliooptimierung innerhalb der Wertpapierinstrumente der Kapitalstruktur europäischer Emittenten von bedingten Pflichtwandelanleihen im Bankensektor. Die Portfolioeingabeparameterschätzungen durch die Wavelet-Analyse (WA) und Probabilistische Graphische Modelle (PGMs), wobei Bayessche Netze (BNs) ein Spezialfall derselben sind, sollen dabei eine effizientere und robustere Portfoliooptimierung ermöglichen. Weitere Ausführungen zur Forschungsmethodik finden sich im Abschnitt 2.4.

Die WA verspricht dies, auf der einen Seite, durch die Dekomposition der Zeitreihen in verschiedene Skalenbereiche und damit einer differenzierten Erfassung der Vergangenheitsstrukturen. Die PGM, auf der anderen Seite, ermöglichen dies durch die Projektion von möglichen probabilistischen, kausalen Abhängigkeiten in die Zukunft. Die Ergebnisse werden im Rahmen der definierten Forschungshypothese mit klassischen MPT-Schätzverfahren und rudimentären Allokationsmethoden verglichen und interpretiert. Aus den Ergebnissen sollen konkludierend Handlungsanweisungen für die Praxis und die Forschung entwickelt werden. Auch aktuelle Ereignisse (S. 220-222) wie der Fall der Credit Suisse soll im Hintergrund der Ergebnisse thematisiert und analysiert werden.

Die Thematik dieser Arbeit ist sowohl bezüglich des Untersuchungsgegenstands als auch der angewandten Methoden hochaktuell. Es lässt sich anhand des Literaturverzeichnisses beobachten, dass die Forschungsthematik noch sehr jung ist, aber zunehmend in den Fokus der Forschungsgemeinde gerät.

Diese Arbeit wird sich zudem mit einem Teilmarkt der Kapitalmärkte befassen, welcher zum einen als Anlageobjekt interessante Eigenschaften für die Praxis aufweist und zum anderen einen geeigneten Rahmen für die Anwendung von innovativen, alternativen Schätzverfahren bietet.

## **1.2 Trends und Prognosen in der Kapitalmarktforschung**

Dieser Abschnitt soll die generelle Problemstellung dieser Dissertation aufzeigen. Die Kapitalmarktforschung leitet ihre Prognosen vielfach von historischen Trends ab, wie es z.B. in der klassischen Zeitreihenökonomie anhand von linearen Modellen gemacht wird. Dies kann zu einer Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen von Finanzprognosen und -schätzungen führen. Im theoretischen Teil wird die Problemstellung anhand des Forschungsobjektes konkretisiert dargestellt. Hier soll die generelle Problemstellung durch die Krisen- und Strukturbrüchanfälligkeit basierend auf den Trends der letzten Jahre und, davon abgeleitet, den extremen Bewertungen der Kapitalmärkte dargelegt werden. Die Darstellung der Auswirkungen der generellen Problemstellung soll die Relevanz des Forschungsunterfangens in einem nächsten Unterkapitel grob nachweisen. Außerdem soll der Unterabschnitt bezüglich der

möglichen Anlagelösungen die generelle Zielsetzung der Arbeit, d.h. die Anwendung von alternativen, robusten Modellierungsansätzen, aufzeigen.

### 1.2.1 Globales Tiefzinsumfeld und langfristige Erwartungen

In den letzten Jahren haben die Entwicklungen an den Finanzmärkten zu einer eher herausfordernden Ausgangslage für Investoren an den globalen Finanzmärkten geführt, wobei historisch tiefe Zinsen, zumindest bis Anfang 2022, mit historisch hohen Aktienbewertungen einhergegangen sind. Vor rund 20 Jahren konnte man mit risikolosen Staatsanleihen noch eine Rendite um die 5% erzielen. Um dieselbe Rendite zu erzielen, wurden die Anleger auf der „Jagd nach Rendite“ in immer riskantere und komplexere Anlageklassen getrieben. Zurzeit sind diese Renditen noch immer sehr tief im historischen Kontext, haben aber rasant zugenommen durch die gesteigerten Zinserhöhungserwartungen der Marktteilnehmer im Hintergrund der restriktiveren globalen Zentralbanken.

In den letzten Jahren wurde in der Finanzwelt debattiert, ob man an einem wirtschaftlichen Wendepunkt angelangt ist. Diese Wendepunkte passieren häufig nach langen Phasen, welche sich über Jahrzehnte manifestieren. Eine erste Phase von 1860 bis 1914 wurde durch die erste Welle der Globalisierung charakterisiert und führte zu breiter Prosperität. Die zweite Phase während und zwischen den Weltkriegen von 1914 bis 1945, welche durch hohe Inflation und die Einführung beziehungsweise Abschaffung des Gold-Standards geprägt war, wurde durch den wirtschaftlichen Aufschwung in der Nachkriegszeit (1945-1971), der dritten Phase, abgelöst. In der vierten Phase der 70er-Jahre wurden die steigenden Energiepreise zu einem Problem, welche zur Paarung von steigender Inflation mit gleichzeitiger konjunktureller Stagnation führte, die sogenannte Stagflation. Das Resultat waren Rezessionen und steigende Zinsen, welche ihren Höhepunkt anfangs der 80er-Jahre fanden und die letzte Phase einläuteten. Dies ist in Abb. 1 illustriert mit den 10-jährigen Renditen der Staatsanleihen der USA, der Bundesrepublik Deutschland und des Vereinigtes Königreich in der jeweiligen Landeswährung.



Abb. 1: Globale 10-jährigen Renditen (Bloomberg L.P., 2021a; 2021b; 2021c)

Die schwarze gestrichelte Linie zeigt den Mittelwert der drei Renditereihen mit einer klaren Tendenz zu tieferen Zinsen. Für die Renditen der 10-jährigen Bund-Anleihen wurden im dritten Quartal von 2016 und in allen Quartalen von 2019 gar negative Renditen beobachtet. Dieser Abwärtstrend der letzten Jahrzehnte wurde mitunter durch inflationsdämpfende Globalisierungsprozesse wie auch veränderte demographische Entwicklungen beeinflusst. So hat der Wiedereintritt Chinas in die Weltwirtschaft Ende der 70er-Jahre, der Fall des Eisernen Vorhangs Ende der 80er-Jahre und die wirtschaftliche Liberalisierung Indiens anfangs der 90er-Jahre nach der Schuldenübernahme des IMFs vermehrt zu veränderten makroökonomischen Rahmenbedingungen geführt, welche unterstützend zur heutigen Anlagesituation geführt haben. Die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Entwicklung der letzten 35 Jahren in den nächsten 35 Jahren wiederholen wird, kann man als gering einschätzen<sup>1</sup>, da tief- oder negativ rentierende Anlagen ökonomisch nicht nachhaltig sind und sich die unterliegenden disinflationären Prozesse nicht beliebig fortführen lassen. Diese Entwicklung der Zinsen hat die Anlageklasse für Staatsanleihen für diese Periode sehr attraktiv gemacht. Die sinkenden, laufenden Renditen wurden durch die steigenden Kassapreise der Anleihen überkompensiert. Um diesen Erfolg zu wiederholen, müsste die Zinsentwicklung wiederholt werden, was wie bereits erwähnt sehr unwahrscheinlich ist.

Um diese Aussage zu substantiieren, muss zuerst einmal dargelegt werden, wie die langfristigen Zins-erwartungen zustande kommen. Der folgende analytische Erklärungsrahmen (Abb. 2), welcher zum Teil an Bauer und Rudebusch (2016) angelehnt ist, soll dabei helfen, die wichtigsten Faktoren und Wechselwirkungen aufzuzeigen.

---

<sup>1</sup> Bei einer längerfristigen positiven Inflation sind permanente negative Nominalrenditen im Bereich von 1% oder weniger ökonomisch nicht nachhaltig, da die erwartete Rendite mit hoher Sicherheit im negativen Bereich läge.

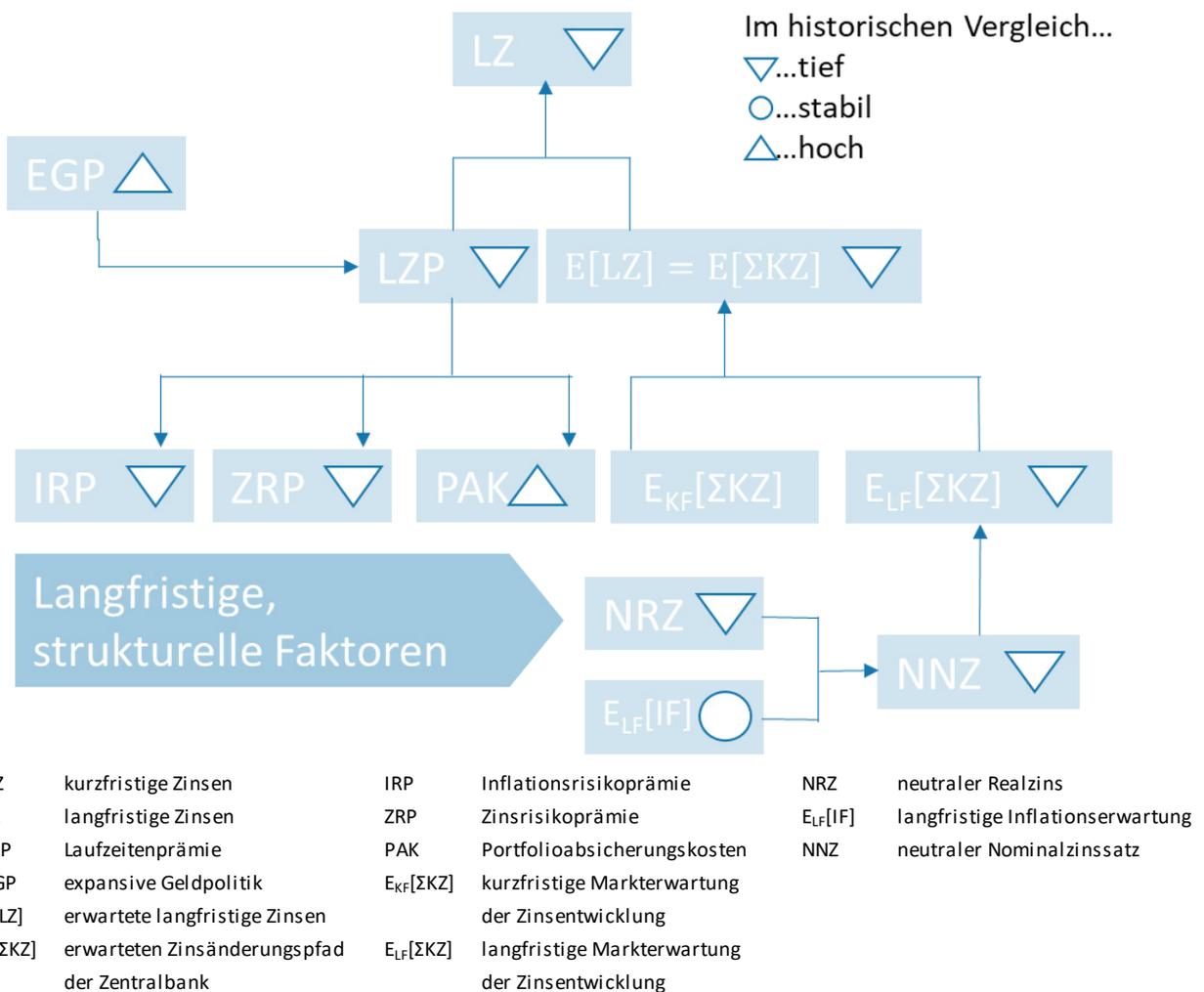


Abb. 2: Analytischer Erklärungsrahmen für langfristige Zinsen (Quelle: Eigene Darstellung)

Die langfristigen Zinsen (LZ) hängen grundlegend von zwei Faktoren ab, die Laufzeitenprämie (LZP)<sup>2</sup> und die erwarteten langfristigen Zinsen ( $E[LZ]$ ), welche durch den erwarteten Zinsänderungspfad der Zentralbank<sup>3</sup> ( $E[\Sigma KZ]$ ) bestimmt wird. Die LZP wurde in den Jahren nach der Finanzkrise besonders durch die globale expansive Geldpolitik (EGP) negativ beeinflusst (Bauer & Rudebusch, 2014) und hat in der Folge auch die Inflationsrisikoprämie (IRP), die Zinsrisikoprämie (ZRP) und die Portfolioabsicherungskosten (PAK)<sup>4</sup> nach unten beziehungsweise nach oben verzerrt (Bauer & Rudebusch, 2016).

Der erwartete Zinsänderungspfad der Zentralbank wird wiederum durch die kurzfristige  $E_{KF}[\Sigma KZ]$  und die langfristige Markterwartung  $E_{LF}[\Sigma KZ]$  bestimmt. Die langfristige Markterwartung nimmt hier einen wichtigeren Anteil für die Bestimmung der langfristigen Zinsen ein, da es wichtiger ist, wo sich die Zinsen schlussendlich hinbewegen, werden im Vergleich zu mittelfristigen Zinsentscheiden. Diese

<sup>2</sup> Die Laufzeitenprämie ist allgemein als Prämie definiert, welche von den Marktteilnehmern als Kompensation für die längere fixierte Anlagedauer gegenüber kurzlaufenden Zinsinstrumenten verlangt wird.

<sup>3</sup> Die kurzfristigen Zinsen (KZ) werden weitgehend durch die Zinsänderungen der Zentralbank bestimmt.

<sup>4</sup> Gemischte Portfolios lassen sich durch langfristige Staatsanleihen absichern. Durch die tiefen LZP schrumpfen diese Absicherungseffekte. Dieser geschrumpfte Effekt kann auch als Zusatzkosten im Vergleich zu einem normalen Marktumfeld interpretiert werden.

Erwartungskomponente wiederum ist abhängig vom neutralen Nominalzinssatz (NNZ), welcher den Zinssatz in einer Ökonomie bezeichnet, die sich auf dem langfristigen Wachstumstrend innerhalb der langfristigen Inflationserwartungen und des definierten Inflationsziels befindet. Der NNZ lässt sich weiter aufgliedern in den neutralen Realzinssatz (NRZ) und die langfristige Inflationserwartung ( $E_{LF}[IF]$ ). Der NNZ ist auf historisch tiefem Niveau<sup>5</sup>, bei stabiler langfristig erwarteter Inflation, welche hauptsächlich von der Zielsetzung der Zentralbank abhängt<sup>6</sup>, wird die NNZ allein vom neutralen Realzins (NRZ) negativ beeinflusst. Der NRZ stellt den Gleichgewichtszins dar, welcher die Wirtschaft weder beschleunigt noch bremst<sup>7</sup> und wird durch **längerfristige, strukturelle Faktoren** bestimmt. Diese beeinflussen den inflationsadjustierten Gleichgewichtszinssatz auf nachhaltiger Basis und liefern gute Gründe, dass das Aufwärtspotential der globalen Zinsen limitiert ist und in den nächsten Jahren nicht auf historische Durchschnittswerte, wie sie in den 80er und 90er vorgeherrscht haben, zurückkehren wird. Mögliche Faktoren und Erklärungsansätze sind zum Beispiel:

- **Tieferes Potenzialwachstum:** Fernald (2016) zeigt auf, dass das tiefere Potenzialwachstum durch tiefere Produktivitätszunahmen und tieferes Bevölkerungswachstum begründet ist, was auch den Gleichgewichtszins negativ beeinflusst.
- **Globale Sparüberschuss:** Bernanke (2005) vermutet, dass der globale Sparüberschuss, besonders von exportorientierten Schwellenländer, den NRZ vermindert.
- **Demographische Faktoren:** Rachel und Smith (2015) sehen mitunter demographische Faktoren als Grund für einen tieferen NRZ, da die Alterung der Bevölkerungsstruktur eine Veränderung der durchschnittlichen Investorenpräferenz herbeiführt und infolgedessen die Nachfrage nach festverzinslichen Anlagen erhöht.
- **Globalisierung:** Forbes (2019) zeigt, dass die Globalisierung in den letzten 20 Jahren die Weltwirtschaft maßgeblich verändert hat. Durch die veränderten Handelsflüsse, die bedeutendere Rolle der Schwellenländermärkte bezüglich des Weltwirtschaftswachstums, die Preisfluktuationen der Rohstoffmärkte und die Abwanderung von Teilen der Wertschöpfungskette in günstigere Regionen wurde die Inflationsdynamik strukturell beeinflusst. Die Inflationsbildung wird vermehrt von globalen Faktoren bestimmt und inländische Treiber haben in den letzten Jahren an Einfluss verloren.

### 1.2.2 Erhöhte langfristige Aktienbewertung und gestiegene Krisenanfälligkeit

Seit der Finanzkrise 2009 haben die Aktienmärkte eine starke Preisentwicklung gezeigt. In Abb. 3 ist die Entwicklung seit den 70er-Jahren für den MSCI World Index, den S&P 500 Index und den Euro Stoxx Index<sup>8</sup> abgebildet. Seit der Finanzkrise haben sich die Indizes mehr als verdoppelt. Das

---

<sup>5</sup> Laubach und Williams (2015) oder Lubik und Matthes (2015) haben diese Entwicklung in den letzten Jahren aufzeigen können.

<sup>6</sup> Abweichung der langfristigen Inflationserwartung von der von der Zentralbank vorgegeben Zielsetzung lässt sich meistens auf die Marktwahrnehmung bezüglich der Zentralbank zurückführen. Bei strikten, unabhängigen Zentralbanken, welche ein klares Inflationsziel haben, sollte die Abweichung vernachlässigbar sein.

<sup>7</sup> Der NRZ wird vom *Federal Reserve System (Fed)* auch  $r^*$  bezeichnet (Ajello, Cairó, Cúrdia, & Queralto, 2021).

<sup>8</sup> Es handelt sich hier um Indizes, welche alle Geldflüsse inkludieren und somit die Gesamttrendite widerspiegeln.

Wirtschaftswachstum hingegen reflektiert nicht den gleichen Trend, was sich in den gängigen Bewertungskennzahlen widerspiegelt.



Abb. 3: Aktienmarktentwicklung in den letzten Jahrzehnten (Bloomberg L.P., 2021d; 2021e; 2021f)

Ein bekanntes Maß für die längerfristige Bewertung der Aktienmärkte stellt das sogenannte Shiller  $P/E$  dar. Es wird auch  $CAPE$  (*Cyclically-Adjusted Price Earnings Ratio*) genannt. Es wird anhand der durchschnittlichen inflationsadjustierten Gewinne über die letzten 10 Jahre berechnet, wobei der aktuelle Marktpreis den Gewinnen gegenübergestellt wird. Durch die Adjustierung wird das Maß weniger volatil und bekommt einen längerfristigen Charakter. Abb. 4 zeigt die Anwendung des Shiller  $P/E$  auf den S&P 500.

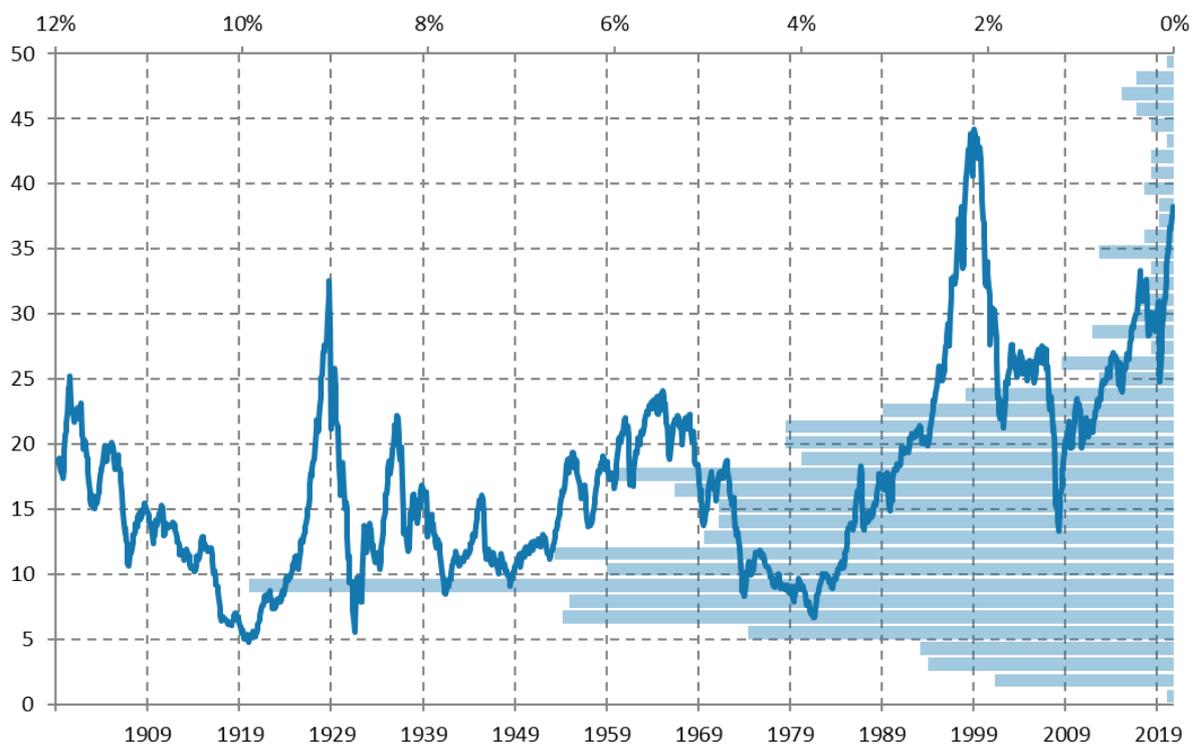


Abb. 4: Entwicklung des S&P 500 Shiller  $P/E$  mit Histogramm (Shiller, 2021)

Im historischen Vergleich befindet sich die Bewertung des US-Aktienmarktes auf hohem Niveau für den Zeitraum von 1900 bis 2019. Dies lässt sich durch das Histogramm auf der rechten Achse ablesen. Zurzeit beträgt die Verhältniszahl ungefähr 30 und befindet sich somit in den oberen 5%<sup>9</sup> der langfristigen Verteilung. Das Shiller Kurs-Gewinn-Verhältnis ist sicher kein akkurates Maß, um kurzfristige Marktbewegungen vorauszusagen, gibt aber einen Eindruck bezüglich des Bewertungslevels und der Marktstabilität über einen längeren Zeithorizont. Dieser Eindruck offenbart, dass der Markt bei extremen Bewertungen langfristig zum langfristigen Mittelwert tendiert. Besonders in Episoden mit tiefen Zinsen und tiefer Inflation können die Bewertungen aber lange auf hohem Niveau verharren, bevor diese sich wieder durch Kurskorrekturen zum langfristigen Mittelwert bewegen.

Episoden von starken Kurskorrekturen von mehr als 20%, was allgemein als *Bear Market* bezeichnet wird, haben sich in den letzten 30 Jahren gehäuft. Seit der Finanzkrise 2008 haben 7 solcher Ereignisse stattgefunden. In den letzten 30 Jahren waren es 21. Bis zum Anfang des 20. Jahrhunderts waren es aber nur deren 8 Ereignisse.

Die gestiegene Anfälligkeit der weltweiten Finanzmärkte gegenüber Krisen und somit Strukturbrüche oder Regimeveränderungen<sup>10</sup>, lässt sich unter anderem auf folgende Grundlagen zurückführen:

- **Gesunkene Liquidität im Markt:** Durch die seit der Finanzkrise implementierten Regulationen für globale Banken haben sich die Eigenhandelstätigkeiten der Banken stark reduziert.

<sup>9</sup> Die obere Achse bildet die relative Häufigkeit für das Histogramm ab. Die Summe der relativen Häufigkeiten von 30 bis 50 beträgt 5%.

<sup>10</sup> Unter Regime wird in diesem Kontext die verhaltensbestimmende Klassifizierung des Marktumfeldes verstanden. Die Veränderung dieser Klassifizierung kann zu strukturellen Veränderungen des datengenerierenden Prozesses führen, zu sogenannten Strukturbrüchen.

Dadurch haben sich wiederum die durchschnittlichen Wertschriftenbestände, welche zur Förderung der Liquidität des Marktes in Krisensituationen substanziell beitragen, stark reduziert. Die stark gestiegene Volatilität besonders im US-Repo-Markt ist ein weiteres Phänomen für die schlechte Liquidität in den Finanzmärkten und zeigt sogar Engpässe während relativ ruhigen Marktphasen.

- **Gestiegene politische Risiken:** Durch das Aufkommen von populistischen Regierungen auf globaler Ebene, sind auch die politischen Risiken stark gestiegen. Dies ließ sich beispielsweise in Italien beobachten. Durch den Wahlerfolg der linksextremen *Cinque-Stelle*-Partei und der rechtsextremen *Lega*-Partei im Frühling 2018, kam eine Koalitionsregierung zustande, welche einen Paradigma-Wechsel in der Innen- wie auch Außenpolitik evozierte und den Austeritätsplan der Europäischen Union infrage stellte. Dies hat zu massiv erhöhter Volatilität im Markt geführt und den italienischen Aktienmarkt in eine *Baisse* abgleiten lassen.
- **Inflationsrisiken:** Durch die stark gewachsenen globalen Zentralbankbilanzen<sup>11</sup> und die rekordtiefen Zinsen<sup>12</sup> sind einzelne Volkswirtschaften stark anfällig bezüglich Inflationsrisiken geworden. Eine stark steigende Inflation würde zu Gegenmaßnahmen führen, welche viele Marktteilnehmer überraschen würde, da sie ein Paradigma-Wechsel der Strategie für festverzinsliche Anlagen bedeuten würde.
- **Steigende Verschuldung:** Durch die steigende Verschuldung auf globaler Ebene<sup>13</sup> nehmen auch die Unsicherheiten bezüglich Zahlungsausfällen stark zu. Durch diese Unsicherheit steigt die Anfälligkeit, dass ein kriseninduzierender Teufelskreis ausgelöst wird.

Die gestiegene Anfälligkeit gegenüber Krisen, zeigt sich auch in der Unsicherheit, der Einschätzung bezüglich der gegenseitigen Abhängigkeit von einzelnen Anlageklassen, ab. Dies schließt auch die Beziehung zwischen Aktien und Anleihen<sup>14</sup> ein, welche für weitverbreitete, gemischte Portfolios traditionell ein essenzieller Aspekt der Anlagestrategie darstellt. Aktien und Anleihen werden traditionell als negativ korreliert betrachtet und sollten somit in schwachen Aktienperioden eine Absicherung darstellen. Wie Baele *et al.* (2009) zeigt, ist die Beziehung nicht stabil und schwankt stark in Abhängigkeit von ökonomischen Faktoren. Sollten daher die Erwartungen bezüglich der Verhaltensweisen dieser zwei Anlageklassen nicht erfüllt werden, wird aus der erwarteten Risikodiversifikation eine Risikoamplifizierung, wie z.B. Breuer *et al.* (2010) bezüglich der unabhängigen Risikoschätzung von verschiedenen Risikokategorien aufzeigt.

---

<sup>11</sup> 2021 haben die wichtigsten Zentralbanken der Welt (*BOJ, EZB, PBOC, Fed*) insgesamt eine Bilanzsumme von rund 30.8 Billionen USD vorgewiesen. Das ist eine Zunahme von 25.8 Billionen (+516%) gegenüber 2007 vor der Finanzkrise (Yardeni Research, Inc., 2021).

<sup>12</sup> Die durchschnittlichen Leitzinsen der wichtigsten Zentralbanken der entwickelten Welt (*BOJ, EZB, BOE, Fed*) befanden sich Ende 2021 bei durchschnittlich rund 0% (Bloomberg L.P., 2021g).

<sup>13</sup> Die aktuellen Kennzahlen bezüglich des Verschuldungsgrades (Gesamtverschuldung/Bruttoinlandprodukt) zeigen für verschiedene Bereiche Hochstände seit der Nachkriegszeit. So hat Italien beispielsweise einen Verschuldungsgrad von über 130% erreicht und Japan gar die 230% Marke überschritten (Bloomberg L.P., 2021h).

<sup>14</sup> In diesem Zusammenhang sind unter Anleihen mehrheitlich Staatsanleihen gemeint. Konventionelle, aggregierte Referenzindices bestehen mehrheitlich aus Staatsanleihen.

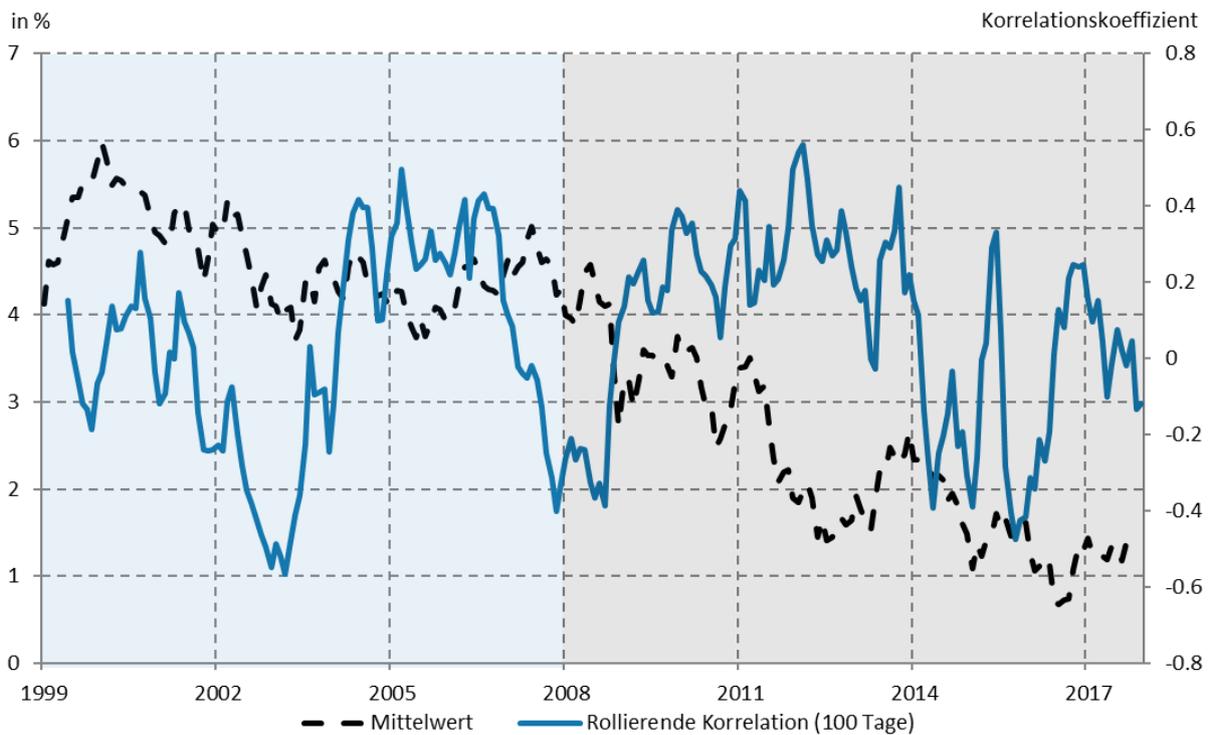


Abb. 5: Korrelation zwischen globalen Bonds und globalen Aktien (Bloomberg L.P., 2018a; 2018b)

Abb. 5 zeigt die Mittelwertentwicklung der globalen Zinsen von Abb. 2 im Vergleich zu der 100-tägigen rollierenden Korrelation zwischen globalen Anleihen und Aktien<sup>15</sup>. Die Periode bis zur Finanzkrise (blaue Fläche) und die Periode ab der Finanzkrise, mit starkem Abwärtstrend der längerfristigen Zinsen, (graue Fläche) scheinen sehr ähnlich zu sein<sup>16</sup>. Die Frage stellt sich aber, wie lange dies für den betrachteten Zeitraum so bleiben kann, denn gegen Ende von 2019 haben die Inflationsängste wieder zugenommen. Eine Fortsetzung des Trends der Kerninflation<sup>17</sup> könnte den Abwärtstrend der Zinsen ändern, denn dann würde der Zeitwert durch die Diversifikation in festverzinsliche Staatsanleihen aufgrund des Kaufkraftverlusts weiter absinken.

Zusätzlich zeigt Abb. 5 die Schwankungen von Korrelationsschätzungen und somit die Gefahr sich auf vergangene Datenpunkte zu verlassen, um zukünftige Zustände zu modellieren. In einem traditionellen Erwartungswert-Varianz-Portfolio mit globalen Anleihen und Aktien ist diese Korrelation ein wichtiger Eingabeparameter. Die langfristigen tiefen Werte der hier berechneten Korrelation suggerieren eine Zeitdiversifikation, welche nicht immer funktionieren muss. 2022 ist genau dieser Fall eingetreten. Beide Märkte sind massiv gefallen und haben, statt zu einer Risikodiversifikation, zu einer Risikoamplifizierung geführt.

<sup>15</sup> Als Approximation werden hier die diskreten, wöchentlichen Renditen aus dem *MSCI World Net Total Return USD Index* und den *Bloomberg Barclays Global-Aggregate Total Return Index Value Unhedged USD* benutzt.

<sup>16</sup> Durchschnittswerte und Standardabweichungen der Korrelationskoeffizienten sind sehr ähnlich für die zwei Perioden (Durchschnitt: 0 und Standardabweichung: 0.25).

<sup>17</sup> In Europa steht im November 2021 bei 4.1% und in den USA bei 5.4%, wobei beide Masse den langfristigen Median signifikant überschritten, haben (Bloomberg L.P., 2021i).

Hier wird die Korrelation als Eingabeparameter für gemischte Portfolios abgebildet und somit die Problematik der Scheindiversifikation. Diese Scheindiversifikation entsteht aus dem Grund, dass Korrelationen ein rein quantitatives Maß sind und Portfolioallokationen mit diesen quantitativen Massen optimiert werden. Die alternativen Ansätze in dieser Arbeit können Kausalität zu einem gewissen Teil quantifizieren und sind somit weniger strukturbruchanfällig als rein-quantitativ berechnete Korrelationen. Dies wird im Unterabschnitt 2.3.3 aufgezeigt.

### **1.2.3 Mögliche Auswirkungen auf konventionelle Finanzportfolios**

Durch die erläuterten Risiken lassen sich mögliche Konsequenzen ableiten, welche zu ungünstigen Resultaten von exponierten Portfolios führen könnten. In diesem Zusammenhang sind besonders gemischte Portfolios betroffen, welche im breiten Aktien- und Anleihenmarkt investiert sind und sich auf den Diversifikationseffekt von Anleihen verlassen. Isoliert betrachtet liegen die Risiken für Aktienanlagen in der Problematik, dass sich die Bewertungen von den realen Wachstumszahlen entkoppelt und eine Wachstumsumkehr größere Verluste nach sich ziehen könnte. Eine Wachstumsumkehr würde sicher die Zukunftserwartungen dämpfen und entsprechend die Bewertungen auf längerfristige Durchschnitte zurückkehren lassen. Bei den Anleihen stellt sich die Problematik, dass durch das anhaltend tiefe Zinsumfeld die realen 10-jährigen Renditen weiter um den Nullpunkt oder im negativen Bereich bewegen werden und somit auf lange Frist keine nachhaltige Alternative darstellen, da keine Kaufkraft aufgebaut wird, sondern verloren wird. Auf lange Frist besteht zudem die Problematik, dass durch die tiefen Renditen keine bedeutenden Zinseszinsseffekte erzielt werden können. So würde bei einer Verzinsung von 1% pro Jahr nach 20 Jahren eine Totalrendite von 22% resultieren. Der Effekt des Zinseszinses wäre nur 2%. Bei einem Zinssatz von 2% pro Jahr würde eine Totalrendite von 48.6% resultieren. Der Effekt des Zinseszinses wäre mit 8.6% über viermal höher. Bei einer Verzinsung von 5% pro Jahr wäre die Totalrendite 165.3%, was dem 7-fachen der 1%-Verzinsung entspricht. Der Zinseszinsseffekt macht über ein Drittel der Totalrendite aus<sup>18</sup>. Zusätzlich besteht im aktuellen Zinsumfeld die Problematik, dass schon kleinste Zinsbewegungen große Marktverluste auslösen können. Ein extremes Beispiel in diesem Zusammenhang sind die 10-jährigen Anleihen der Schweizerischen Eidgenossenschaft. Bei einer aktuellen Rendite von 0% würde eine positive Renditeveränderung von 1% einen Wertverlust von ungefähr 10% ergeben. Falls man den Verlust aussitzen möchte, muss man 10 Jahre warten, ohne einen Kupon zu bekommen und ohne Kompensation der Kaufkraft.

Durch die erläuterten Problemfelder lassen sich mögliche Konsequenzen ableiten, welche zu ungünstigen Resultaten von exponierten Portfolios führen könnten. In diesem Zusammenhang sind besonders gemischte Portfolios betroffen, welche im breiten Aktien- und Anleihenmarkt investiert sind und sich auf den Diversifikationseffekt von Anleihen verlassen.

Isoliert betrachtet liegen die Risiken für Aktienanlagen darin, dass sich die Bewertungen von den realen Wachstumszahlen entkoppelt und eine Wachstumsumkehr größere Verluste nach sich ziehen könnte.

---

<sup>18</sup> In der Marktphase des späten Sommers von 2019 und bei Ausbruch der COVID-19 Pandemie sind die Zinsen für die 10-jährigen Anleihen der Bundesrepublik Deutschland sogar auf ein Rekordtief von -0.7% gefallen, was natürlich langfristig als Investment seine Gültigkeit verliert, da so nicht nur real Geld vernichtet wird, sondern sogar auf nominaler Ebene.

Eine Wachstumskehr würde sicher die Zukunftserwartungen dämpfen und infolgedessen die Bewertungen auf längerfristige Durchschnitte zurückkehren lassen.

Durch die gestiegene Krisenanfälligkeit, steigt auch die Frequenz der Krisenereignisse und Wahrscheinlichkeit von Strukturbrüchen. Dadurch wird eine langfristige Positionierung anhand von konventionellen Methoden stark erschwert, da die Volatilität - beziehungsweise Korrelation - im Portfolio vielfach falsch eingeschätzt wird. Sournette *et al.* (2017) haben 40 vergangene Krisen untersucht und kamen zum Schluss, dass 65% der Krisen „*fearless*“, d.h., ohne erkennbaren vorgängigen Anstieg der Volatilität passiert sind. Bei regelbasierten, risikoneutralen Anlagestrategien zum Beispiel würde so das Portfoliorisiko vor einer Krise erhöht oder zumindest nicht reduziert, da anhand des Umkehrwerts der Volatilität die Gewichtung im Portfolio vorgenommen wird. Strukturbrüche führen außerdem zu permanenten Veränderungen der renditegenerierenden Prozesse, welche durch krisenbedingte Regimeveränderungen ausgelöst wurden. Dies zeigte sich unter anderem kürzlich durch die COVID-19 Pandemie oder den Ukrainekrieg. In der Kapitalmarktforschung sind Untersuchungen bezüglich Strukturbrüche weitverbreitet. Engle *et al.* (2003, S. 29) beispielsweise kommen zum Schluss, dass durch die Einführung des Euros als Gemeinschaftswährung ein Strukturbruch der Korrelationen zwischen den Staatsanleihen der EU stattgefunden hat. Dies hat die Prognosegüte der bestehenden Finanzmarktmodelle, zum damaligen Zeitpunkt, massiv eingeschränkt.

Eine breite Investition ohne einen Fokus birgt ein erhöhtes Risiko, verschiedenen Zustandsveränderungen ausgesetzt zu werden. Bedeutende Zustandsänderungen materialisieren sich häufig im Umfeld von extremen Marktbedingungen und führen zu überraschenden Paradigma-Wechsel. Die Anfälligkeit gegenüber derselben wurde in den letzten Unterabschnitten für den festverzinslichen wie auch den wachstumsaffinen Aktienbereich verdeutlicht und spiegelt eine gefährliche Schein-Diversifikation<sup>19</sup> vor.

#### **1.2.4 Mögliche Anlagelösungen durch die Fokussierung auf einen Teilmarkt und auf alternative Schätzmethoden**

Zur Verminderung des Risikos von Strukturbrüchen und damit Modellrisiken macht eine Fokussierung auf einen Teilbereich des Investmentuniversums Sinn, da so Zusammenhänge in einem überschaubaren Rahmen analysiert werden können. Durch den Fokus auf einen Teilbereich lässt sich die unterliegende Struktur des renditegenerierenden Prozesses genauer erfassen, als es bei einer breiten Investition über verschiedene Sektoren und Regionen möglich wäre.

Als interessanter Kandidat für einen solchen Teilbereich bietet sich der europäische Bankensektor an. Europäische Bankkapitalinstrumente standen in den letzten Jahren vertieft im Fokus der globalen Anleger, da sie eine Möglichkeit darstellten, die ungünstigen Nebenwirkungen der globalen Geldpolitik der letzten Jahre, wie im letzten Abschnitt beschrieben, aus Investorensicht zu mildern.

Durch die Finanzkrise 2008 wurde der Regulierungsdruck erhöht und die Konzeption und Implementierung von Basel III stark vorangetrieben. In der Folge wurde eine neue Anlageklasse geschaffen,

---

<sup>19</sup> Der andauernde Trend des passiven Investierens hilft in diesem Zusammenhang nicht, da sich diese Investierungsart meistens auf historisch etablierte Algorithmen verlässt und Klumpenrisiken entstehen lässt.

welche die Wahrscheinlichkeit von Gläubigerrettungen<sup>20</sup> durch den Staat vermindern soll. Diese neuen Instrumente weisen eine eher unkonventionelle Hybridstruktur auf und stellen der Bank, schon vor dem Eintreten von existenzbedrohenden Insolvenzproblemen, frisches Kapital zur Verfügung. Auf der einen Seite kann den Banken so hochqualitatives Kapital zur Verfügung gestellt werden ohne eine unmittelbare Verwässerung des Eigenkapitals und auf der anderen Seite eine attraktive innovative Anlageklasse für Investoren. Diese Anlageklasse befindet sich in der Kapitalstruktur von europäischen Banken zwischen Kapitalinstrumenten, welche erst im Konkursfall verlusttragend sind, und dem Eigenkapital der Banken. Durch diese Nähe entsteht eine gewisse Abhängigkeit zwischen den drei genannten grundlegenden Kapitalinstrumenten, welche von entscheidender Bedeutung ist, wenn ein gemischtes Portfolio dieser Anlageklassen konstruiert wird.

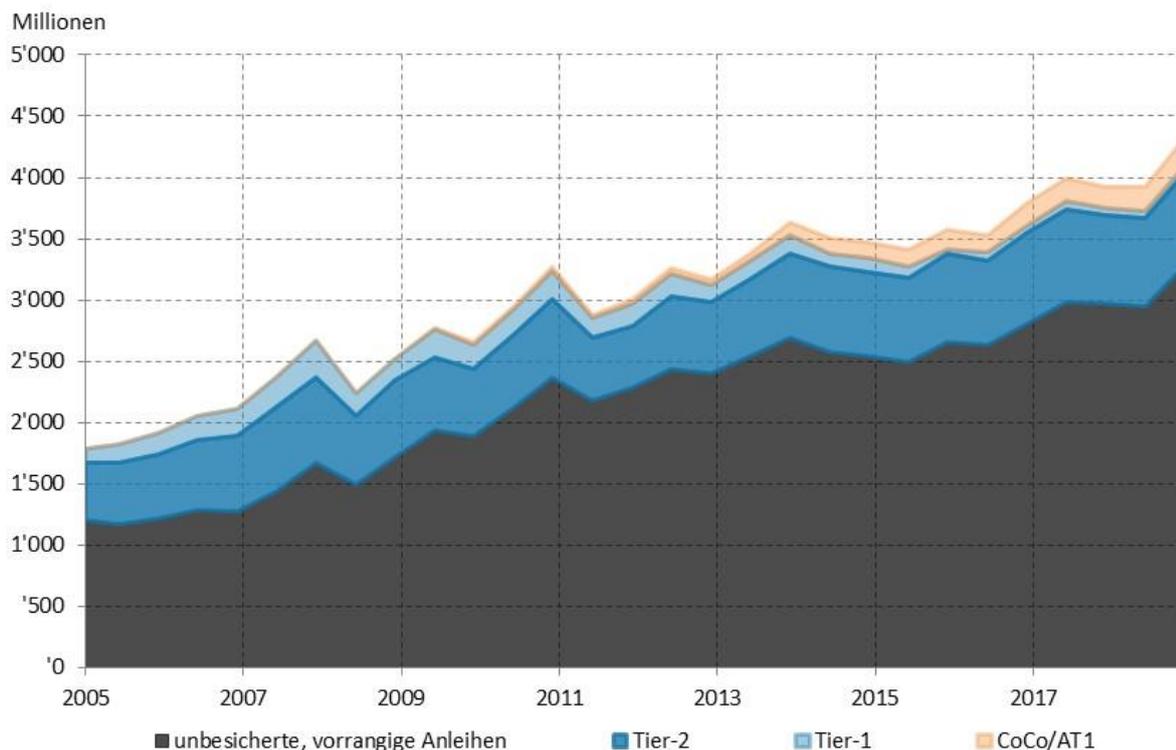


Abb. 6: Marktwicklung von festverzinslichen Kapitalinstrumenten europäischer Banken in USD (ohne Bankaktien) von Ende Juni 2005 bis Ende Juni 2019 (Bloomberg L.P., 2019a)

Abb. 6 zeigt die Marktentwicklung von Ende Juni 2005 bis Ende Juni 2019 und entsprechend die Auswirkungen des Übergangs von Basel II zu Basel III<sup>21</sup>. Die Tier-1-Anleihen, welche vor der Veröffentlichung und Implementierung von Basel III emittiert wurden, sind durch die AT1-Anleihen zum größten

<sup>20</sup> Im Gegensatz zur Gläubigerrettung (*Bail-out*) werden bei der Gläubigerbeteiligung (*Bail-in*) die Fremdkapitalgeber in die Bankenrettung miteinbezogen.

<sup>21</sup> Der Zeitabschnitt beginnt mit der geplanten Implementierung von Basel II 2005-2007 bis zur Finalisierung von Basel III Mitte Juni 2019 (Bank for International Settlements, 2004; Bank for International Settlements, 2011)

Teil abgelöst worden<sup>22</sup>. AT1-Anleihen sind im Vergleich zu den Marktvolumina der anderen zwei Anlagelassen klein, haben aber insgesamt, wie in Abb. 6 ersichtlich ist, Mitte Juni 2019 ein Marktvolumen von 233 Milliarden USD erreicht und stellen somit eine eigene liquide Anlageklasse dar.

Außerdem war die Anlageklasse von europäischen Kapitalinstrumenten global sehr erfolgreich auf risikoadjustierter Ebene<sup>23</sup>. Durch unterschiedliche Risikotreiber innerhalb der Kapitalstruktur lässt sich für verschiedene Szenarien ein attraktives Risiko-/Renditeprofil über den Geschäfts- und Kreditzyklus konstruieren, welches zu durchschnittlichen Renditen von 4-8% führen kann. Dies ermöglicht, dass ein Finanzportfolio, auch mit ansteigender Inflation, nachhaltig eine reale Rendite abwirft. Die Komplexität der Anlageklasse stellt jedoch eine Herausforderung dar, da sich die Risikofaktoren über verschiedene Bereiche erstrecken, wie zum Beispiel: Makroökonomische Veränderungen, regulatorische Veränderungen, strukturelle Veränderungen des Marktes oder der emittierten Banken. Dies äußert sich auch im Abhängigkeitsverhältnis zwischen den drei Kapitalinstrumenten, wie im nächsten Abschnitt ersichtlich sein wird.

Wie im theoretischen Teil erarbeitet werden soll, stellen die WA und PGMs interessante methodische Kandidaten für eine alternative Schätzung der Portfolioparameter, welche für die Portfoliooptimierung gebraucht wird, dar. In einem Umfeld mit einer erhöhten Wahrscheinlichkeit für Strukturbrüche können alternative Schätzverfahren die negativen Auswirkungen auf Finanzportfolios durch eine höhere Robustheit bzw. Prognosegüte ihrer Ergebnisse eindämmen. Die generelle Zielsetzung an dieser Stelle formuliert sich dadurch, dass die alternativen Schätzverfahren bezüglich ihrer, im Vergleich zu traditionellen Methoden, verbesserten risikoadjustierten Rendite untersucht werden sollen. Diese generelle Zielsetzung wird im theoretischen Teil substantiiert. In Verbindung mit dem zu erarbeitenden Forschungsstand können dann in einem weiteren Schritt die Forschungslücke identifiziert und die konkreten Forschungsfragen bzw. Hypothesen formuliert werden. Dabei kommen neben den hauptsächlichen Hypothesen auch konfirmatorische Studien zur Anwendung. Diese sollen einen zusätzlichen Vergleich bezüglich der Forschungsmethodik bieten und somit die wissenschaftliche Qualität dieser Arbeit positiv beeinflussen. Im Weiteren sind diese zusätzlichen Studien aber kein aufbauender Bestandteil der Hypothesen.

---

<sup>22</sup> Infolge der mangelnden Verlustabsorptionsfähigkeit der traditionellen Tier-1- und Tier-2-Kapitalinstrumente wurden die Kriterien für die Qualifizierung als Tier-1- oder Tier-2-Kapital verschärft. Die Bedingungen für zusätzliches Tier-1- oder Tier-2-Kapital erfordern, dass die Kapitalinstrumente eine Bestimmung aufweisen müssen, die es zulässt, die Instrumente nach Eintreten eines vorbestimmten Ereignissen entweder abzuschreiben oder in Kernkapital, in Form von zusätzlichem Aktienkapital, umzuwandeln (Bank for International Settlements, 2011, S. 15-19). Darüber hinaus müssen die Tier-1-Kapitalinstrumente unbefristet sein. Traditionelle Tier-1- und Tier-2-Instrumente, die nach Basel III nicht mehr als Tier-1- oder Tier-2-Kapital anrechenbar sind, sollen ab anfangs 2013 (Bank for International Settlements, 2013b) über 10 Jahre schrittweise abgebaut werden.

<sup>23</sup> In der Praxis wurde schon vielfach erfolgreich Kollektivanlagevehikel lanciert welche ausschließlich innerhalb der Kapitalstruktur von europäischen/globalen Banken anlegen. PIMCO Capital Securities Fund oder BlueBay Financial Capital Bond Fund sind prominente Beispiele von reinen *Financial Hybrid Funds*. Für den Datensatz, welcher in dieser Arbeit verwendet wurde, beträgt die annualisierte, lokale Rendite 6.3% mit einer entsprechenden Volatilität von 4.8%. Bei einem angenommenen durchschnittlichen, risikolosen 5-Jahreszinssatz bei 1% über alle Währungen entspricht das einer *Sharpe-Ratio* von 1.1. In der Praxis wird ein Wert von über 1 für Investmentportfolios als gut erachtet (Maverick, 2022).

## 1.3 Notationen und Definitionen

Dieser Abschnitt soll die verwendete Notation von mathematischen, wie auch verbalen Formulierungen in dieser Forschungsarbeit aufzeigen. Die Definitionen sollen eine Eingangshilfe für den theoretischen Teil bilden.

Bezüglich der Notationsweise in dieser Dissertation sollen folgende Grundsätze vorweggenommen werden, welche sich an die Grundlagenliteratur der Finanzmarktmathematik anlehnt (z.B. Franke *et al.* (2001)). Skalare werden in Kleinbuchstaben oder Großbuchstaben und in normaler Druckstärke angezeigt. Vektoren werden auch in Kleinbuchstaben aber fett dargestellt, sowie auch Matrizen, welche aber zudem in Großbuchstaben abgebildet werden. Im Weiteren werden Elemente kursiv abgebildet, welche auf Variablen hindeuten. Funktionsnamen, dimensionslose Nummern und Konstanten, infinitesimale Inkremente und beschreibende Elemente sind von der Kursivschrift ausgenommen. Fremdwörter, welche keine Eigennamen bezeichnen, werden in Kursivschrift angezeigt. Außerdem werden Textteile, welche auf einen Programmiercode hinweisen, in der Schriftart *Courier New* verfasst. Die Standardnormalverteilung soll durch  $\Phi(\cdot)$  und die Standardnormaldichte durch  $\varphi(\cdot)$  bezeichnet werden. Für eine übersichtlichere Darstellung, oder weil diese in der zitierten Literatur verwendet wurde, wird in gewissen Fällen von der Funktionen- auf die Matrixschreibweise gewechselt. Der Erwartungswert einer Zufallsvariablen soll überdies durch  $E[\cdot]$ , die Varianz, Kovarianz beziehungsweise Korrelation durch  $\text{Var}[\cdot]$ ,  $\text{Cov}[\cdot]$  und  $\text{Corr}[\cdot]$  angegeben werden. Für die Erläuterung dieser statischen Masse bzw. weiterer statistischer Berechnungsgrundlagen im Portfoliokontext wird der Leser auf den Abschnitt im Appendix verwiesen.

Die **Korrelation** stellt ein thementrager Begriff dieser Arbeit dar und wird im Rahmen der **Moderne Portfolio Theorie**, im Unterabschnitt 2.1.1, wie auch in der Problemstellung der Analyse des Forschungsobjektes, im Unterabschnitt 2.3.1 thematisiert.

Das Thema befasst sich, wie in der Einleitung schon erläutert, mit einer finanzmarkttechnischen Problemstellung im weiteren Sinne. Melicher und Norton (2017, S. 4-5) definieren dabei die Finanzmärkte als Oberbegriff für Märkte, welche den Handel mit Kapital ermöglichen. Der Fokus dieser Arbeit ist dabei auf den internationalen Kapitalmarkt mit Kassageschäften ausgerichtet. Nochmals spezifischer lässt sich der Untersuchungsgegenstand des geplanten Forschungsunterfangens im Bereich des **organisierten Kapitalmarktes bzw. Wertpapiermarktes**, d.h. mit Instrumenten des sekundären Renten- und Aktienmarktes, einordnen. In Abgrenzung zum Geld- und Kreditmarkt ist die relative längere Laufzeit von mehr als 2 Jahren und die Fungibilität zu nennen (Melicher & Norton, 2017, S. 14-15).

Die betriebswirtschaftlichen Berührungspunkte der Themenstellung der Dissertation umfassen bestimmte Teile der Vermögensverwaltungsprozesse von Finanzunternehmen, welche eigene Gelder und Vermögen, oder von privaten und institutionellen Kunden, verwalten. Diese Teile der Vermögensverwaltungsprozesse befassen sich mit der effizienten Allokation von Finanzkapital und der Konstruktion von **optimalen<sup>24</sup> Portfolios**. (Fabozzi, Gupta, & Markowitz, 2002, S. 8)

Die **Kapitalstruktur** bezeichnet die Zusammensetzung der Passivseite, und somit des Gesamtkapitals, aus Eigenkapital und Fremdkapital (Melicher & Norton, 2017, S. 566-567). **Bedingte**

---

<sup>24</sup> Es wird hier nicht von einer Optimalität im herkömmlichen Sinne, sondern spezifisch im Sinne von algorithmisch-optimierten Portfolios, welche auf Basis von stochastischen Parametern konstruiert wurden.

**Pflichtwandelanleihen** (bPwa) sind Teil der Kapitalstruktur (Fremdkapital) größerer europäischer Banken und werden als festverzinsliche Wertschriften im Sekundärmarkt gehandelt. Sie müssen in Aktienkapital umgewandelt oder abgeschrieben werden (daher der Präfix „Pflicht“), falls die im *Prospectus* festgehaltene Bedingung bezüglich der Kapitalkennzahl erfüllt ist. Um bPwa mit anderen Teilen der Kapitalstruktur zu vergleichen, können nur **Emittenten** berücksichtigt werden, welche bPwa in ihrer Kapitalstruktur aufweisen. Andere Begriffe für bPwa, welche in dieser Arbeit austauschbar gebraucht werden, sind *Contingent Convertibles (CoCos)*, *Coco-Anleihen*, *AT1-Anleihen* und *AT1-bPwa*. Abschnitt 2.2 befasst sich eingehender mit den Grundlagen der Kapitalstruktur europäischer Banken und schränkt diese außerdem weiter ein. Die Einschränkungen führen dann zu dem **Untersuchungsgegenstand**, welcher für das **Forschungsobjekt** verwendet wird. Das Forschungsobjekt stellt die zukünftige Entwicklung des renditegenerierenden Prozesses eines aus der Kapitalstruktur (Untersuchungsgegenstand) konstruierten, optimierten Portfolios dar. Dabei wird ein längerfristiger Anlagehorizont angenommen - mit einer halbjährlichen Neukalibrierung des Portfolios. Zur Erforschung dieses Forschungsobjektes (**Forschungsmethodik**) sollen **robuste**<sup>25</sup> **Schätzverfahren** verwendet werden, welche den Einfluss von Ausreißern zu reduzieren versucht (Rachev, Mittnik, Fabozzi, Focardi, & Jasic, 2007). Es gibt zwei Arten den Einfluss von Ausreißern zu reduzieren: Entweder wird die Prognosegüte verbessert oder der Optimierungsalgorithmus wird so angepasst, dass die Ausreißer weniger Einfluss bekommen (Fabozzi, Kolm, Pachamanova, & Focardi, 2007, S. 207). Der Fokus in dieser Arbeit ist dabei auf der Verbesserung der Prognosegüte durch das Vermeiden oder der Modellierung von **Strukturbrüchen bzw. Regimeveränderungen**<sup>26</sup>. Dazu werden in dieser Forschungsarbeit **nicht-parametrische**<sup>27</sup>, **innovative** Methoden, welche ohne ergodische Annahmen auskommen, verwendet. Konkret sind dies Methoden der **Wavelet-Analyse** und die Modellierung anhand von **Bayesschen Netzen**, welche eine Untergruppe von Probabilistischen Graphischen Modellen sind. Diese Methoden sind bislang weder in der akademischen Wirtschaftsforschung noch in der Praxis weitverbreitet und ermöglichen daher gute Chancen für die Identifikation einer Forschungslücke. Im Abschnitt 2.4 über die theoretischen Grundlagen der alternativen Schätzverfahren werden die zwei Ansätze eingehender behandelt.

## 1.4 Aufbau der Arbeit

Die Arbeit ist in einen theoretischen Teil, in einen empirischen Teil, in einen Implementierungsteil und in einen Schlussteil unterteilt. Der theoretische Teil soll in einem ersten Schritt die Darstellung der Forschungsmethodik vorbereiten, in dem die aktuellen Trends in der wissenschaftlichen Literatur

---

<sup>25</sup> Die Robustheit gestaltet sich hier in der Zeit- und der Regimeunabhängigkeit der Schätzverfahren aus. Im Allgemeinen wird unter statistischen Robustheit die fehlende Sensitivität des Schätzverfahrens gegenüber Ausreißern verstanden. Dies lässt sich entweder durch die tiefere Gewichtung von Extremwerten bewerkstelligen oder durch die Erweiterung des Modells des Schätzverfahrens bezüglich Veränderungen des daten-generierenden Prozesses (Rebonato & Denev, 2013).

<sup>26</sup> Strukturbrüche sind dabei die beobachtete Folge von Regimeveränderungen, welche durch ihre Latenz nicht direkt beobachtbar sind.

<sup>27</sup> Mit dem Attribut „nicht-parametrisch“ werden Methoden assoziiert, welche keine theoretischen Verteilungsannahmen bezüglich des zu untersuchenden datengenerierenden Prozesses oder innerhalb des Modellierungsprozesses machen.

bezüglich der Konstruktion von optimalen Portfolios aufgezeigt werden. Diese Trends basieren auf der Grundlage der Modernen Portfolio Theorie (MPT), welche an der Stelle überblicksartig dargestellt wird, wie auch auf den Weiterentwicklungen der MPT, welche die Kritikpunkte der MPT zu vermeiden versuchen. Der Unterabschnitt kulminiert in der Selektion von möglichen methodischen Ansätzen, welche die aufgezeigte Problematik von Strukturbrüchen bei Schätzfunktionen verbessern sollen. In einem nächsten Abschnitt wird der Untersuchungsgegenstand, die Finanzinstrumente der Kapitalstruktur europäischer Banken, vorgestellt. Dabei werden der typische Aufbau einer Bankbilanz, der regulatorische Hintergrund wie auch die Struktureigenschaften der Instrumente aufgezeigt. In einem nächsten Schritt werden die Erkenntnisse aus den letzten beiden Abschnitten kombiniert und der Untersuchungsgegenstand zu einem Finanzportfolio erweitert. Die Schätzfunktionen der zukünftigen Renditen dieses Finanzportfolios stellt das Forschungsobjekt dar. Anschließend soll die konkrete Problemstellung der Erforschung dieses Forschungsobjektes und Lösungsansätze anhand der Forschungsmethodik aufgezeigt werden. Anhand dieses Überblicks der aktuellen Situation soll der Mehrwert von zwei selektierten alternativen Schätzverfahren aufgezeigt werden. Außerdem sollen traditionelle Schätzverfahren, als Referenzpunkt, und die selektierten alternativen Schätzverfahren, als Vergleichsgröße, wie sie im empirischen Teil später angewendet werden, dargestellt werden. Der Stand der Forschung des Forschungsobjektes wie auch der gewählten Forschungsmethodik sollen den Abschnitt des Forschungsschwerpunktes vorbereiten. Der Forschungsschwerpunkt soll die Forschungslücke, die geplanten Untersuchungen am Forschungsobjekt wie auch den beabsichtigten Erkenntnisgewinn aus den Untersuchungen aufzeigen. Damit endet der theoretische Teil der Arbeit und geht in den empirischen Teil über. Der Beginn des empirischen Teils befasst sich mit dem Forschungsdesign, welches das Kapitel bezüglich der „Schätzungen und Ergebnisse“ vorbereiten soll. In einem ersten Schritt soll der Untersuchungsgegenstand quantitativ erfasst und die grundlegenden statistischen Eigenschaften der geschaffenen Zeitreihen aufgezeigt werden. Diese Zeitreihen sollen, in einem nächsten Schritt, bezüglich ihrer strukturellen Eigenschaften über die Zeit gewissen Zeitperioden zugeordnet werden. Durch die Zuordnung können zwei Marktregime, das normale und das gestresste Marktregime, identifiziert und charakterisiert werden. Die Identifikation dieser Marktregime wird im nächsten Kapitel benötigt, wie auch die Berechnungsarten von selektierten Kennzahlen, welche die Ergebnisse der Portfoliooptimierung evaluieren sollen. Das nächste Kapitel beschreibt und bewertet die Resultate der Korrelationsschätzungen wie auch der Ergebnisse der Portfoliooptimierungen. Die Resultate werden im Kapitel 6 aus einer Forschungs- wie auch Praxisperspektive interpretiert. Das nächste Kapitel soll die Arbeit zusammenfassen und ein Fazit derselben präsentieren. Als letztes Kapitel soll ein Ausblick für weitere Forschungsmöglichkeiten im Rahmen des Forschungsobjektes wie auch der Forschungsmethodik, bzw. die modellimmanenten Begrenzungen der Forschungsarbeit, aufgezeigt werden.

## II THEORETISCHER TEIL

---

### 2 Theoretische Betrachtungen zum Forschungsobjekt und der Forschungsmethodik

---

Nachdem im einleitenden Teil die Motivation dieser Forschungsarbeit dargelegt, die thementragenden Begriffe beschrieben und das Forschungsobjekt bzw. die Forschungsmethodik grob definiert wurde, soll in diesem Kapitel das theoretische Fundament erarbeitet werden. In einem ersten Schritt sollen die aktuellen Trends zur Erforschung des Forschungsobjektes diskutiert werden, wobei die Moderne Portfoliotheorie (MPT) einfürend zuerst im Zentrum steht. Für das genauere Verständnis und Identifikation des Forschungsobjektes ist zudem die genauere Bestimmung des Untersuchungsgegenstands hilfreich. Dazu sollen die Grundlagen der Kapitalstruktur europäischer Banken nähergebracht werden. Anschließend soll die Problemstellung der Erforschung des Forschungsobjektes und Lösungsansätze anhand der Forschungsmethodik aufgezeigt werden. Anhand dieses Überblicks der aktuellen Situation soll der Mehrwert von zwei selektierten alternativen Schätzverfahren aufgezeigt werden. Außerdem sollen traditionelle Schätzverfahren, als Referenzpunkt, und die selektierten alternativen Schätzverfahren, als Vergleichsgröße, wie sie im empirischen Teil später angewendet werden, dargestellt werden. Der Stand der Forschung des Forschungsobjektes wie auch der gewählten Forschungsmethodik sollen den Abschnitt des Forschungsschwerpunktes vorbereiten.

#### 2.1 Aktuelle Trends in der wissenschaftlichen Literatur und mögliche Kandidaten für die Forschungsmethodik

Dieser Abschnitt soll die aktuellen Trends in der wissenschaftlichen Literatur bezüglich der Portfoliotheorie aufzeigen. Wobei zuerst die Grundlagen der Modernen Portfoliotheorie (MPT) erarbeitet werden und dann ein Überblick über die Weiterentwicklungen der MPT geschaffen wird.

##### 2.1.1 Die Grundlagen der Modernen Portfoliotheorie (MPT)

Es soll in diesem Unterabschnitt die Grundlage der Modernen Portfoliotheorie auf Basis des Markowitz-Ansatzes beschrieben werden. Die ersten systematischen Ansätze der modernen Portfoliotheorie haben ihren Ursprung in der bahnbrechenden Arbeit von Markowitz, in der er 1952 das erste Mal darlegt, was die theoretischen Entscheidungsmerkmale sind, um ein optimales Portfolio zu konstruieren. Im Weiteren hat Tobin (1958) den Ansatz durch die Hinzunahme einer risikofreien Anlage noch weiter verfeinert. Dieses grundlegende Model wurde stetig erweitert. So haben und Sharpe (1964), als Beispiel von vielen, die Moderne Portfolio Theorie prägend weiterentwickelt. Diese Meilensteine sollen hier im jeweiligen Unterabschnitt dargestellt werden.

### 2.1.1.1 Die Portfolio-Strukturierung vor Markowitz

Bevor Markowitz (1952) die theoretischen Grundlagen der Modernen Portfolio-Theorie (MPT) geschaffen hatte, basierten die etablierten theoretischen Methoden für Anlageentscheidungen darauf, Anlagen zu identifizieren, welche die erwartete Rendite gegenüber dem erwarteten Risiko maximierten, und aus der Selektion ein Portfolio zu konstruieren. Folglich fokussierte man sich auf die Bewertungsmethoden von Einzelpositionen oder auf die Modellierung von Marktzyklen. Unter anderen Forschern haben Williams (1938), Benjamin Graham und David Dodd (1934) oder Graham (1949), welche bis heute jedem *Value Investor* ein Begriff sind, Meilensteine der Einzelwertschriftenbewertung publiziert, mit der zur damaligen Zeit gegensätzlichen Meinung, dass die Bewertungen an den Finanzmärkten nicht reine Spekulationen seien, sondern auch eine intrinsische Wertkomponente aufweisen.

### 2.1.1.2 Das Markowitz-Modell

#### Der Erwartungswert-Varianz-Ansatz

Was die Moderne Portfoliotheorie von den vorangegangenen akademischen Entwicklungen maßgeblich unterscheidet, ist die holistische Betrachtungsweise der einzelnen Anlagen und infolgedessen die Berücksichtigung möglicher Diversifikationseffekte. Statt sich auf die Schätzung der erwarteten Renditen zu konzentrieren, liegt der Fokus der Modernen Portfoliotheorie auf der Verarbeitung ebendieser, als gegeben angenommenen, Inputparameter.

Markowitz hat mit seinem Ansatz das erste Mal die Problematik der Korrelation der Renditen innerhalb eines Portfolios thematisiert und sie gar ins Zentrum der Anlageentscheidung gestellt. Entscheidend ist nicht allein die erwartete Rendite, sondern ebenso der Effekt jeder einzelnen Anlage auf das Gesamtrisiko.

Die akademische Meinung fokussierte sich vor Markowitz im Gegensatz eher auf den Ansatz, die Investitionsmöglichkeiten mit den besten isolierten Risiko-/Renditeprofilen auszuwählen, was beispielhaft durch die Werke der Autoren, welche in 2.1.1.1 erwähnt wurden, aufgezeigt werden kann.

Durch die Arbeiten von Markowitz wurde eine Betrachtungsweise eröffnet, welche viele Finanztheoretiker später inspirierte. Durch das mathematische Fundament der MPT, welches den Diversifikationseffekt formal aufzeigen konnte, wurde ein Bogen von der Theorie zur Praxis geschlagen. Diversifikation und Absicherung gegen ungünstige Ereignisse wurden schon seit jeher praktiziert und haben mit der Arbeit von Markowitz ihre erste mathematische Legitimation erhalten

Der Markowitz-Ansatz, basierend auf Markowitz (1952)<sup>28</sup>, versucht einen möglichen Lösungsansatz für den Zielkonflikt zwischen Portfoliorendite und Portfoliorisiko zu offenbaren. Abb. 7 zeigt verschiedenartig-gemischte Portfolios, welche auf einer Ebene – gebildet durch die erwartete Rendite und die Standardabweichung als Maß für das Risiko - projiziert wurden. Es ergibt sich ein Streubereich, welcher als Kreis dargestellt wird. Die einzelnen Punkte stellen Portfolios mit bestimmten Erwartungswerten

---

<sup>28</sup> Es wurde hier außerdem die überarbeitete Version mit zusätzlichen Anmerkungen verwendet (Markowitz, 2008)

und Standardabweichungen dar. Die Ränder des Kreises nehmen wir als hypothetische Randportfolios an, wobei auch Portfolios hinter den Rändern möglich wären. Ein Investor, welcher nun die Möglichkeit hätte in ein gemischtes Portfolio zu investieren, würde aus rationalen Gründen mehr Rendite und weniger Risiko zu präferieren. Es folgt, dass Portfolios im Viertel D im Vergleich zu den Portfolios im Viertel C unter dem Gesichtspunkt des Risikos wenig Sinn machen, da man immer ein Portfolio findet, welches weniger Risiko beinhaltet für die gleiche erwartete Rendite. Analog lässt sich schließen, dass in Bezug auf das Viertel B die Portfolios in Viertel D dominiert werden, weil sie weniger erwartete Rendite offerieren bei gleichem Risiko. Die Konsequenz ist, dass die effizienten Portfolios im Randbereich des Viertels A liegen müssen.

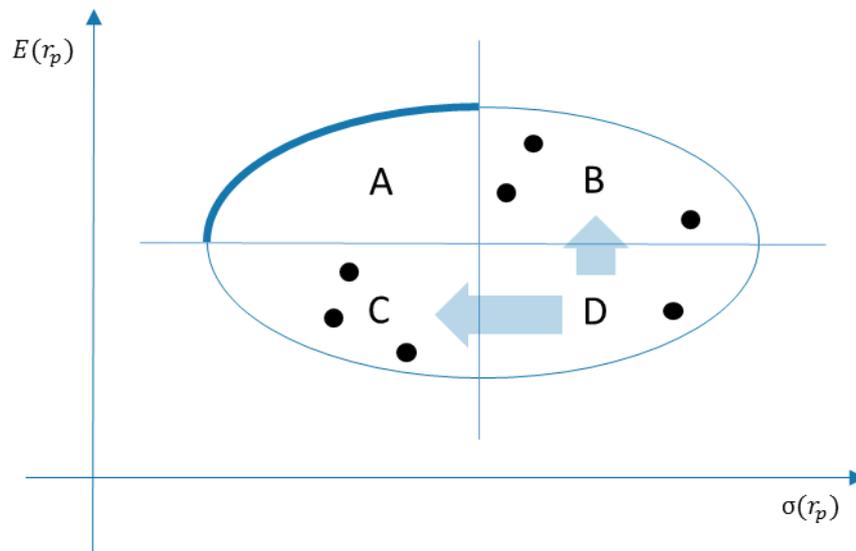


Abb. 7: Illustration der Effizienzgrenze (Quelle: In Anlehnung an Markowitz (1952), S.82, Fig. 1)

Das Optimierungsproblem der Theorie von Markowitz lässt sich nach dem Standardwerk von Fabozzi (2007) auf drei verschiedene Arten lösen. Der erste Problemlösungsansatz formuliert sich dadurch, dass sich bei einer gegebenen erwarteten Rendite ein möglichst tiefes Risiko ergeben soll, was in Abb. 7 als horizontalen Pfeil dargestellt wird. Diese Variante des Optimierungsproblems minimiert das Risiko, welches im Fall der Varianz als Risikomaß eine quadratische Form annimmt, mit linearen Nebenbedingungen. Der zweite Lösungsansatz besteht in der Maximierung der erwarteten Rendite bei gegebenem Risiko und ist in Abb. 7 als vertikaler Pfeil dargestellt. Das Risiko fließt hier als nicht lineare Nebenbedingung, im Fall der Varianz in quadratischer Form, in das Optimierungsproblem ein. Die dritte Variante für eine Lösung des Zielkonflikts ist eine Nutzenfunktion zu definieren und unter der Nebenbedingung von möglichen Finanzportfolios zu maximieren. Die Risikokomponente der drei Optimierungsvarianten ergibt sich aus der Annahme, dass die erwarteten Renditen einer gewissen Unsicherheit unterliegen bezüglich ihrer Schätzung, aber auch ihres inhärenten Risikos. Bei gleicher Rendite würde ein rationaler, risikoscheuer Investor die Variante mit weniger Risiko bevorzugen.

Alle Lösungsansätze führen zu effizienten Portfolios, dessen Menge als *Efficient Frontier* oder Effizienzgrenze bezeichnet werden, welche grundlegend auf Diversifikationseffekten und gewissen Annahmen bezüglich des Investorenverhaltens basieren.

Als einer der Grundpfeiler, welche die Berechnung der Effizienzgrenze ermöglicht, macht die Diversifikation intuitiv Sinn und hat die Existenz der Finanzmärkte seit jeher geprägt. Durch das Investieren in verschiedene Finanztitel wird die Portfoliorendite geglättet und die Wahrscheinlichkeit eines Extremverlustes vermindert<sup>29</sup>.

Die untere asymptotische Grenze für die Portfoliovarianz eines hypothetischen Portfolios mit  $n$  Anlagen und normalverteilten<sup>30</sup> Renditen  $r_{t,1}, \dots, r_{t,n}$ , d.h., wenn die Anzahl der Anlagen  $n$  nach oben geöffnet wird, lässt sich folgendermaßen mithilfe von (11.14) und den Schätzfunktionen aus dem Abschnitt 1.3, wobei  $w = \frac{1}{n}$ , herleiten (Elton, Gruber, Brown, & Goetzmann, 2003, S. 58-59):

$$\begin{aligned}
 \sigma_{p,t}^2 &= \sum_{i=1}^n w_{i,t-1}^2 \sigma_{i,t}^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n w_{i,t-1} w_{j,t-1} \sigma_{ij,t} \\
 &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{n^2} \sigma_{i,t}^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \frac{1}{n} \frac{1}{n} \sigma_{ij,t} \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_{i,t}^2}{n} + \frac{n-1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \frac{\sigma_{ij,t}}{n(n-1)} \\
 &= \frac{1}{n} \hat{\sigma}_{i,t}^2 + \frac{n-1}{n} \hat{\sigma}_{ij,t}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Da es  $n(n-1)$  Kovarianz-Terme sind, muss zur Berechnung des Durchschnitts  $\frac{1}{n(n-1)}$  verwendet werden, um  $\sigma_{ij,t}$  zu erhalten. (2.20) lässt sich weiter umschreiben als:

$$\sigma_{p,t}^2 = \frac{1}{n} (\hat{\sigma}_{i,t}^2 - \hat{\sigma}_{ij,t}) + \hat{\sigma}_{ij,t} \tag{2.2}$$

Durch diese Darstellung lässt sich zeigen, dass der Anteil der Varianz, welcher durch die einzelnen Anlagen verursacht werden, gegen null läuft, wenn  $n$  sehr groß wird. Das individuelle Risiko verschwindet

<sup>29</sup> Diversifikation ist zudem die Grundvoraussetzung eines effizienten Portfolios, da nur so garantiert werden kann, dass man für eine bestimmte Rendite ein minimales Risiko auf sich nehmen muss und somit kein Risiko unnötigerweise eingegangen werden muss. Im Weiteren, evoziert Diversifikation auch operative Effizienz, denn es macht keinen Sinn in Anlagen zu investieren, welche für ein bestimmtes Szenario oder Zustand der Welt, die gleichen Resultate liefern. Solche Anlagen wären ineffizient oder verschwenderisch, da sie zusätzliche Transaktionskosten generieren.

<sup>30</sup> Der Zentrale Grenzwertsatz besagt, dass die Summe von identisch und unabhängig-verteilten Zufallsvariablen  $r_{t,1}, \dots, r_{t,n}$  mit begrenzter Varianz und beliebigem Verteilungsgesetz asymptotisch normalverteilt sind. Formal sieht dies wie folgt aus (Fabozzi, Kolm, Pachamano, & Focardi, 2007, S. 19).

und es bleibt nur der Anteil der gemeinsamen Varianz übrig. D.h., wenn man nun die Anzahl Anlagen gegen unendlich laufen lässt, und den Limes aus der Portfoliovarianz zieht, resultiert:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sigma_{p,t}^2 = \hat{\sigma}_{ij,t} \quad (2.3)$$

Dies impliziert, dass wenn keine Korrelation innerhalb des Portfolios besteht, folgende Gleichung Gültigkeit bekommt:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sigma_{p,t}^2 = 0 \quad (2.4)$$

Durch die weitreichenden Annahmen lässt sich der Diversifikationseffekt in seiner extremen Form darstellen. Ohne Korrelation lässt sich ein Portfolio so diversifizieren, dass kein Restrisiko verbleiben würde. Dies ist eine unrealistische Annahme und zeigt, dass die gegenseitigen Abhängigkeiten den entscheidenden Faktor ausmachen, um Anlagen zu bewerten.

Wie im Abschnitt 1.3 schon dargestellt, verändert sich die Portfoliovarianz maßgeblich bei Veränderungen der Korrelation. Diese Veränderungen bleiben auch bei asymptotischen Verhalten bestehen. Schwach korrelierte Anlagen können somit immer einen positiven Diversifikationsbeitrag leisten und das gesamte Portfoliorisiko vermindern.

#### Annahmen bezüglich des Investorenverhaltens

Die Annahmen des erwähnten Erwartungswert-Varianz-Ansatzes von Markowitz beinhalten auch Verhalten der Investoren und führen zu klar definierten Algorithmen zur Konstruktion von effizienten Portfolios. Fabozzi und Markowitz (2002) definieren diese Annahmen wie folgt:

**Annahme 1:** Es gibt nur zwei Parameter, welche die Investmententscheidung determiniert. Dies sind die erwartete Rendite und die Varianz.

**Annahme 2:** Investoren sind risikoavers und präferieren bei gleicher Rendite weniger Risiko.

**Annahme 3:** Alle Investoren würden bei gleichem Risiko die Investitionsvariante mit der höheren erwarteten Rendite wählen.

**Annahme 4:** Alle Investoren haben die gleichen Erwartungen bezüglich erwarteter Rendite, Varianz und Korrelationen der risikobehafteten Anlagen (Annahme von homogenen Erwartungen).

**Annahme 5:** Alle Investoren haben einen gemeinsamen „Ein-Perioden-Investmenthorizont“.

Die erste Annahme führt eigentlich dazu, dass man von normalverteilten Renditen ausgehen muss, da man sonst die Präferenzen der Investoren nicht vollständig abbildet und somit das Model ebenfalls unvollständig wäre. Ebenfalls impliziert die Annahme, dass man die erwartete Rendite vergangenheitsbasiert (*ex post*) berechnet im Vergleich zu gleichgewichtsbasierten (*ex ante*) Schätzungen. Dasselbe gilt für die Varianz, welche zudem durch ihre Symmetrie Renditeausschläge nach oben wie nach unten gleich „bewertet“. Die vierte Annahme impliziert, dass es keine Diskrepanzen gibt bezüglich der Markterwartungen der einzelnen Marktteilnehmer. Die einzelnen Meinungen würden augenblicklich

zu einer kollektiven „Marktmeinung“ zusammenfallen. Die fünfte Annahme beinhaltet eine starke Einschränkung der Realität, da Wertschriften kontinuierlich gehandelt werden.

Die Implikationen der Annahmen sind sehr weitreichend und einschränkend, weshalb die Robustheit des Ansatzes fraglich ist. Die Schwach- und Kritikpunkte des Ansatzes werden in einem späteren Teil der Arbeit vertieft. Die fehlende Robustheit ermöglicht es aber auch ein einfaches Model zu propagieren, welches wichtige Mechanismen für eine optimierte Portfolioallokation aufzeigt. Im nächsten Abschnitt wird deutlich, dass durch die Annahmen ein einfacher Lösungsalgorithmus definiert werden kann.

### Ansätze zur Problemlösung

Zunächst einmal möchten wir uns in einem formalen Rahmen an die Problemlösung annähern. Wie bereits erwähnt, unterscheidet Fabozzi et al. (2007, S. 25-35)<sup>31</sup> drei verschiedene Wege der Problemlösung. Dieses Kapitel beschreibt zunächst das Minimierungsproblem, welches auch vielfach in der universitären Lehre als klassische Illustration gebraucht wird, dann das Maximierungsproblem und schlussendlich das Nutzenmaximierungsproblem. Alle Ansätze führen schlussendlich zur Entwicklung einer Effizienzgrenze. Kombiniert mit den Investorenpräferenzen (folglich Nutzenmaximierungsproblem) lassen sich dadurch optimale Portfolios bestimmen.

Durch die Wahl des Investors eines zufälligen Portfolios wählt er gleichzeitig eine Kombination zwischen erwarteter Rendite (11.5) und Varianz (11.10), welche, wie im Abschnitt bezüglich der Notationen und Definitionen beschrieben, berechnet werden. Die Annahme 2 im vorhergehenden Unterabschnitt unterstellt dem Investor das Verhalten, bei gegebener Rendite  $\mu_p$  das entsprechende Risiko zu minimieren. In formaler Art und Weise entspricht dies folgender Darstellung, mithilfe von (11.16) aus dem Abschnitt bezüglich der Notationen und Definitionen, wobei Leerverkäufe der Anlagebausteine erlaubt sind:

$$\min_w \mathbf{w}' \Sigma \mathbf{w} \quad (2.5)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\begin{aligned} \mu_p &= \mathbf{w}' \boldsymbol{\mu} \\ \mathbf{w}' \mathbf{1} &= 1 \end{aligned} \quad (2.6)$$

Das Minimierungsproblem lässt sich durch die Lagrange-Multiplikator-Methode<sup>32</sup> analytisch lösen und soll hier stellvertretend für die anderen zwei Problemlösungsansätze dargestellt werden.

---

<sup>31</sup> Fabozzi et al. (2007) wird hier anstelle der Originalliteratur zitiert, da die Darstellungen ausführlicher und zeitgenössischer ausfallen.

<sup>32</sup> Die generelle Darstellung der Anwendung der Methode lässt sich in Focardi und Fabozzi (2004, S. 204-206) nachlesen.

Entsprechend formulieren Huang und Litzenberger (1988, S. 63) das Minimierungsproblem um und leiten die analytische Lösung<sup>33</sup> wie folgt her (1988, S. 64-65):

$$\min_{\mathbf{w}, \lambda, \gamma} L = \frac{1}{2} \mathbf{w}' \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w} + \lambda (\mu_p - \mathbf{w}' \boldsymbol{\mu}) + \gamma (1 - \mathbf{w}' \mathbf{1}) \quad (2.7)$$

mit den Bedingungen ersten Ordnung:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} &= \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w}_p - \lambda \boldsymbol{\mu} - \gamma \mathbf{1} = \mathbf{0} \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} &= \mu_p - \mathbf{w}'_p \boldsymbol{\mu} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \gamma} &= 1 - \mathbf{w}'_p \mathbf{1} = 0 \end{aligned} \quad (2.8)$$

Wobei hier  $\lambda$  und  $\gamma$  die Lagrange-Variablen,  $\mathbf{0}$  ein Nullvektor mit der Länge  $n$  und  $\mathbf{w}_p$  der Gewichtsvektor für das optimale Portfolio darstellen. Da  $\boldsymbol{\Sigma}$  eine positiv-definite Matrix ist, folgert sich, dass die Bedingungen erster Ordnung notwendig und hinreichend sind für ein globales Optimum.

Durch die Auflösung nach  $\mathbf{w}_p$  der ersten Gleichung in (2.8) ergibt sich:

$$\mathbf{w}_p = \lambda (\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}) + \gamma (\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}) \quad (2.9)$$

Wenn man (2.9) mit  $\boldsymbol{\mu}'$  multipliziert, und die zweite Gleichung von (2.8) verwendet, erhält man:

$$\mu_p = \lambda (\boldsymbol{\mu}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}) + \gamma (\boldsymbol{\mu}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}) \quad (2.10)$$

Wenn man wiederum (2.9) mit  $\mathbf{1}'$  multipliziert, und die dritte Gleichung von (2.8) verwendet, erhält man:

$$1 = \lambda (\mathbf{1}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}) + \gamma (\mathbf{1}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}) \quad (2.11)$$

Wenn man (2.10) und (2.11) nach  $\lambda$  bzw.  $\gamma$  auflöst, erhält man:

---

<sup>33</sup> Im empirischen Teil der Arbeit wird zur numerischen Lösung des Optimierungsproblems die Funktion `portfolio.optim` des R-Pakets `tseries` von Trapletti und Hornik (2022) verwendet, welches wiederum `solve.QP` vom R-Paket `quadprog` von Turlach (2019) verwendet, um das quadratische Programmierproblem zu lösen. `tseries` basiert dabei auf Elton *et al.* (2003, S. 65-93) und Huang und Litzenberger (1988, S. 59-82).

$$\lambda = \frac{C\mu_p - A}{D} \quad (2.12)$$

$$\gamma = \frac{B - A\mu_p}{D} \quad (2.13)$$

wobei

$$\begin{aligned} A &= \boldsymbol{\mu}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{1} \\ B &= \boldsymbol{\mu}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu} \\ C &= \mathbf{1}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{1} \\ D &= BC - A^2 \end{aligned} \quad (2.14)$$

Ersetzt man  $\lambda$  und  $\gamma$  in der Beziehung (2.9), erhält man eine eindeutige Zuordnung der erwarteten Rendite des Grenzportfolios zu den entsprechenden Gewichten:

$$\mathbf{w}_p = \mathbf{g} + \mathbf{h}\mu_p \quad (2.15)$$

wobei

$$\mathbf{g} = \frac{1}{D} [B(\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}) - A(\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu})] \quad (2.16)$$

$$\mathbf{h} = \frac{1}{D} [C(\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}) - A(\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{1})] \quad (2.17)$$

Somit kann jedes Grenzportfolio durch (2.15) repräsentiert werden und jedes Portfolio, welches durch (2.15) repräsentiert werden kann, ist ein Grenzportfolio. Die Menge aller Grenzportfolio stellt die Effizienzgrenze dar, welche bis jetzt intuitiv illustriert und hier nun analytisch hergeleitet wurde.

Das globale Minimumvarianz-Portfolio ein Spezialfall der Effizienzgrenze vereinfacht das Optimierungsproblem folgendermaßen (Fabozzi, Kolm, Pachamanova, & Focardi, 2007, S. 27-29):

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}' \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w} \quad (2.18)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\mathbf{w}' \mathbf{1} = 1 \quad (2.19)$$

Das globale Minimumvarianz-Portfolio (GMV) stellt das Portfolio unter den effizienten Portfolios, mit dem kleinsten erwarteten Risiko  $\sigma(r_{GMV})$ , dar (Abb. 8). Da das Portfolio das tiefste erwartete Risiko aufweist, muss die erwartete Rendite, konsistent mit den Annahmen, auch die tiefste erwartete Rendite innerhalb der Menge der effizienten Portfolios aufweisen.

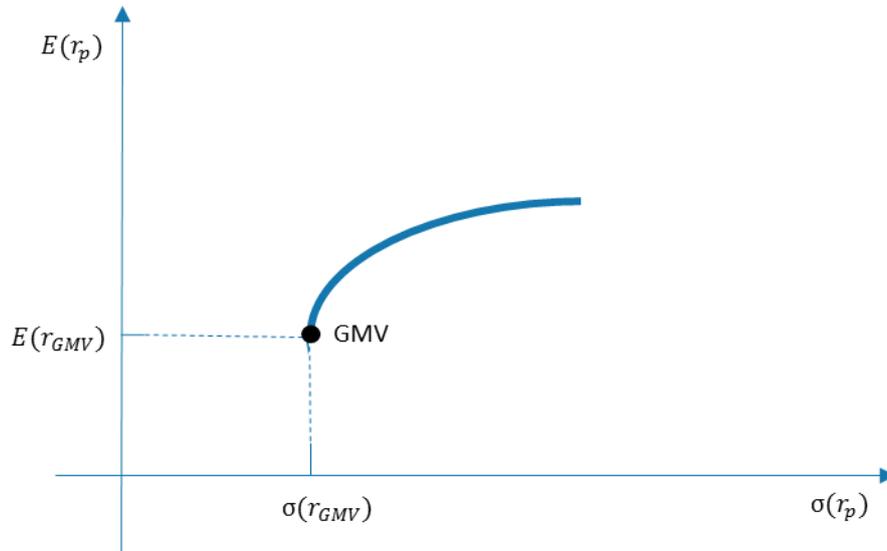


Abb. 8: Globales Minimum-Varianz Portfolio (Quelle: Eigene Darstellung)

Im Gegensatz zum Minimierungsproblem, maximiert das **Rendite-Maximierungsproblem** die Rendite und hält das Risiko konstant  $\sigma_0^2$ . Die Formalisierung des Problems lässt sich folgendermaßen darstellen, mithilfe der Definitionen aus dem Abschnitt bezüglich der Notationen und Definitionen und ohne die zeitliche Dimension (Fabozzi, Kolm, Pachamanova, & Focardi, 2007, S. 34):

$$\max_w \mathbf{w}'\boldsymbol{\mu} \quad (2.20)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\begin{aligned} \sigma_p^2 &= \mathbf{w}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{w} \\ \mathbf{w}'\mathbf{1} &= 1 \end{aligned} \quad (2.21)$$

Das **Nutzenmaximierungsproblem** unterscheidet sich von den zwei anderen Optimierungsarten, indem die Wechselbeziehung zwischen Risiko und Rendite direkt - über eine Nutzenfunktion und implizit damit einem Risikoaversion-Koeffizienten  $\lambda$  - in der Zielfunktion integriert wird (Fabozzi, Kolm, Pachamanova, & Focardi, 2007, S. 35). Der Koeffizienten  $\lambda$  ist auch bekannt als *Arrow-Pratt Risk Aversion Index*<sup>34</sup> (Fabozzi, Kolm, Pachamanova, & Focardi, 2007, S. 35). Ein kleiner Wert bedeutet eine tiefe Risikoaversion, was die negative Kontribution einer Risikoerhöhung auf den Zielfunktionswert vermindert. Ein riskantes Portfolio entspricht somit eher den Präferenzen, da weniger Mehrrendite erwartet wird als mit einem normalen Wert des Koeffizienten. Im umgekehrten Fall, mit einem hohen Wert des Risikoaversion-Koeffizienten braucht es mehr Rendite für eine entsprechende Erhöhung des Risikos. Durch die Wahl des Koeffizienten lassen sich alle Portfolios der Effizienzgrenze berechnen. Um ein optimales Portfolio für ein bestimmtes Risikoprofil zu berechnen, wird ein bestimmter Koeffizient

---

<sup>34</sup> Der Index ist benannt nach Kenneth Arrow und John W. Pratt.

angenommen und zusammen mit der Verschiebung der Portfoliogewichte resultiert gleichzeitig auch das maximale Nutzenlevel des Investors (Abb. 9).

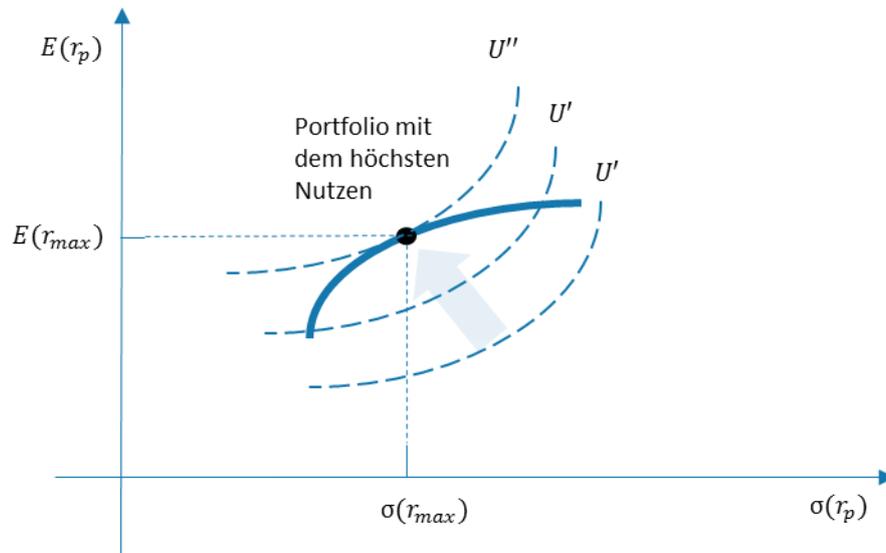


Abb. 9: Illustration der Nutzenmaximierung-Methode (Quelle: Eigene Darstellung)

Die Formalisierung des Problems lässt sich wie folgt darstellen:

$$\max_{\mathbf{w}} (\mathbf{w}' \boldsymbol{\mu} - \lambda \mathbf{w}' \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w}) \quad (2.22)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\mathbf{w}' \mathbf{1} = 1 \quad (2.23)$$

Die Lösung des Problems ist hier aber auch von der funktionalen Form des Optimierungsproblems abhängig. Die Form, welche oben verwendet wurde, ist die konventionelle quadratische Nutzenfunktion. Im Rahmen der Erwartungswert-Varianz-Analyse macht es aber Sinn, sich auf quadratische Nutzenfunktionen zu fokussieren.

Basierend auf der klassischen Erwartungsnutzentheorie (von Neumann & Morgenstern, 1944) haben sich aber auch die anderen Nutzenfunktionen entwickelt (Rachev, Stoyanov, & Fabozzi, 2008, pp. 146-147)<sup>35</sup>:

**Lineare Nutzenfunktion** 
$$u(x) = a + bx \quad (2.24)$$

<sup>35</sup> Rachev et al. (2008) wird hier anstelle der Originalliteratur zitiert, da die Darstellungen ausführlicher und zeitgenössischer ausfallen.

**Quadratische Nutzenfunktion**  $u(x) = a + bx + cx^2$  (2.25)

**Logarithmische Nutzenfunktion**  $u(x) = \log(x), x > 0$  (2.26)

**Exponentielle Nutzenfunktion**  $u(x) = -e^{-ax}, a > 0$  (2.27)

**Potenznutzenfunktion**  $u(x) = \frac{-x^{-a}}{a}, a > 0, x > 0$  (2.28)

### 2.1.1.3 Erweiterung zum Markowitz-Modell

Basierend auf den Grundlagen für die Berechnungen der *Efficient Frontier* erweitert Tobin (1958) durch sein *Separation Theorem* die MPT und lässt durch zusätzliche Annahmen weitere Schlussfolgerungen bezüglich der effizienten Allokation von Finanzanlagen zu. Merton (1972) integriert die beiden Ansätze und formuliert den analytischen Rahmen dazu. Dabei resultieren das *Two Mutual Fund Theorem* und das *One Mutual Fund Theorem* bzw. die Kapitalallokationslinie, welche hier kurz beschrieben werden und die klassische MPT begründen.

Das ***Two Mutual Fund Theorem*** erweitert den Markowitz-Ansatz, in dem die Theorie aufgestellt wird, dass jedes effiziente Portfolio durch zwei andere Portfolios auf der Effizienzgrenze repliziert werden kann. Die zwei Portfolios werden als *Mutual Funds* bezeichnet. Falls der Investor nun die Möglichkeit hat nur in zwei Portfolios, welche auf der Effizienzgrenze liegen, zu investieren, dann kann er somit jedes Portfolio zwischen den zwei Portfolios konstruieren, in dem er die beiden Portfolios kombiniert. Er kann auch das eine Portfolio leerverkaufen<sup>36</sup> und den Erlös in das andere Portfolio zu mehr als 100% investieren, um Portfolios zu konstruieren, welche nicht zwischen den gegebenen Portfolios liegen.

In dem man, zusätzlich zur risikobehafteten Anlage, eine risikolose Anlage annimmt, erhält man das ***One Mutual Fund Theorem***. Die entscheidenden Eigenschaften dieser risikolosen Anlage sind das fehlende Kreditrisiko, die tiefe (oder inexistente) Volatilität und die fehlende Korrelation mit risikobehafteten Anlagen. In der Folge wird die Effizienzgrenze linear und zur Kapitalallokationslinie (*Capital Allocation Line*) mit folgender funktionalen Form:

$$E[r_i] = r_f + \sigma_i \frac{E[r_p] - r_f}{\sigma_p} \quad (2.29)$$

---

<sup>36</sup> Leerverkaufen bedeutet, die Wertschriften des Portfolios über einen Broker von einem anderen Investor auszuleihen und im Markt zu verkaufen.

Die neue lineare Effizienzgrenze dominiert die alte Grenze bezüglich allen Portfolios außer dem Tangentialportfolio, da die Allokationsentscheidung zu einer Linearkombination zwischen risikoloser Anlage und dem Tangentialportfolio geworden ist, welche immer über der konkaven, alten Effizienzgrenze liegt.

Wie in Abb. 10 ersichtlich, erstreckt sich die Kapitalallokationslinie von der Rendite der risikolosen Anlage bis zum Tangentialpunkt. Die risikolose Anlage  $r_f$  befindet sich auf der vertikalen Ursprungsgeraden, da sie kein Risiko aufweist. Durch das *Separation Theorem* beeinflussen die  $\mu$ - $\sigma$  Präferenzen den Inhalt des risikobehafteten Portfolios auf der Effizienzgrenze nicht. Die Präferenzen variieren aber mit der Gewichtung des risikobehafteten Portfolios, wie man durch die zwei Nutzenfunktionen  $U_1$  und  $U_2$  sehen kann. Im ersten Fall mit hoher Risikoaversion und im zweiten Fall mit tieferer Risikoaversion verändert sich die Gewichtung im Vergleich zum Tangentialportfolio entsprechend. Im ersten Fall wird ein Teil in die risikolose Anlage investiert, im zweiten Fall wird die risikolose Anlage leerverkauft (ein Kredit aufgenommen) und in das Tangentialportfolio investiert. Entsprechend verändert sich die erwartete Rendite im ersten Fall von  $E(r_{tp})$ , wobei hier  $tp$  für das Tangentialportfolio steht, zu  $E(r_1)$  und das erwartete Risiko von  $\sigma(r_{tp})$  zu  $\sigma(r_1)$ . Im zweiten Fall verändert sich die erwartete Rendite analog von  $E(r_{tp})$  zu  $E(r_2)$  und das erwartete Risiko von  $\sigma(r_{tp})$  zu  $\sigma(r_2)$ .

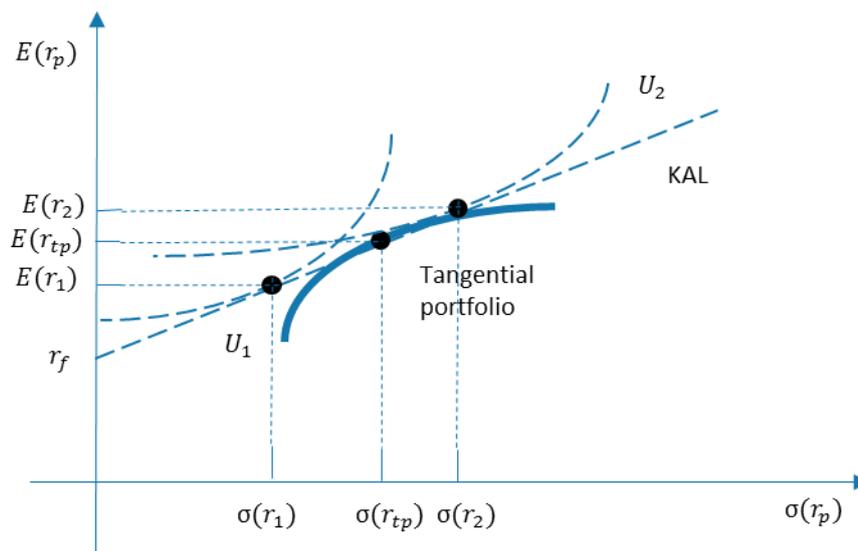


Abb. 10: Illustration des *Separation Theorems* und der Kapitalallokationslinie (KAL) (Quelle: Eigene Darstellung zur Veranschaulichung der Logik der zitierten Theorie)

## 2.1.2 Chronologischer Überblick und kritische Analyse der Weiterentwicklungen der MPT

Der im letzten Kapitel dargestellte klassische Ansatz der MPT wurde trotz seiner Wichtigkeit auf theoretischer Ebene vielfach durch ihre mangelnde Anwendbarkeit in der Praxis und ihre unrealistischen Annahmen kritisiert (Wilmott & Orrell, 2022, S. 51-53). Der Grundgedanke der MPT war zunächst einen formellen Rahmen zur Verfügung zu stellen, um Anlageentscheidungen in einen Portfoliokontext zu stellen und dabei Rendite und Risiko abzuwägen (Markowitz, 2008). Der Anspruch, die mangelnde Anwendbarkeit in der Praxis und die unrealistischen Annahmen zu verbessern bzw. zu lockern, prägte sich mit den zahlreichen Weiterentwicklungen immer mehr aus. Diese Weiterentwicklungen sind z.B. in Chen (2016) oder Fabozzi *et. al* (2007) dargestellt.

Dieser Unterabschnitt soll einen chronologischen Überblick über die Weiterentwicklungen der klassischen MPT geben und diese im Hintergrund der MPT bzw. in Hinblick auf das Ziel der Forschungsmethodik, wie im Unterabschnitt 1.3 bereits definiert, kritisch analysieren. Es soll dabei aufgezeigt werden, weshalb gewisse Kategorien der Weiterentwicklung den Anforderungskatalog<sup>37</sup> bezüglich der Zielsetzung der Forschungsmethodik nicht erfüllen und die WA bzw. PGMs als methodische Kandidaten gewählt wurden. Abb.11 soll dabei den chronologischen Überblick in illustrativer Form begleiten.

---

<sup>37</sup> Reiterierend setzt sich das Anforderungsprofil bezüglich der Forschungsmethodik aus den folgenden Komponenten zusammen: Die betrachtete Weiterentwicklung der MPT sollte nicht-parametrisch und nicht-ergodisch sein, was bedeutet, dass keine Verteilungsannahme gemacht wird und Zustände pfadabhängig sein könnten bzw. Strukturveränderungen nicht historisch hergeleitet werden können. Außerdem sollte die Handhabung von Strukturbrüchen bzw. Regimeveränderungen

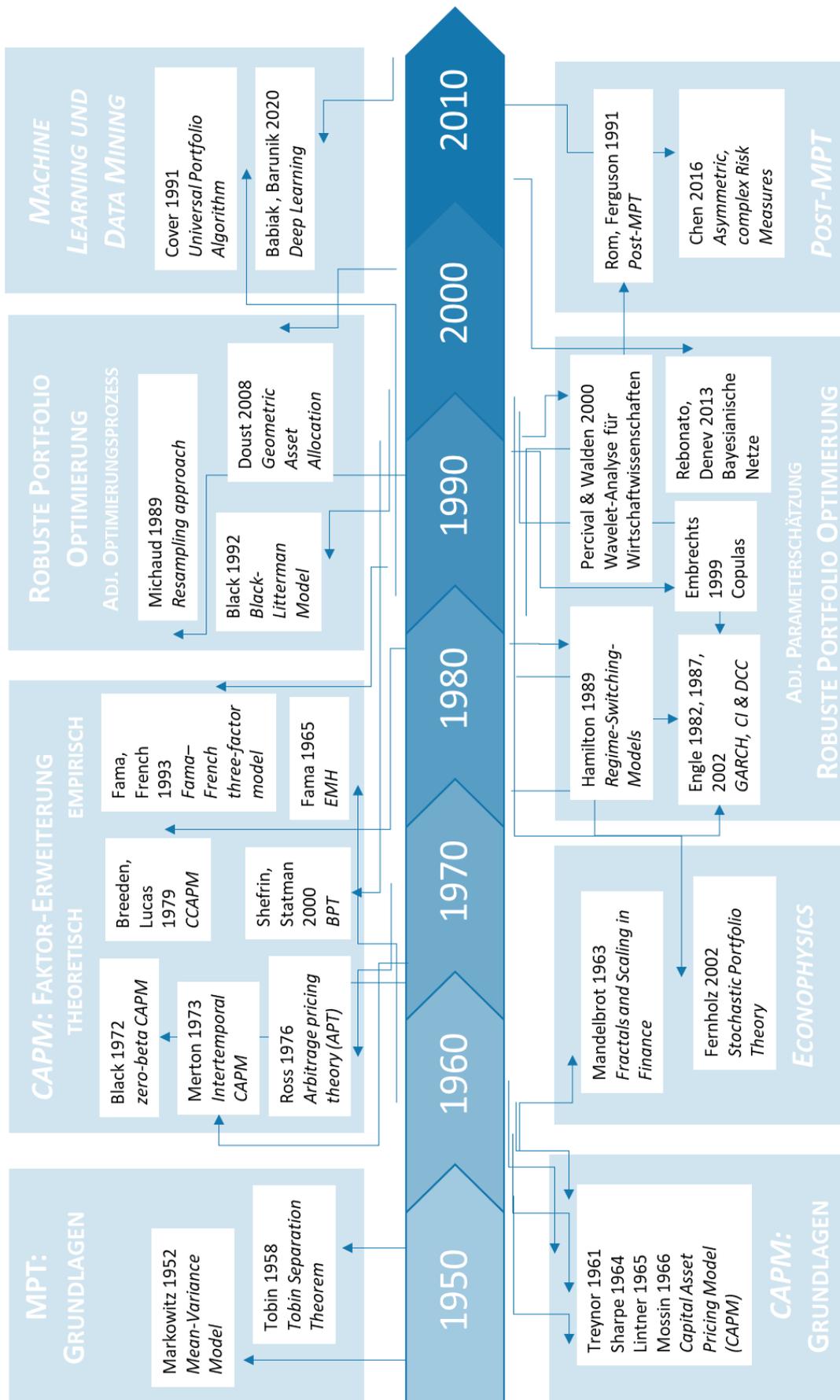


Abb.11: Chronologie der Weiterentwicklungen der MPT mit selektierten Autoren (Quelle: eigene Darstellung der Arbeiten, wie sie zitiert wurden oder noch zitiert werden im Text)

### 2.1.2.1 Asset Pricing Theory

In der Zeit als die klassische MPT entwickelt wurde, waren die Rechenkapazitäten, um Modelle zu kalibrieren, verglichen mit heute, wenig vorhanden. Die Schätzungen für die klassische Markowitz-Optimierung waren für Portfolio mit einer hohen Anzahl Wertschriften zu der damaligen Zeit sehr kostenintensiv und aufwendig zu betreiben. Für die Schätzung des Erwartungswerts und die Varianz wächst der Schätzaufwand linear an, für die Kovarianz-Matrix wächst der Aufwand aber quadratisch an<sup>38</sup>. Durch zusätzliche Annahmen im Vergleich zur klassischen MPT wird das Tangentialportfolio zum Marktportfolio, welches von allen Marktteilnehmer gehalten wird und nicht wie das Tangentialportfolio „gehalten werden sollte“. Dies ist der Beginn der *Asset Pricing Theory*, welche ihr Fundament der klassischen MPT verdankt. Der Markt stellt den alleinigen Faktor dar, welcher das systematische Risiko eines Portfolios determiniert. Durch die Annahme eines Ein-Faktor-Modells nimmt der Rechenaufwand drastisch ab, die Robustheit des Ansatzes aber ebenso. Dieses Model, besser bekannt unter dem Namen *Capital Asset Pricing Model (CAPM)*, wurde durch die Beiträge von Treynor (1961), Sharpe (1964), Lintner (1965), Mossin (1966), Black (1972) konstituiert.

Die *Asset Pricing Theory* versucht durch die Vereinfachung der Modellstruktur die Praktikabilität der MPT zu erhöhen. Dabei steht die Robustheit nicht im Zentrum, weshalb diese Kategorie der Weiterentwicklung den Anforderungskatalog bezüglich der Forschungsmethodik nicht erfüllt.

### 2.1.2.2 Econophysics

Einer der wichtigsten Punkte vonseiten der Kritiker der klassischen MPT ist sicher die Annahme normalverteilter Renditen, welche auch die Präferenzen der Investoren auf zwei Dimensionen herunterbricht, und in der Folge den arithmetischen Mittelwert und die Varianz als entscheidende, exklusive Parameter für die Anlageentscheidung definiert. Der Hauptantrieb diese Masse zu verwenden, basiert in erster Linie auf der Einfachheit der Berechnung und in der Folge auch auf der Einfachheit des Formalismus des ganzen Modells. Um aber den realen Begebenheiten gerecht zu werden, sollten sich die Annahmen der Investor-Präferenzen nicht nur auf den Mittelbereich, den Bereich mit den wahrscheinlichsten Renditen, der Renditeverteilung beziehen. Die Normalverteilung deckt die Enden, und eine mögliche Schiefe, nur geringfügig ab. Ereignisse mit hohem Schaden, aber geringer Wahrscheinlichkeit werden so im Modell zu wenig erfasst. Die Normalverteilung flacht in dem Bereich zu schnell ab. Rein empirisch hatte Mandelbrot (1963) anhand von diversen, statistischen Untersuchungen nachgewiesen, dass Aktienrenditen nicht normalverteilt sind. Das lässt sich in die Bemühungen der *Econophysics* einreihen, welche versucht, mit Methoden aus der Naturwissenschaft ökonomische Problemstellungen zu lösen (Mantegna & Stanley, 2000). Ein wichtiger Punkt stellt in dieser Hinsicht auch das Eruiere von möglichen Verteilungsgesetzen, welche die empirischen Befunde besser erklären können, dar. Im Allgemeinen stellt sich der Anspruch wie in der Naturwissenschaft, dass man mit möglichst wenig Annahmen Theorien zu konzipieren versucht (Prinzip der Parsimonie). In der Wissenschaft der Ökonomie wird dieses Prinzip weniger strikt beachtet. Die meisten ökonomischen Theorien basieren auf

---

<sup>38</sup> Die Dimension der Kovarianz-Matrix beträgt  $n \times (n - 1)/2 \in O(n^2)$ . Eine inkrementelle Zunahme der Anzahl Anlagen hat somit asymptotisch eine quadratische Auswirkung.

zahlreichen Axiomen. Dies ist der Hauptansatzpunkt der *Econophysics* – ein robusteres Modell zu entwickeln und möglichst nahe an das wahre Verteilungsgesetz zu kommen. Andere strikt mathematische Ansätze, wie die *Stochastic Portfolio Theory* (Fernholz, 2002), versuchen ohne axiomatischen Überbau Anlageentscheidungen zu modellieren und somit den Kritikpunkten gegenüber der MPT entgegenzuwirken.

Die *Econophysics* versucht stabilere Renditeverteilungen zu erforschen. Der Ansatz ist dabei aber parametrisch und nimmt ergodische Prozesse an, weshalb diese Kategorie der Weiterentwicklung den Anforderungskatalog bezüglich der Forschungsmethodik nicht erfüllt.

### 2.1.2.3 CAPM: Faktor-Erweiterung und Modellrespezifikation

Das *CAPM* wurde, als Ein-Faktorenmodell und Ein-Periodenmodell, mehrfach kritisiert, falsch spezifiziert zu sein, da einerseits die entscheidenden Variablen nicht im Modell integriert sind und andererseits die zeitliche Komponente fehlt. Auch wurde das *CAPM* mehrfach empirisch untersucht und getestet. Die theoriegetriebenen Entwicklungen und die Erkenntnisse, die sich aus den empirischen Tests ergeben haben, konnten einen Beitrag zur besseren Spezifikation des *CAPMs* liefern.

Merton (1973) hat durch die Entwicklung des *Intertemporal CAPMs* die zeitliche Komponente hinzugefügt und damit die **theoretische Weiterentwicklung** des *CAPM* vorangetrieben. Der Ansatz lockert die unrealistische Ein-Periodenbetrachtung der klassischen MPT und ermöglicht praktische Defizite, wie z.B. Transaktionskosten mitzuberechnen.

Die *Arbitrage Pricing Theory (APT)*, welche von Ross (1976) entwickelt wurde, basiert auf der Annahme der Arbitragefreiheit. Diese zusätzliche Annahme wird aber auf der Faktorebene flexibilisiert, so gibt es keine fest-definierten Faktoren, sondern nur Faktoren, welche im Anwendungsfall bestimmt werden. Ein zusätzlicher Vorteil der *APT* ist die Möglichkeit, das Modell mit der *GMM-Methode*<sup>39</sup> zu schätzen und somit die weitreichende Annahme von normalverteilten Residuen zu umgehen.

Das *Consumption CAPM* von Breeden (1979) integriert das Austauschverhältnis zwischen Konsum und den Investitionen einer Volkswirtschaft unter Berücksichtigung des abnehmenden Grenznutzens des Konsums. Das Marktbeta wird dabei mit einem Konsumbeta substituiert und misst somit nicht mehr die Sensitivität zum gesamten Kapitalmarkt, sondern zum aggregierten Konsum der Volkswirtschaft.

Die *Behavioral Portfolio Theory* von Shefrin und Statman (2000), welche die Ansätze der *Behavioral Finance* in die MPT zu integrieren versucht, ist ein weiterer Ansatz, um die Annahmen der MPT näher an die psychologischen Gegebenheiten der Investoren anzunähern. Auch die Post-moderne Portfoliotheorie (Chen J. M., 2016), welche später weiter erläutert wird, würde sich als Spezialfall in die Kategorie der „Re-spezifikation (theoretisch)“ einordnen lassen. Beide Ansätze versuchen, das theoretische Fundament der MPT zu erweitern, um die Qualität des Modells zu verbessern und um den Investorenutzen besser abbilden zu können.

Die obigen theoretischen Weiterentwicklungen der MPT versuchen, durch die Re-Spezifikation des einfach *CAPM*-Modells und der Relaxierung der Modellannahmen, realistischere Bedingungen zu schaffen. Für den parametrischen Ansatz ist aber die Handhabung von Strukturbrüchen nicht zentral,

---

<sup>39</sup> Die *GMM-Methode* beschreibt die *Generalized Methods of Moments*, welches ein semi-parametrisches Vorgehen zur Parameterschätzung darstellt (Hall, 2005, S. 1-2).

weshalb diese Kategorie der Weiterentwicklung den Anforderungskatalog bezüglich der Forschungsmethodik nicht erfüllt.

Anders als bei den theoretischen Weiterentwicklungen des CAPMs wurde bei den **empirischen Weiterentwicklungen** der MPT zuerst datenanalytische Rückschlüsse aus der Empirie verwendet. So wurden Tests bezüglich der Richtigkeit der seriellen Unabhängigkeit der geschätzten Parameter durchgeführt, welche dann mittelbar zur *Efficient Market Hypothesis (EMH)* führten. Durch die Annahme von normalverteilten Renditen spielt auch die Martingale-Annahme der datengenerierenden Prozesse eine Rolle. Fama (1965) untersuchte Aktienrenditen nach seriellen Abhängigkeitsstrukturen und die Angemessenheit der Normalverteilung, um Aktienrenditen zu beschreiben. Im ersten Fall konnte er nachweisen, dass keine solchen vorhanden waren. Im zweiten Fall musste er feststellen, dass die Normalverteilung statistisch gesehen als grundlegende Annahme wenig Sinn macht und hat sich mehrheitlich den Erkenntnissen von Mandelbrot (1963) angeschlossen. Basierend auf der seriellen Unabhängigkeit und in der Folge der *EMH* haben sich neue Theorien entwickelt, welche sich darauf stützen, dass Arbitragemöglichkeiten ausgeschlossen werden können.

Fama und French (1993) zeigten, dass das *CAPM* nicht richtig spezifiziert sein kann. Faktoren, wie Marktkapitalisierung und Verhältnis zum Buchwert, haben einen statistisch signifikanten Einfluss auf die erwarteten Renditen und mithin auf die Effizienzgrenze. Das Modell, dass der Markt als alleinigen Faktor die erwartete Rendite von effizienten Portfolios determiniert, wurde somit als unzureichend entlarvt. Durch diese empirischen Tests wurde man in der Finanzwelt auf mögliche andere Faktoren aufmerksam, welche Alpha (risikoadjustierte Überrendite) generieren könnten. Dies ist heute als *Smart-Beta* bekannt und schließt zum Beispiel auch Momentum-Faktoren mit ein.

Die obigen Weiterentwicklungen der MPT versuchen, durch empirische Analysen eine bessere Erklärbarkeit der Portfoliorenditen zu erzielen. Der parametrische Ansatz offenbart aber keine Verbesserung der Prognosegüte der Portfolioparameter und fokussiert sich nicht auf die verbesserte Handhabung von Strukturbrüchen, weshalb diese Kategorie der Weiterentwicklung den Anforderungskatalog bezüglich der Forschungsmethodik nicht erfüllt.

#### 2.1.2.4 Robuste Portfolio Optimierung

Als weiterer wichtiger Kritikpunkt entstehen bei der Anwendung der klassischen  $\mu$ - $\sigma$ -Optimierung technische Schwierigkeiten, welche in der Praxis zu ungenügenden Resultaten führen. Diese technischen Schwierigkeiten beinhalten unter anderem Randlösungen, welche zu hoher Sensitivität der Gewichtungen im Portfolio bezüglich Veränderungen in den geschätzten Parameter führen. Diese hohe Sensitivität impliziert eine überhöhte Reaktion auf neue Informationen mit ungünstigen Rendite- und Kostenfolgen. Die Adressierung des Kritikpunkts resultierte in zwei unterschiedlichen Forschungsrichtungen, wobei die eine Richtung sich auf den Optimierungsalgorithmus und die andere auf die Eingabeparameter fokussierte<sup>40</sup>.

---

<sup>40</sup> Die robuste Portfolio Optimierung wurde, als zentraler Themenbereich, bereits zu Beginn der Problemstellung diskutiert. Für komplementäre Informationen und Quellenangaben wird daher auf das betreffende Kapitel zurückverwiesen.

Als wichtiger Meilenstein für die Erforschung der **Robustheit des Optimierungsalgorithmus** präsentiert sich die *Resampling*-Methode von Michaud (1989). Diese versucht das Problem, der Instabilität der Portfoliogewichte dadurch zu lösen, in dem für die einzelnen Portfolios auf der Effizienzgrenze, durch simulierte Renditen und Standardabweichungen, Verteilungen von Gewichtungen produziert werden. Durch die Methode wird beabsichtigt, große Veränderungen der Gewichte einzudämmen und stabilere Portfolioallokationen zu produzieren. Black und Litterman (1992) konnten durch die Integration/Vermischung der Investorensicht in die klassische  $\mu$ - $\sigma$ -Optimierung eine höhere Stabilität der Portfoliogewichte entwickeln. Das Schätzverfahren versucht somit zwei Kritikpunkte der klassischen MPT zu adressieren. Das Vorkommen von Randportfolio und den fehlenden prospektiven Charakter des Modells. Durch die Möglichkeit des Investors eigene Input-Parameter festzulegen, können Portfolios konstruiert werden, welche erwartete Marktbewegungen antizipieren und somit große Re-allokations- oder *Rebalancing*-Massnahmen redundant machen. Die *Geometric Asset Allocation* von Doust (2008) legt, ähnlich wie der Black-Litterman-Ansatz, einen gewissen Bereich von sinnvollen Portfoliogewichten fest. Dabei wird die Spannweite von möglichen Gewichten bewusst reduziert, um Extremösungen, welche nicht in die Investorensicht passen, auszuschließen.

Diese Richtung der Weiterentwicklung der MPT beschäftigt sich mit der Struktur des Optimierungsalgorithmus und nicht mit dessen Eingabeparameter und kommt deshalb als Kandidat für die Forschungsmethodik nicht infrage.

Die zweite Forschungsrichtung, welche sich mit der **adjustierten Schätzung der Eingabeparameter** beschäftigt, entsprang dem Umstand, dass die MPT vielfach dadurch kritisiert wurde, dass ebendiese Eingabeparameter nicht adäquat geschätzt werden, da sie den datengenerierenden Prozess unzureichend abbilden. Dies kann dazu führen, dass die Effizienzgrenze nicht robust geschätzt wird und sich rasch ändern kann oder Fehlallokationen entstehen. Der Erwartungswert, die Varianz, wie auch die Korrelationsmatrix, weisen in der Praxis zeit- und zustandsabhängige Strukturen auf. Durch die Normalverteilungsannahme in der MPT und der direkten historischen Schätzung der benötigten Parameter werden die genannten Abhängigkeiten nicht genügend berücksichtigt. Da auch die Normalverteilung selbst dem Modell keine Zeitkomponente hinzufügt, verliert das ganze Modell massiv an Prognosefähigkeit. Daten aus der Vergangenheit werden in ein statisches System eingefügt und produzieren somit keine Portfolioallokationen, welche die dynamischen Vorgänge in der Finanzwelt reflektieren. Falls innerhalb der Zeitperiode statistische Regimewechsel oder Strukturbrüche entstehen, welche für die Schätzung herangezogen werden, werden diese durch den gleichgewichteten, arithmetischen Durchschnitt weggeglättet. Die geschätzten Parameter basieren auf Erwartungswerten, welche mit historischen Daten berechnet wurden. Die geschätzten Parameter sollten aber zukunftsorientiert sein und nicht die Vergangenheit abbilden. Die Berechnungsmethode der Portfolioparameter, d.h. der erwarteten Rendite, der erwarteten Standardabweichung und der erwarteten Korrelation, einen gleichgewichteten Durchschnitt zu verwenden, birgt die Gefahr, vorhandene Strukturen in den Daten und mögliche Veränderungen der datengenerierenden Prozesse zu vernachlässigen. Die Gefahr der Schätzungenauigkeit der Parameter hat direkt Auswirkungen auf die Qualität der Anwendung der MPT in der Praxis. Durch die Abweichung der Parameter von den „wahren“ Parametern wird auch die vorgeschlagene Portfolioallokation sehr volatil. Die fehlende Zeitabhängigkeit hat also auch technische Auswirkungen auf die Robustheit des Ansatzes, welche wir im entsprechenden Teil der Arbeit weiter vertiefen werden

Dieser Kritikpunkt an dem klassischen *MPT*-Ansatz wurde in der akademischen Forschung aufgegriffen und Lösungsvorschläge, anhand verschiedener Methoden, vorgeschlagen. Diese Methoden werden im Folgenden grob umrissen.

Besonders für die Abhängigkeitsanalyse haben sich in der Stochastik **Copulas** etabliert. Diese sind Funktionen, welche die Abhängigkeit zwischen den Randverteilungsfunktionen und der gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung modellieren. Durch den flexibleren Umgang mit möglichen Abhängigkeitsstrukturen lassen sich zusammenhängende renditegenerierende Prozesse adäquater modellieren. Copulas wurden erstmals durch Embrechts *et al.* (1999) im wirtschaftswissenschaftlichen Kontext verwendet.

Parameterschätzungen lassen sich durch eine verbesserte **Zeitreihenanalyse** realisieren. Dies kann entweder im Zeit- oder Frequenzbereich stattfinden. Engle (1982) hat durch seine Arbeiten anhand des ersteren Bereichs einen maßgebenden Beitrag geleistet. Durch die Entwicklung der **GARCH-Modelle** konnten etwa Effekte der Varianz auf den Erwartungswert oder asymmetrische Effekte bei negativen/positiven Ereignissen evaluiert werden. Weitere Modelle, wie z.B. **Co-Integration-Modelle**, führten zu akkurateren Schätzungen der Abhängigkeitsstrukturen, indem zeitliche Verfallsstrukturen (Engle & Granger, 1987) und Volatilitätseffekte (Engle R. F., 2002) extrahiert werden. Die Analyse der Zeitreihen im **Spektral-** beziehungsweise **Fourier-Analysen** können verwendet werden, um die Bedeutung der verschiedenen Frequenzkomponenten der zu untersuchenden Variablen zu quantifizieren. Die Wavelet-Analyse stellt eine erweiterte, verbesserte Methode zur Fourier-Analyse dar, welche keine Ergodizität des datengenerierenden Prozesses annehmen muss und somit besser mit Regimewechsel und fehlender Stationarität umgehen kann. Außerdem kann die Wavelet-Analyse im Vergleich zur Spektral- und Fourier-Analyse auch im Zeitbereich Informationen liefern bezüglich der Verhaltensweisen auf verschiedenen Skalenebenen. Das erste Handbuch zur Analyse von (ökonomischen) Zeitreihen mithilfe der **Wavelet-Analyse** (WA) wurde von Percival & Walden (2000) publiziert und hat die vermehrte Anwendung dieser Analysemethode in den Wirtschaftswissenschaften gefördert. Die WA ermöglicht die Erkennung von zeitlichen Strukturen und die Filtrierung bezüglich verschiedenen Zeitskalen. Die Filtrierung wiederum lässt die Zeitreihenanalyse für verschiedene Zeithorizonte zu und kann die Robustheit der Portfoliooptimierung erhöhen.

Hamilton (1989) entwickelte einen Ansatz zur Modellierung von Regimewechsel (**Regime-Switching-Models**). Die Parameterschätzung einer Autoregression wurde als das Ergebnis eines Zustandsdiskreten Markov-Prozesses betrachtet. Zum Beispiel kann die mittlere Wachstumsrate einer nicht stationären Reihe gelegentlichen, diskreten Verschiebungen unterliegen. Es wird angenommen, dass man diese Verschiebungen nicht direkt beobachten kann, sondern stattdessen probabilistische Schlüsse darüber ziehen muss, ob und wann sie aufgetreten sein könnten, basierend auf dem beobachteten Verhalten der Zeitreihe.

Rebonato und Denev (2013) erhöhen die Stabilität des Portfolios und die Robustheit des Schätzverfahrens, indem **experten-getriebene BN**<sup>41</sup> angewendet werden, welche die gemeinsame Variation nicht über historische, quantitative Parameter erfasst, sondern durch probabilistische kausale Knotenpunkte. Der Ansatz adressiert diverse kritisierte Mängel an der klassischen MPT. Die Portfoliogewichte können stabiler gehalten werden, wenn die Auswirkungen von gewissen Ereignissen klarer zugeordnet werden können. Der Ansatz ermöglicht eine gewisse vorausblickend, kausale Komponente in die Mischung von effizienten Portfolios zu integrieren. Im Weiteren ist der Ansatz nicht auf eine Verteilungsannahme der Renditen angewiesen und entsprechend in turbulenten Marktphasen anwendbar. Da der Ansatz auch Elemente der Optimierungsproblematik aufgreift, in dem verschiedene

---

<sup>41</sup> Unter experten-getriebenen BN werden hier, durch qualifiziertes Fachwissen, konstruierte und kalibrierte Netze verstanden, welche kausale Abhängigkeiten mit einer probabilistischen Sichtweise verbinden.

Wahrscheinlichkeitsverteilungen, ähnlich wie im Black-Litterman-Ansatz, kombiniert werden, wurde er in Abb.11 in beiden Forschungsrichtungen aufgeführt.

Diese Richtung der Weiterentwicklung der MPT erfüllt das Anforderungsprofil der Zielsetzung der Forschungsmethodik, da sie sich explizit mit der Verbesserung der Prognosegüte der Eingabeparameter für den Optimierungsprozess bzw. mit der Handhabung von Strukturbrüchen der renditegenerierenden Prozesse beschäftigt.

#### 2.1.2.5 Machine Learning und Data-Mining

Durch die gesteigerte Leistungsfähigkeit von Computerprozessoren hat sich die Popularität von datenbasierten Anlagealgorithmen signifikant gesteigert (Sen, Sen, & Dutta, 2021, S. 1; Fabozzi, Kolm, Pachamanova, & Focardi, 2007, S. 7). Besonders im Hochfrequenzbereich, welcher sich durch mehrere hundert Finanztransaktionen in der Minute charakterisiert, sind flexible, unstrukturierte Modelle sehr verbreitet in der Anwendung (Sen, Sen, & Dutta, 2021, S. 2). Seit der Einführung der *Universal Portfolio Theory*, welche von Cover (1991) entwickelt wurde, haben *Machine Learning* und *Data-Mining* Eingang genommen in der Portfolio-Theorie. Die Theorie greift kritische Äußerungen gegenüber der MPT auf, dass die MPT zu wenig flexibel und zeiteffizient auf renditekritische Ereignisse reagiert. Durch flexible, datenbasierte Ansätze kann auf eben solche Ereignisse schneller reagiert werden. Außerdem passen sich die Algorithmen an in der Vergangenheit begangene Fehler bezüglich der Anlageallokation an. Der derzeitige Trend zu *Deep-Learning*-Algorithmen findet auch in der Vermögensallokation Eingang. Beispielsweise werden Methoden erforscht, welche selbstständig taktische Entscheidungen bezüglich definierten Anlageklassen treffen und dabei Kostenaspekte mitberücksichtigen (Yu, Lee, Kang, & Seok, 2020). Diese Methoden verwenden **datengetriebene BNs** oder generell PGMs, um Zustandsänderungen zu modellieren. Babiak und Barunik (2020) weisen in ihrer Arbeit beispielsweise nach, dass statistisch und ökonomisch signifikante Vorteile durch den Einsatz von *Deep-Learning*-Algorithmen zur Bildung optimaler Portfolios entstehen können. Ähnlich können Gu, Kelly, und Xiu (2020) nachweisen, dass nicht lineare Abhängigkeiten besser durch adaptive *Machine-Learning*-Algorithmen modelliert werden können. Dies mit dem Ergebnis einer akkurateren Schätzung von Risikoprämien.

Diese Richtung der Weiterentwicklung der MPT ist sehr stark auf die Rechenleistung und die Verwendung von großen Mengen von Daten konzentriert. Die Richtung hat in den letzten Jahren große Beliebtheit erfahren in der akademischen Wirtschaftsforschung wie auch in der Praxis. Wie später im Abschnitt 3.1 bezüglich der Forschungslücke diskutiert wird, können rein quantitativ-getriebene Methoden anfällig sein gegenüber *Overfitting* bzw. *Data-Mining*, da sie nur vergangenheitsbasierte Muster verwenden (Clements & Hendry, 2008, S. 10-11). Da diese Richtung in der letzten Zeit intensiv erforscht wurde und Strukturbrüche nicht direkt modelliert oder vermieden werden, wird diese Kategorie der Weiterentwicklung hier nicht weiterverfolgt.

#### 2.1.2.6 Postmoderne MPT (PMPT)

Der Begriff „*Post-Modern Portfolio Theory*“ wurde erstmals von Rom und Ferguson (1992) erwähnt und bezeichnet eine Erweiterung der MPT. Die Erweiterung behandelt die Angemessenheit der Varianz als Risikomaß und schlägt andere Maße, welche die Risikowahrnehmung der Investoren besser reflektiert, als Ersatz vor. So gewichtet die Varianz durch ihre symmetrischen Eigenschaften Renditen, welche über dem Durchschnitt liegen, gleich wie Ausschläge gegen unten. Dies macht intuitiv und psychologisch betrachtet wenig Sinn. Dieser Kritikpunkt steht im Zentrum der PMPT, wurde aber zum Teil von

Markowitz selber schon adressiert (Markowitz, 2008). Ein neueres Werk über die PMTP bietet Chen (2016), welches die verhaltenstheoretische Komponente der Theorie zum Teil in den Vordergrund rückt. Chen erachtet Allokationsalgorithmen, welche sich näher an den Verhaltensmustern der Investoren orientieren und Erklärungsansätze für unerwartet irrationales und erwartet rationales Verhalten liefern als erstrebenswert.

Diese Richtung der Weiterentwicklung der MPT beschäftigt sich mit den möglichen Präferenzen der Investoren. Diese können im Vergleich zu den Renditeverteilungsannahmen der MPT höhere Momente und Asymmetrien aufweisen. Die Investorenpräferenzen stehen in dieser Forschungsarbeit nicht im Vordergrund, weshalb diese Richtung der Weiterentwicklung der MPT nicht infrage kommt.

#### 2.1.2.7 Zusammenfassung der kritischen Analyse und Schlussfolgerung für die Forschungsmethodik

Tab. 1, Tab. 2 und Tab. 3 fassen die Erkenntnisse der letzten Unterabschnitte zusammen. Dabei ist erkennbar, dass der Bereich der robusten Portfoliooptimierung, mit adjustierter Parameterschätzung, mögliche Kandidaten bezüglich der geplanten Forschungsmethodik offeriert. Im Folgenden sollen diese Kandidaten gegeneinander abgewogen werden, bezüglich der Erfüllung der Zielsetzung der Forschungsmethodik. Dabei stehen folgende Kriterien im Vordergrund:

- Ist es ein parametrischer bzw. ergodischer Ansatz?
- Werden Strukturbrüche implizit<sup>42</sup> oder explizit<sup>43</sup> gehandhabt oder deren Auswirkungen vermieden bzw. identifiziert?
- Ist es ein innovativer Ansatz, welcher bis jetzt noch wenig Anwendung gefunden hat in den Wirtschaftswissenschaften?

**Copula-Modelle** versuchen die funktionale Abhängigkeit zwischen den Variablen zu modellieren. Dies kann während Phasen von Strukturbrüchen zu einer verbesserten Einschätzung der stochastischen Abhängigkeiten führen, Der Ansatz ist parametrischer Natur und basiert auf ergodischen Annahmen, da angenommen wird, dass sich die historischen Strukturen wiederholen werden und sich durch eine theoretische Wahrscheinlichkeitsverteilung beschreiben lassen. Strukturbrüche werden nicht identifiziert, aber durch die verbesserte Abhängigkeitsmodellierung deren Auswirkungen abgefedert. Strukturbrüche werden weder implizit noch explizit modelliert. Der Ansatz ist schon weitverbreitet in den Wirtschaftswissenschaften und kann daher nicht als innovativ bezeichnet werden.

**Regime-Switching-Models** modellieren implizit mögliche alternierende Regimeveränderungen und infolgedessen temporäre Strukturbrüche. Sie werden häufig für die Analyse des Konjunkturzyklus gebraucht oder um nicht-lineare makroökonomische Abhängigkeiten zu modellieren. Der Ansatz kann als parametrisch und ergodisch bezeichnet werden, durch die strikten Verteilungsannahmen der

---

<sup>42</sup> Implizite Modellierung oder Handhabung bedeutet, dass keine konkrete Strukturalternative bzw. Faktoren angenommen werden, sondern Strukturbrüche in den „normalen“ Prozess integriert werden, um Ausreißer zu neutralisieren.

<sup>43</sup> Explizite Modellierung oder Handhabung bedeutet, dass konkrete Strukturalternative bzw. Faktoren angenommen werden, welche den Strukturbruchs modellieren.

Residuen und die Kalibrierung anhand historischer Daten. Strukturbrüche können identifiziert und entsprechend deren Auswirkungen vermieden werden. Der Ansatz ist schon weitverbreitet in den Wirtschaftswissenschaften und kann daher nicht als innovativ bezeichnet werden.

Die **Wavelet-Analyse** ist ein nicht parametrischer Ansatz, welcher zwar auf historischen Daten beruht, aber keine vergangenheitsbasierten Annahmen macht. Strukturbrüche können identifiziert und deren Auswirkungen zum Teil vermieden werden. Es konnte gezeigt werden, dass dabei bessere Ergebnisse erzielt werden können als mit *Regime-Switching-Models* (Ismail, Karim, & Alwadi, 2011, S. 2423-2424). Die WA stellt ein innovativer Ansatz dar, welcher in den Wirtschaftswissenschaften bislang wenig verbreitet ist.

Der Ansatz von **expertengetriebene PGMs oder BNs** sind nicht-parametrisch und auch nicht ergodisch. Es findet keine Identifikation von Strukturbrüchen statt, jedoch wird durch explizite Modellierung derselben die Prognosequalität verbessert. Experten-getriebene BNs haben bislang weniger Beachtung gefunden, im Gegensatz zu den rein datengetriebenen BNs. Deshalb lässt sich der Ansatz als innovativ bezeichnen.

**Multivariate GARCH-Modelle** sind parametrische Ansätze mit ergodischen Annahmen, da sie ähnlich wie bei *Regime-Switching-Models* auf strikten Verteilungsannahmen der Residuen und der Kalibrierung anhand von historischen Daten beruhen. Jedoch sind diese Modelle weit weniger träge als konventionelle Zeitreihenanalysemethoden. Dies führt zu weniger Auswirkungen von Strukturbrüchen. Strukturbrüche werden aber nicht implizit oder explizit gehandhabt, außerdem ist der Ansatz sehr verbreitet und deshalb wenig innovativ in der Anwendung.

Die WA und PGMs erfüllen den Anforderungskatalog aus dem Einleitungsteil in vielen Aspekten und scheinen die vielversprechendsten Kandidaten zu sein. Multivariate GARCH-Modelle sind am weitesten verbreitet und werden als zusätzliche Referenz zu den konventionellen Methoden herangezogen. Überdies könnten Synergien zwischen den Ansätzen bestehen, wie später im Stand der Forschung ersichtlich sein wird. Die Ansätze werden später im Teil der Forschungsmethodik eingehender vorgestellt.

Author	Jahr	Kategorisierung	Konzept	Kritikpunkt	Weiterentwicklung	Anforderungsprofilvergleich
Markowitz, H. M.	1952	klassische MPT	Erwartungswert-Varianz-Modell	-	-	-
Tobin, J.	1958	klassische MPT	Tobin ( <i>Two-Fund Separation Theorem</i> )	Risikoaversion und optimales risikobehaftetes Portfolio müssen sich nicht beeinflussen	Risikofreie Anlage und Trennung der Präferenzen vom Tangentialportfolio	-
Treynor, J. Sharpe, W. F. Lintner, J. Mossin, J.	1961 1964 1965 1966	MPT: <i>Asset Pricing Theory</i>	<i>Capital Asset Pricing Model (CAPM)</i>	aufwendige Kalkulationen	Gliederung in systematisches und spezifisches Risiko	Fokus auf operationelle Effizienz
Mandelbrot, B.	1963	<i>Econophysics</i>	<i>Fractals and Scaling in Finance</i>	unrealistische Normalverteilung	Argumentation für eine paretsche Verteilung der Renditen	parametrischer Ansatz mit ergodischen Annahmen
Fama, E.	1965	Erweiterte MPT: Modell Re-spezifikation (theoretisch)	<i>Efficient Market Hypothesis (EMH)</i>	Normalverteilung, serielle Abhängigkeit der Aktienkurse	<i>Random Walk Test</i> bezüglich Aktienkurse	keine Verbesserung der Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen
Black, F.	1972	Erweiterte MPT: Modell Re-spezifikation (theoretisch)	<i>zero-beta CAPM</i>	Risikolose Anlage ist nicht wirklich ohne Risiko in der Realität	Risikofreie Anlage wird approximiert durch Null-Beta Portfolio	keine Verbesserung der Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen
Merton, R. C.	1973	Erweiterte MPT: Modell Re-spezifikation (theoretisch)	<i>Intertemporal/CAPM</i>	Anlageentscheide werden über mehrere Perioden gemacht	Intertemporale Vermögensallokation	keine Verbesserung der Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen
Ross, S.	1976	Erweiterte MPT: Modell Re-spezifikation (theoretisch)	<i>Arbitrage pricing theory (APT)</i>	Ein-Faktor-Modell besteht in der Empirie nicht	höhere Robustheit durch freiere Wahl der Faktoren	keine Verbesserung der Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen
Breeden, D. Lucas, R.	1979	Erweiterte MPT: Modell Re-spezifikation (theoretisch)	<i>Consumption CAPM</i>	Konsum als wichtige Makroökonomische Variable fehlt in der Modellspezifikation	Relation zwischen Konsum und Vermögen durch Konsum-Beta	keine Verbesserung der Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen

Tab. 1: Chronologie der Weiterentwicklungen der MPT (Quelle: eigene Darstellung der Arbeiten, wie sie zitiert wurden oder noch zitiert werden im Text)

Author	Jahr	Kategorisierung	Konzept	Kritikpunkt	Weiterentwicklung	Anforderungsprofilvergleich
Engle, R. F.	1982 1987 2002	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierte Parameterschätzung	Modelle für <i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, Co-Integration, und DCC</i>	Zeitreihen für die Schätzung der Portfolioparameter weisen erhebliche zeitliche und endogene Abhängigkeiten auf	Bereinigung der Parameter bezüglich Heteroskedastie, generell autoregressiven Effekten und Korrelationseffekte durch Modellierung der Volatilität	Erfüllt möglicherweise Zielsetzung der Forschungsmethodik
Michaud	1989	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierter Optimierungsprozess	<i>Resampling approach</i>	Instabilität der Portfoliogewichte, Randportfolios	Simulationsprozess nimmt Volatilität aus den Portfoliogewichten	Fokus darauf den Optimierungsalgorithmus robuster zu machen und nicht die Portfolioparameter
Hamilton	1989	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierte Parameterschätzung	<i>Regime-Switching- Models</i>	Regimewechsel verzerren die angenommene Verteilung	Modellierung von Regimewechsel	Erfüllt möglicherweise Zielsetzung der Forschungsmethodik
Cover, T. M.	1991	<i>Machine Learning</i> und <i>Data Mining</i>	<i>Universal Portfolio Algorithm</i>	Inputparameter reagieren teilweise zu träge	adaptiver <i>Rebalancing- Algorithmus</i> optimiert erwartete Rendite	Rein-vergangenheitsbasiert, keine direkte Handhabung von Strukturbrüchen
Rom, B. M. Ferguson, K.	1991	Erweiterte Investorpräferenzen	Post-MPT	Investorpräferenzen ungenügend spezifiziert	Asymmetrische Risikomaße mit höheren Momenten	Investorenpräferenzen stehen in dieser Forschungsarbeit nicht im Vordergrund
Black, F. Litterman, R.	1992	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierter Optimierungsprozess	Black-Litterman Modell	Instabilität der Portfoliogewichte, Randportfolios	Vermischung der Marktperspektiven von Investoren mit den klassischen <i>CAPM</i> Gleichgewichtsrenditen	Fokus darauf den Optimierungsalgorithmus robuster zu machen und nicht die Portfolioparameter
Fama, E. French, K.	1993	Erweiterte MPT: Modell Re-spezifikation (empirisch)	Fama-French <i>three- factor model</i>	Ein-Faktoren-Modell unzureichend	Einführung von zwei zusätzlichen Marktfaktoren	Handhabung von Strukturbrüchen nicht zentral

Tab. 2: Chronologie der Weiterentwicklungen der MPT (Quelle: eigene Darstellung der Arbeiten, wie sie zitiert wurden oder noch zitiert werden im Text)

Author	Jahr	Kategorisierung	Konzept	Kritikpunkt	Weiterentwicklung	Anforderungsprofilvergleich
Emrecht	1999	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierte Parameterschätzung	Copula	Abhängigkeit zwischen Zufallsvariablen unzureichend modelliert	Copula-Funktion schätzt den funktionalen Zusammenhang zwischen Verteilungen	Erfüllt möglicherweise Zielsetzung der Forschungsmethodik
Shefrin, H. Statman, M.	2000	Erweiterte MPT: Modell Re-spezifikation (theoretisch)	<i>Behavioural Portfolio Theory</i>	Investorenpräferenzen entsprechen nicht der Realität	verschiedene Methoden und Modelle um das Investorenverhalten besser zu erfassen	keine Verbesserung der Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen
Percival und Walden	2000	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierte Parameterschätzung	Wavelet-Analyse	Parameterschätzung nicht robust	skalenabhängige Parameter	Erfüllt möglicherweise Zielsetzung der Forschungsmethodik
Fernholz, E. R.	2002	<i>Econophysics</i>	<i>Stochastic Portfolio Theory</i>	weitreichende Annahmen der MPT und APT (Arbitragefreiheit, Normalverteilung usw.)	Annahmen werden durch ein stochastisches Gleichungssystem aufgelockert	sehr generischer Ansatz der robuster ist aber nicht die Verbesserung der Anfälligkeit gegenüber Strukturbrüchen ins Zentrum stellt
Doust	2008	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierter Optimierungsprozess	<i>Geometric Asset Allocation</i>	Instabilität der Portfoliogewichte, Randportfolios	durch vorgegebene Portfoliogewichte werden Extremlösungen vermieden	Fokus darauf den Optimierungsalgorithmus robuster zu machen und nicht die Portfolioparameter
Rebonato, R. Denev, A.	2013	Robuste Portfolio Optimierung: adjustierte Parameterschätzung	PGM, BN	Parameter werden rein vergangenheitsorientiert geschätzt	durch PGM/BN können mögliche Szenarien vorausschauend in die Anlageallokation integriert werden	Erfüllt möglicherweise Zielsetzung der Forschungsmethodik
Chen, J. M.	2016	Erweiterte Investorpräferenzen	Post-MPT	Investorpräferenzen ungenügend spezifiziert	asymmetrische Risikomaße mit höheren Momenten	Investorenpräferenzen stehen in dieser Forschungsarbeit nicht im Vordergrund
Babiarz und Barunik	2020	Machine Learning und Data Mining	Deep Learning	MPT reagiert zu wenig flexibel und zeiteffizient auf renditekritische Ereignisse	programmatische Algorithmen	Rein-vergangenheitsbasiert, keine direkte Handhabung von Strukturbrüchen

Tab. 3: Chronologie der Weiterentwicklungen der MPT (Quelle: eigene Darstellung der Arbeiten, wie sie zitiert wurden oder noch zitiert werden im Text)

## 2.2 Die Grundlagen der Kapitalstruktur europäischer Banken

Dieser Abschnitt soll die Grundlagen der Kapitalstruktur europäischer Banken und ihrer Instrumente aufzeigen und somit der Fokus des Untersuchungsgegenstandes präzisieren. Dabei soll auch der regulatorische Rahmen und die prävalenten Instrumententypen nähergebracht werden.

### 2.2.1 Aufbau der Bankbilanz und regulatorischer Hintergrund

Die Kapitalstruktur einer Bank widerspiegelt die Finanzierungsseite, d.h., wie die Bank ihre Aktiven<sup>44</sup> finanziert, dargestellt in Abb. 12. Diese kann durch eine Kombination von Eigenkapital, Schulden und hybriden Wertpapieren erfolgen. Die Schuldtitel können in verschiedene Kategorien von Seniorität oder Kapitalqualität<sup>45</sup> eingeteilt werden. Seniorität bezieht sich auf die Reihenfolge der Rückzahlung im Falle eines Konkurses. Vorrangige Schulden werden vor Schulden mit geringem Rang (nachrangige Schulden) zurückgezahlt<sup>46</sup>. Das Eigenkapital, welches in Form von Bankaktien öffentlich gehandelt wird, weist dabei die tiefste Seniorität aus. Diese bedeutet, dass falls die Bank Konkurs anmelden sollte, die Aktionäre als letzte Partei einen möglichen Residualwert aus der Konkursmasse erhalten werden. Da die Bank in einem Konkursfall sehr wahrscheinlich überschuldet sein wird, wird der Residualwert sehr gering bis null sein. Die Wahrscheinlichkeit für einen positiven Restwert nimmt mit der Seniorität zu. Der Fokus<sup>47</sup> des geplanten Forschungsunterfangens konzentriert sich auf drei Kapitalinstrumente: Vorrangige, unbesicherte Anleihen, bedingte Pflichtwandelanleihen (bPwa) und Aktien. Diese sind in Abb. 12 in dunkelblauer Farbe dargestellt.

---

<sup>44</sup> Die Aktivseite einer Bank stellen Kredite an Privatkunden beziehungsweise Unternehmen dar oder auch Investitionen und Anlagen.

<sup>45</sup> Seniorität und Kapitalqualität verhalten sich dabei invers, d.h., eine höhere Seniorität bedeutet eine tiefere Kapitalqualität. Qualität in diesem Kontext bedeutet eine höhere Verlustabsorptionsfähigkeit.

<sup>46</sup> Die gültigen *MREL/TLAC*-Standards (*Minimum Requirements for Eligible Own Funds and Liabilities/ Total Loss Absorbing Capacity*) schreiben für vorrangige Anleihen die Möglichkeit vor im Konkursfall abgeschrieben zu werden. Um diese Möglichkeit klarer zu gestalten, wurden über strukturelle, vertragliche und gesetzliche Abgrenzungsmethoden eine neue Stufe in der Kapitalstruktur geschaffen. In diesem Kontext werden nur vorrangige Anleihen behandelt, welche nicht Teil von *MREL/TLAC* sind.

<sup>47</sup> Der Fokus auf diese drei Segmente oder Instrumente der Kapitalstruktur begründet sich dadurch, dass sie die Haupttreiber bei der bankspezifischen Unternehmensbewertung darstellen. Aus Parsimoniegründen macht eine Reduktion der Komplexität Sinn ohne den forschungstechnischen Mehrwert zu schmälern. Dieses Vorgehen wurde auch in der aktuellen Forschung bezüglich des Forschungsobjektes beobachtet, wie in einem späteren Kapitel ersichtlich sein wird.

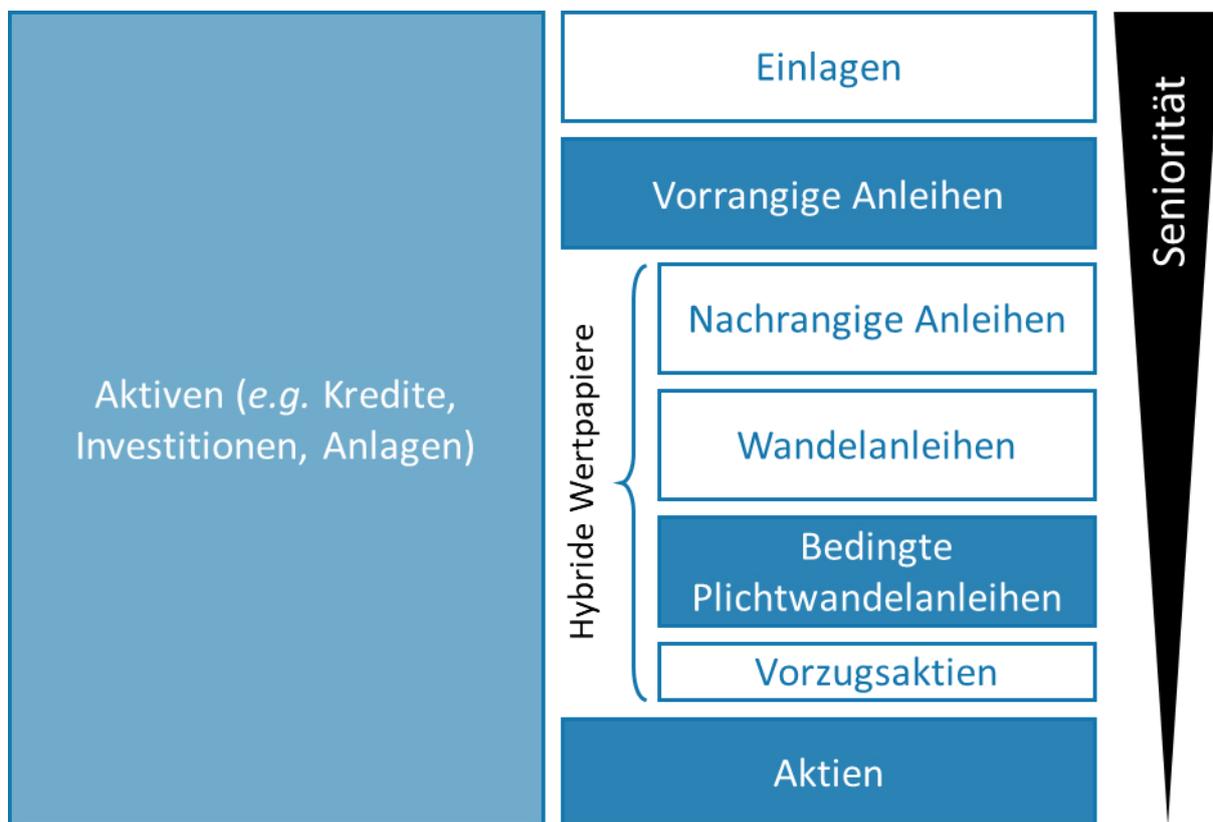


Abb. 12: Kapitalinstrumente einer Bank (Quelle: Eigene Darstellung)

Das Kapital einer Bank muss einen regulatorischen Anspruch erfüllen, welcher sich seit der Finanzkrise weiterentwickelt hat. Die Krise hatte gezeigt, dass das globale Bankensystem mit ungenügendem regulatorischem Kapital ausgestattet und zudem von unzureichender Qualität war (Bank for International Settlements, 2011; Bank for International Settlements, 2013c). Dies führte zu neuen und restriktiveren Anforderungen, vorgeschlagen durch den Basler Ausschuss für Bankenaufsicht<sup>48</sup>, in der dritten Baseler Vereinbarung, die im Dezember 2010 veröffentlicht wurde. Basel III konzentriert sich auf die Qualität des Kapitals zusammen mit der Liquidität einer Bank. Die Richtlinien von Basel III wurden 2013 in europäische Richtlinien umgesetzt, die unter dem Namen der *CRD IV*<sup>49</sup> beziehungsweise *CRR*<sup>50</sup> zusammengefasst sind und bis 2019 vollständig implementiert worden sind. Um die Notwendigkeit und die Kosten von Rettungsaktionen mit Steuergeldern in Zukunft zu vermeiden, sind sowohl höhere Kapitalbestände als auch besser verlustabsorbierendes Kapital erforderlich. Das verlustabsorbierende Kapital höchster Qualität ist das harte Kernkapital<sup>51</sup> und besteht aus Stammkapital und

<sup>48</sup> Der Basler Ausschuss ist Teil der Bank für Internationalen Zahlungsausgleich (BIZ).

<sup>49</sup> Bei der *Capital Requirements Directive IV (CRD IV)* handelt es sich um die Eigenkapitalrichtlinie 2013/36/EU erlassen durch die EU.

<sup>50</sup> Bei der *Capital Requirements Regulation (CRR)* handelt es sich um die Kapitaladäquanzverordnung (EU) Nr. 575/2013, welche auf der *CRD IV* basiert.

<sup>51</sup> Das harte Kernkapital wird als *Common Equity Tier 1 (CET1-Kapital)* in Art. 26 *CRR* aufgeführt.

Gewinnrücklagen. Die Vorzugsaktien und die bedingten Pflichtwandelanleihen<sup>52</sup> bilden das zusätzliche Kernkapital<sup>53</sup>. Mit der Einführung von bedingten Pflichtwandelanleihen wurde auch die Forschungsgemeinschaft auf die Anlageklasse aufmerksam. Dies hat in der Folge zu einer erhöhten Anzahl an Forschungsbeiträgen geführt, wobei diese somit aber noch sehr jung sind, wie später einsehbar ist. Das zusätzliche Kernkapital (*AT1*) soll den Fortbestand einer Bank sichern und ist an das harte Kernkapital anrechenbar. Als Ergänzungskapital fungieren zusätzlich Tier-2-Kapitalinstrumente<sup>54</sup> in Form von nachrangigen Anleihen.

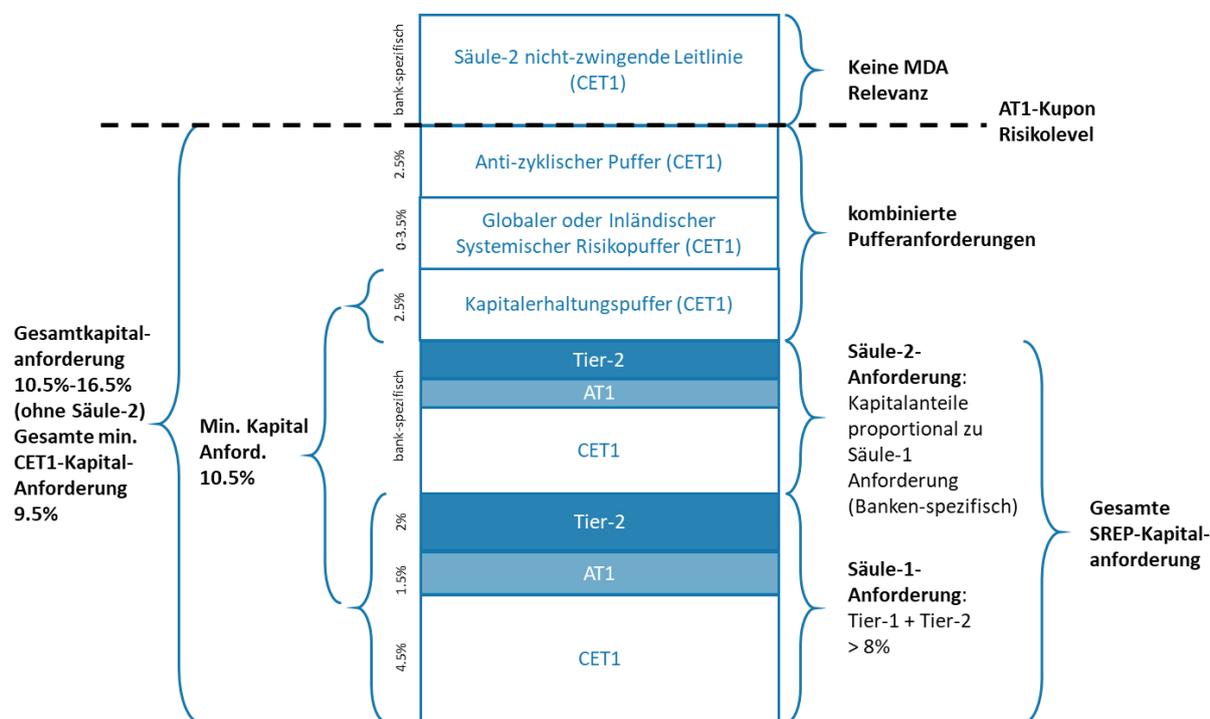


Abb. 13: Basel III Kapitalanforderungen (Quelle: Eigene Darstellung basierend auf *CRD/CRR*)

Die minimalen Prozentsätze bezüglich der risikogewichteten Aktiven<sup>55</sup> (*Risk-Weighted Assets (RWA)*) aus Basel III für die verschiedenen Kapitalklassen sind in Abb. 14 dargestellt. In Basel III muss das *CET1*-Kapital mindestens 4,5 % der *RWA* betragen. In der *CRD IV*-Verordnung sind zusätzliche Puffer,

<sup>52</sup> Infolge der mangelnden Verlustabsorptionsfähigkeit der traditionellen Tier-1- und Tier-2-Kapitalinstrumente wurden die Kriterien für die Qualifizierung als Tier-1- oder Tier-2-Kapital verschärft. Die Bedingungen für zusätzliches Tier-1- oder Tier-2-Kapital erfordern, dass die Kapitalinstrumente eine Bestimmung aufweisen müssen, die es zulässt, sie nach eintreten eines vorbestimmten Ereignissen entweder abzuschreiben oder in Kernkapital, in Form von zusätzlichem Aktienkapital, umzuwandeln (Basel Committee on Banking Supervision, 2011, S. 15-19). Darüber hinaus müssen die Tier-1-Kapitalinstrumente unbefristet sein. Traditionelle Tier-1- und Tier-2-Instrumente, die nach Basel III nicht mehr als Tier-1- oder Tier-2-Kapital anrechenbar sind, sollen ab anfangs 2013 (Basel Committee on Banking Supervision, 2013b) über 10 Jahre schrittweise abgebaut werden.

<sup>53</sup> Das zusätzliche Kernkapital wird als *Additional Tier 1 (AT1-Kapital)* in Art. 51 *CRR* aufgeführt.

<sup>54</sup> Siehe Art. 62 *CRR*.

<sup>55</sup> Die risikogewichteten Aktiven sind eine Aggregation der Aktivseite der Bank, wobei riskantere Positionen eine höhere Gewichtung erhalten. Ein risikoreicher Vermögenswert (z.B. eine reine Aktienanlage) würde ein höheres Gewicht erhalten als ein Vermögenswert mit geringem Risiko (z.B. eine Staatsanleihe).

sogenannte kombinierte Pufferanforderungen<sup>56</sup>, vorgeschrieben. Diese bestehen aus einem Kapitalerhaltungspuffer<sup>57</sup> und antizyklischen Puffer<sup>58</sup> und erhöhen die Mindestkapitalanforderung für das *CET1*-Kapital auf 9.5 % der *RWA* unter Basel III. Die kombinierte Pufferanforderung beinhaltet auch zusätzliche Puffer für systemische Risiken<sup>59</sup> und/oder die Puffer für systemrelevante Institute<sup>60</sup>. Für global systemrelevante Banken (*Globally Systemic Important Banks (G-SIBs)*) kann dieser Wert durch einen zusätzlichen Puffer auf bis zu 13% der *RWA* erhöht werden (Bank for International Settlements, 2011; Bank for International Settlements, 2013a; Bank for International Settlements, 2013b). Auch inländische systemrelevante Banken (*Domestically Systemic Important Banks (D-SIBs)*), die von einer nationalen Aufsichtsbehörde als systemrelevante Bank identifiziert wurden, können gezwungen werden, zusätzliche Kapitalpuffer zu halten.

Bedingte Pflichtwandelanleihen (*CoCos*) dürfen allerdings nicht als Teil der kombinierten Pufferanforderungen angerechnet werden. In den neuen Regelungen von Basel III können *CoCo*-Bonds nur Teil von *AT1*- oder Tier-2-Anleihen sein (Corcuera, et al., 2013). Unter *CRD IV* können *AT1-CoCos* 1,5 % der *RWA* ausmachen, während Tier-2-*CoCos*<sup>61</sup> 2 % der *RWA* ausmachen können. Ferner hat die europäische Bankenaufsichtsbehörde (*EBA*) eine zusätzliche Regelung in die *CRD IV* aufgenommen, die von den Instituten verlangt, den kombinierten Kapitalpuffer zu erfüllen. Für den Fall, dass der kombinierte Kapitalpuffer nicht ausreicht, sind die Banken verpflichtet, den maximal ausschüttungsfähigen Betrag (*Maximum Distributable Amount (MDA)*) zu berechnen. Diesen Banken ist es vor der Berechnung des *MDA* untersagt, Zahlungen auf *AT1*-Instrumente, einschließlich *AT1-bPwa*, zu leisten. Wenn also der kombinierte Kapitalpuffer in Kombination mit einem niedrigen *MDA* unzureichend ist, kann die Kuponausschüttung eingeschränkt oder ausgesetzt werden<sup>62</sup>. Der *MDA* wird als Faktor aus der Summe der Zwischen- und Jahresendgewinne berechnet. Der Faktor entspricht 60%, 40%, 20% oder 0%, je nachdem, in welchem Quartil des kombinierten Puffers sich das Unternehmen befindet<sup>63</sup>. Auch der aufsichtliche Überprüfungs- und Bewertungsprozess (*Supervisory Review and Evaluation Process (SREP)*), ein harmonisiertes Instrument der Bankenaufsicht im gesamten Euroraum, hat eine zusätzliche Säule-2-Anforderung aufgenommen, die in Bezug auf das *CET1*-Kapital erfüllt werden muss.

Eine chronologische Betrachtung der regulatorischen Anforderungen zeigt, dass sich die Kapitalausstattungen der europäischen Banken mit den verschiedenen regulatorischen Meilensteinen und trotz

---

<sup>56</sup> Siehe Art. 128 (6) *CRD*.

<sup>57</sup> Siehe Art. 129 *CRD*.

<sup>58</sup> Siehe Art. 130, 135-140 *CRD*. Der antizyklischen Puffer wird durch die nationalen Aufsichtsbehörden individuell festgelegt.

<sup>59</sup> Siehe Art. 133-134 *CRD*.

<sup>60</sup> Siehe Art. 131-132 *CRD*.

<sup>61</sup> In der Praxis haben sich aber Tier-2-*CoCos* nicht etabliert, weshalb das hauptsächliche Hybridmerkmal für Tier-2-Anleihen der Nachrang ist.

<sup>62</sup> Anfang 2016 sorgte dieser Mechanismus für Verwirrung auf dem Markt hinsichtlich der verschiedenen Ansätze zur Berechnung der *MDA* einer Bank und der Unsicherheit für die Zahlungen von Bankschuldtiteln (ECB - Banking Supervision, 2016). Die Klärung dieser Unsicherheiten hat das Vertrauen in hybride Kapitalinstrumente nachhaltig gestärkt.

<sup>63</sup> Siehe Art 141(2) bis 141(10) der *CRD 2013/36/EU*.

den makroökonomischen Krisen stark verbessert hat (Melis & Weissenberg, 2019). Dies wird in Abb. 14 verdeutlicht, in dem der Entwicklung der Gesamt- und Eigenkapitalbasis die steigenden Basel III-Mindestanforderungen bzw. die regulatorischen und makroökonomischen Ereignisse gegenübergestellt werden. Während die Anforderungen von 8% 2013 auf 10.5% 2019 gestiegen sind, haben sich die Gesamtkapitalquote von 5.2% im Jahr 2008 auf 14.5% im Jahr 2019 und die harte Eigenkapitalquote von 9.1% im Jahr 2008 auf 16.7% im Jahr 2019 gesteigert.

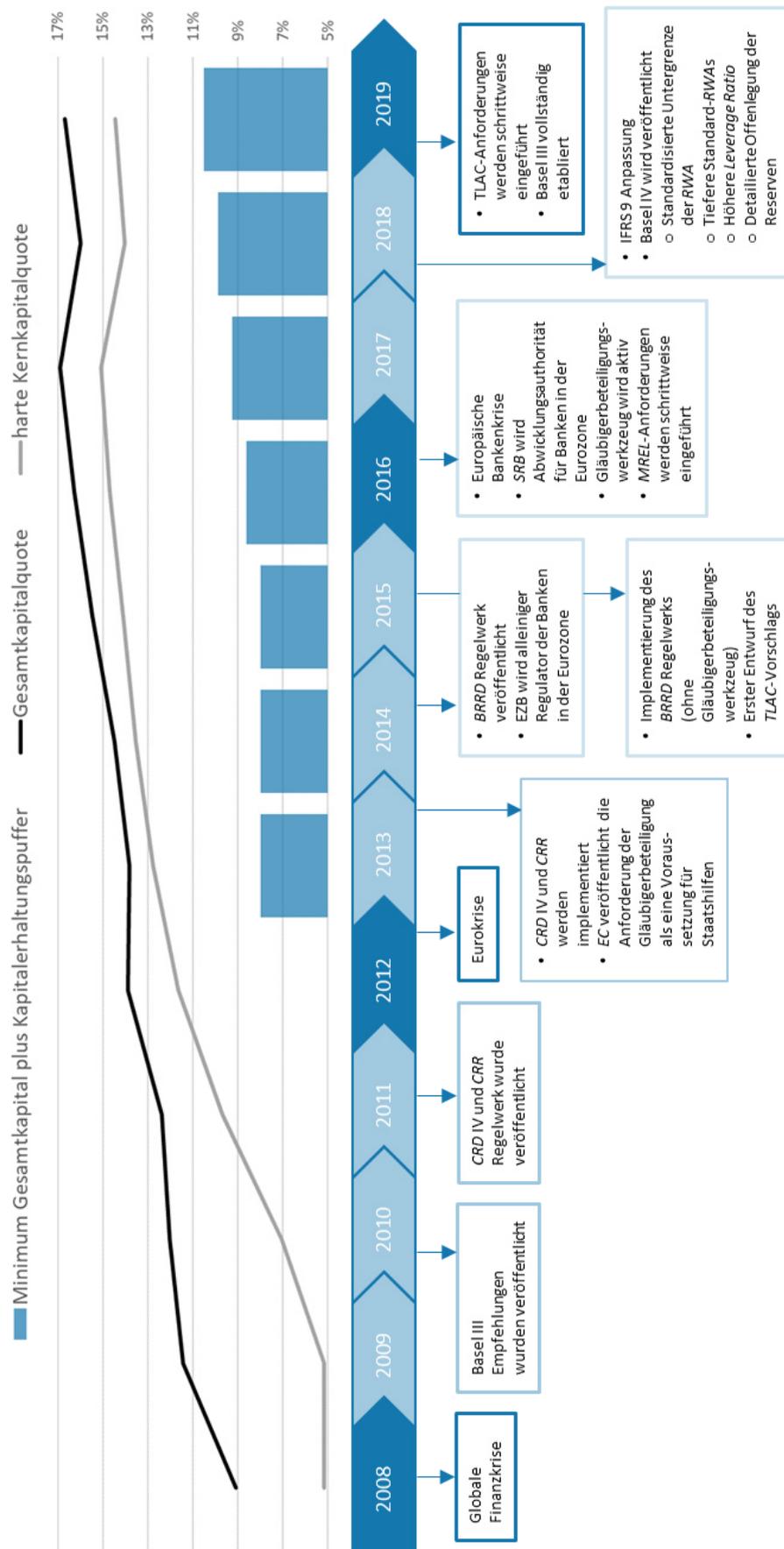


Abb. 14: Entwicklung der Gesamt-/Eigenkapitalbasis (bezogen auf den Untersuchungsgegenstand) und der Basel III Mindestvoraussetzungen (Quelle: Eigene Darstellung basierend auf CRD/CRR und Bloomberg-Daten (2019c))

## 2.2.2 Struktureigenschaften der Kapitalinstrumente

Die positive Entwicklung der aggregierten Bankenrisiken aus dem letzten Abschnitt beeinflusst auch die Bewertung der Kapitalinstrumente auf unterschiedliche Weise. Bevor die isolierten Bewertungsmethoden im Abschnitt bezüglich des Stands der Forschung dargelegt werden, sollen zunächst die wichtigsten strukturellen Unterschiede und Gemeinsamkeiten der Kapitalinstrumente, welche für die Bewertung entscheidend sind, thematisiert werden. Dabei sind folgende Strukturkategorien entscheidend: Seniorität, Verlustabsorption, Laufzeit und Kapitalausschüttung,

**Vorrangige Anleihen** werden im Konkursfall bevorzugt behandelt und rangieren direkt nach Einlagen von KMUs oder natürlichen Personen und vor allen nachrangigen Anleihen. Sie absorbieren Verluste auf den Fälligkeitwert erst im Konkursfall, d.h., wenn die Bank in der geltenden Form nicht weiter operativ sein wird. Vorrangige Anleihen haben ein Fälligkeitsdatum und müssen zu diesem Datum zwingend zurückbezahlt werden. Die Kuponzahlungen müssen ebenso zwingend erfolgen (Deutsche Bundesbank, 2016).

**AT1-Anleihen** werden im Konkursfall nur gegenüber den Aktionären bevorzugt behandelt (Deutsche Bundesbank, 2016). Damit sich eine bedingte Pflichtwandelanleihe als AT1-Anleihe qualifiziert, gibt es eine Reihe von Einschränkungen. Das Level des CET1-Umwandlungsauslösers<sup>64</sup> muss mindestens 5,125% betragen und auch ein regulatorisches Auslösungsereignis muss im *Prospectus* der Anleihe vorhanden sein. Die Anleihe muss eine unbegrenzte Laufzeit haben, ohne Anreize für eine vorzeitige Rückzahlung<sup>65</sup> und die Kuponzahlungen können ausgesetzt werden (Avdjiev, Bogdanova, & Kartasheva, 2013).

Die **Aktien** einer Bank werden an letzter Stelle im Konkursfall zurückbezahlt. Außerdem stellen Aktien die erste Instanz dar, welche Verluste aus dem operativen Geschäft der Bank absorbieren müssen. Aktien haben kein Fälligkeitsdatum und Kapitalausschüttungen müssen nicht zwingend erfolgen (Deutsche Bundesbank, 2016).

Diese strukturellen Unterschiede der Kapitalinstrumente führen zu einem Kaskadenprinzip bezüglich der Verlustabsorption- oder dem Gläubigerbeteiligungsrisiko. Dieses Risiko ist primär von der risikobasierten Kapitalisierung, d.h., von dem Verhältnis zwischen dem CET1-Kapital und den RWA, abhängig. Abhängig von der Veränderung der Kapitalisierung kann es für bestimmte Kapitalinstrumente zu Zahlungsausfällen. Abb. 15 zeigt die fünf möglichen Veränderungsszenarien auf.

---

<sup>64</sup> Das Level ist als CET1-Kapital im Verhältnis zu den RWA definiert. Es sind Auslösungsmechanismen möglich, welche zu einer Umwandlung der Anleihe in Aktienkapital beziehungsweise zu einer permanenten oder einer temporären Abschreibung führen.

<sup>65</sup> Häufig haben Anleihen mit vorzeitiger Rückzahlung vertraglich geregelte Anreize in Form von sogenannten *Step-ups*. Diese führen zu einer fixen Erhöhung des Kupon bei Verlängerung der Anleihe und somit zu höheren Kapitalkosten.

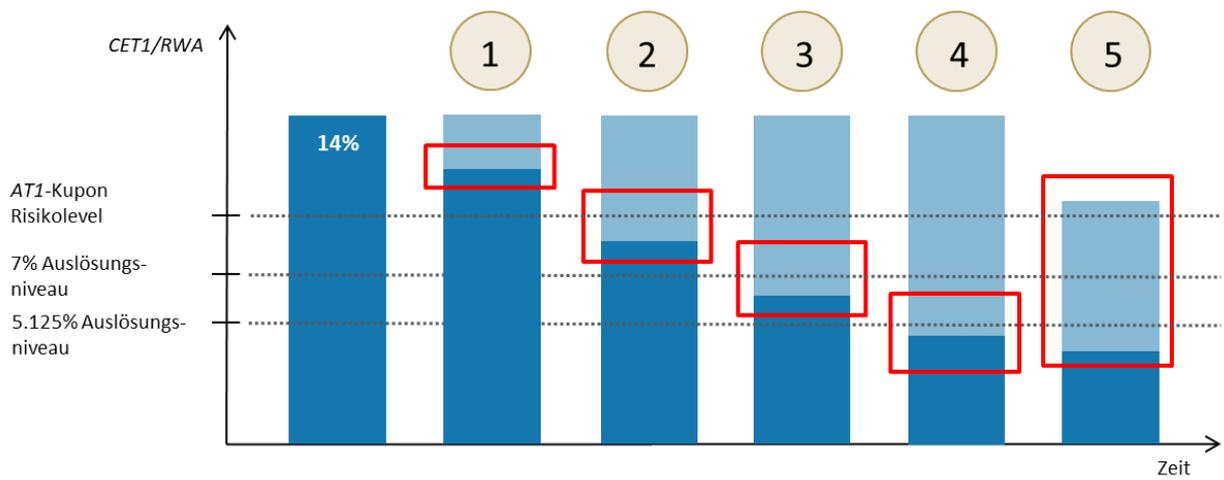


Abb. 15: Die fünf möglichen Veränderungsszenarien, welche zu Zahlungsausfällen führen könnten (Quelle: Eigene Darstellung)

Diese fünf Szenarien wurden ebenso in Abb. 16 aus der Perspektive der Aktiv- beziehungsweise der Passivseite einer Bankbilanz illustriert.

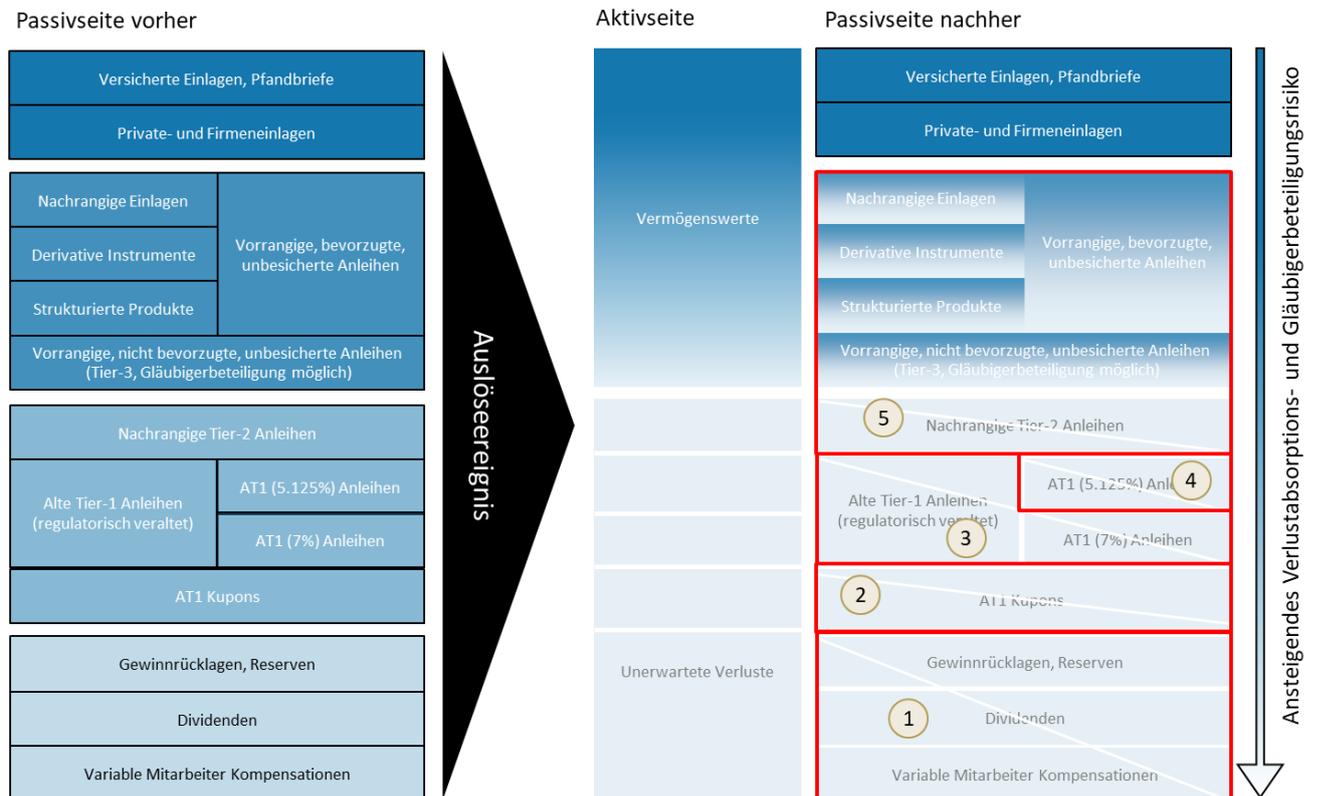


Abb. 16: Die fünf Veränderungsszenarien aus der Perspektive der Aktiv- beziehungsweise der Passivseite einer Bankbilanz (Quelle: Eigene Darstellung)

Das erste Szenario nimmt einen unerwarteten Verlust an, welcher zu einem Rückgang der Kapitalisierung führt, die das AT1-Kupon-Risikolevel nicht unterschreitet. Diese unerwarteten Verluste werden vollständig von den Aktionären und über die variable Lohnkomponente von den Mitarbeitern getragen. In erster Linie werden zuerst diese variablen Mitarbeiterkompensationen zurückgefahren, bevor die Dividenden und nachgelagert die Gewinnrücklagen und Reserven verwendet werden, um das Maß des Verlustes zu verringern. Das zweite Szenario führt zu einem Ausfall der AT1-Kupons, da das AT1-Kupon-Risikolevel unterschritten wurde und somit aus vertraglichen/regulatorischen Gründen eine

Kürzung der Kapitalausschüttungen für die AT1-Investoren vorgenommen werden muss. Das dritte Szenario, bei einer Unterschreitung der 7%-Auslöseniveaus, führt zu einer permanenten oder temporären Nennwertabschreibung/-Aktienumwandlung für AT1-Anleihen mit einem entsprechenden Auslöseniveau bezüglich der Kapitalisierung, wie auch für veraltete Tier-1-Anleihen. Das vierte Szenario führt analog zu einer Nennwertabschreibung mit einem Auslöseniveau von 5.125%. Das letzte Szenario führt zu einer Abwicklung der Bank, d.h., der Regulator<sup>66</sup> bestimmt, welche Kapitalinstrumente abgeschrieben werden und somit welche Gläubiger sich am Verlust beteiligen müssen. Wie in der Abb. 16 ersichtlich kann es in Abhängigkeit des unerwarteten Verlustes, unter Einhaltung des Kaskadenprinzips bezüglich der Seniorität, auch im vorrangigen Bereich der Kapitalstruktur zu Verlusten kommen.

Ein wichtiger Unterschied innerhalb der drei Kapitalinstrumente, welche in dieser Forschungsarbeit im Fokus stehen, ist das Verlängerungsrisiko bei AT1-Anleihen. Die Laufzeit ist dabei im Gegensatz zu Bankaktien, welche nie zurückbezahlt werden, und Bankanleihen, welche eine fixe Laufzeit aufweisen, unsicher und stellt somit ein Risikofaktor dar, welcher die Bewertung beeinflussen kann.

Verlängerungsrisiken von kündbaren, ewigen Anleihen, die am Kündigungstermin ohne *Step-up* neu fixiert werden, sind vom Kreditaufschlag und damit vom ungefähren Refinanzierungssatz der Anleihe abhängig. Die Kündigungswahrscheinlichkeit ändert sich also mit der Kreditsituation der Bank und ist unabhängig von den Zinsänderungen selbst. Dies soll in Abb. 17 verdeutlicht werden.

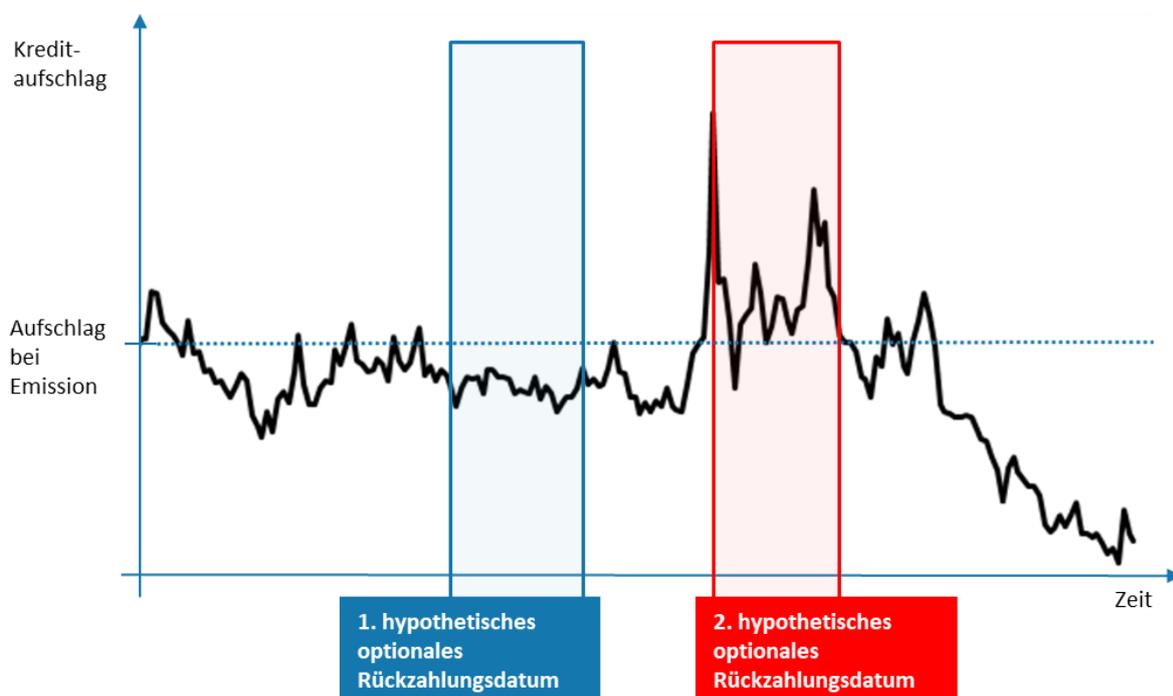


Abb. 17: Illustration des Verlängerungsrisikos einer AT1-bPwa (Quelle: Eigene Darstellung)

Unter der Annahme, dass die Volatilität des Kreditaufschlags gering ist und der Kreditaufschlag zum ersten hypothetischen Kündigungstermin unter dem ursprünglichen Kreditaufschlag liegt, wird die Bank die Anleihe wahrscheinlich kündigen, da sie eine neue Anleihe mit günstigeren

<sup>66</sup>Das *Single Resolution Board* deklariert auf der rechtlichen Basis des *Single Resolution Mechanism* den *Point-of-non-viability (PONV)*, der grundsätzlich bestimmt, dass eine Bank abgewickelt werden muss und in ihrer jetzigen Form nicht mehr operativ und überlebensfähig ist (European Commission, 2021).

Kapitalkostenbedingungen emittieren könnte. Bei hoher Volatilität der Kreditaufschläge und Aufschlägen, die am 2. hypothetischen Kündigungstermin über dem anfänglichen Aufschlag liegen, wird die Bank eher zögern, die Anleihe zu kündigen, da es teurer wäre, sie jetzt zu ersetzen. Sollte die Anleihe überraschenderweise nicht gekündigt werden, führt dies gemäß der Logik, illustriert in Abb. 18, zu Marktverlusten.

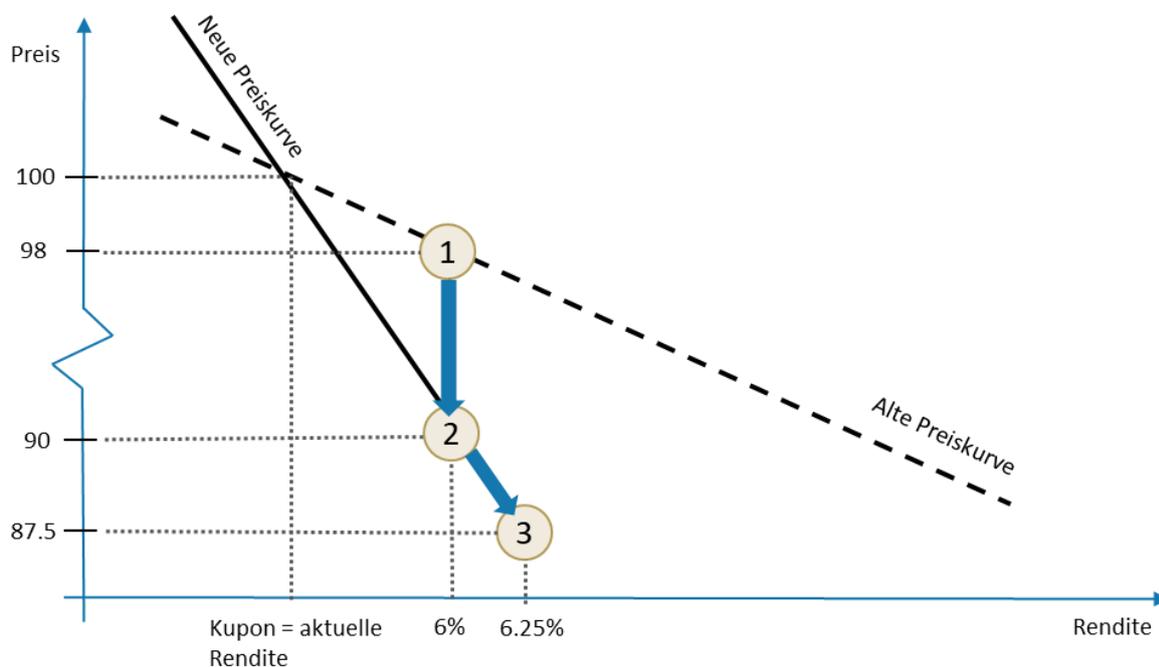


Abb. 18: Auswirkungen einer Laufzeitverlängerung einer AT1-bPwa (Quelle: Eigene Darstellung)

Durch die Verlängerung der Laufzeit der Anleihe ergeben sich zwei Effekte. Erstens wird die Preiskurve mit zunehmender Duration steiler, wodurch die Anleihe empfindlicher auf Renditeänderungen reagiert. Dies senkt auch den Anleihekurs, da sich der *Pull-to-Par*-Effekt auf mehr Jahre verteilt (von Punkt 1 auf 2). Die höhere Duration verlangt bei steigendem Kreditaufschlag und ansteigender Zinsstruktur eine höhere Rendite, die sich mit der höheren Renditesensitivität in einem noch niedrigeren Anleihekurs niederschlägt (von Punkt 2 auf 3). Dies kann auch mit einer zunehmenden Ausfallrisikowahrnehmung einhergehen, da die Verlängerung der Anleihe mit möglichen steigenden finanziellen Problemen des Unternehmens verbunden sein könnte. Wie bereits erwähnt, können Verlängerungsrisiken daher zu erheblichen Marktwertverlusten führen, da Anleihen nicht gekündigt werden und praktisch ewig in der Bilanz des Emittenten verbleiben können.

Die Struktureigenschaften der Kapitalinstrumente zeigen den Zusammenhang auf, dass sich betriebswirtschaftliche Entwicklungen der zugrundeliegenden Banken unterschiedlich auf die Risikofaktoren der einzelnen Instrumente auswirken können. Diese isolierte Betrachtungsweise soll im nächsten Abschnitt erweitert werden und das Forschungsobjekt darlegen.

## 2.3 Die Kapitalstrukturinstrumente als Finanzportfolio

Dieser Abschnitt soll durch die Kombination der Kapitalstrukturinstrumente zu einem Finanzportfolio, das Forschungsobjekt dieser Arbeit, aufzeigen. Die Schätzfunktion bezüglich der zukünftigen Renditen der einzelnen Kapitalinstrumente beschränkt sich in einer isolierten Betrachtungsweise auf den im

letzten Unterabschnitt erwähnten Zusammenhang, dass sich betriebswirtschaftliche Entwicklungen der zugrundeliegenden Banken unterschiedlich auf die Risikofaktoren der einzelnen Instrumente auswirken können. In einem Portfoliokontext, welcher die Kapitalinstrumente zu einem Portfolio verbindet, erweitert sich aber der Fokus auf die gegenseitigen Abhängigkeiten der Risikofaktoren und somit der zukünftigen Renditen der Kapitalinstrumente.

Der nächste Unterabschnitt befasst sich mit der Problemstellung dieser Erweiterung und somit mit der Überführung des, im letzten Unterabschnitt beschriebenen, Untersuchungsgegenstands in das im Einleitungsteil erwähnte Forschungsobjekt. Das Forschungsobjekt stellt dabei die Schätzfunktion für zukünftige Entwicklung des renditegenerierenden Prozesses eines, aus der Kapitalstruktur (Untersuchungsgegenstand) konstruierten, optimierten Portfolios dar. Hier soll die Problemstellung der Analyse des Forschungsobjektes, wie auch die Relevanz der Bearbeitung desselben aufgezeigt werden. Außerdem sollen die Zielsetzungen dieser Forschungsarbeit definiert und Lösungsansätze bezüglich der Problemstellung dargelegt werden.

### 2.3.1 Problemstellung und Relevanz der Analyse des Forschungsobjektes

Dieser Unterabschnitt soll die Problemstellung und die Relevanz der Analyse des Forschungsobjektes darlegen. Dabei soll der Fokus des Forschungsobjektes weiter eingengt und die Instabilität der Kovarianzschätzung des Forschungsobjektes aufgezeigt werden.

#### 2.3.1.1 Fokus auf die Kovarianzschätzung

Der vorgestellte Untersuchungsgegenstand im letzten Abschnitt hat die Abhängigkeit der Kapitalinstrumente von gewissen Risikofaktoren aufgezeigt. Diese Risikofaktoren haben einen Einfluss auf die zu schätzenden Portfolioparameter, welche wiederum für die Portfoliooptimierung benötigt werden. Auf der einen Seite wird die erwartete Rendite jedes einzelnen Kapitalinstrumentes von den Risikofaktoren beeinflusst und auf der anderen Seite haben die Risikofaktoren auch einen Einfluss auf die Kovarianzmatrix der zukünftigen Rendite der Kapitalinstrumente. Diese zwei Komponenten des konventionellen Konstruktionsprozesses optimaler Portfolios zeigen sich auch in Abb. 19.

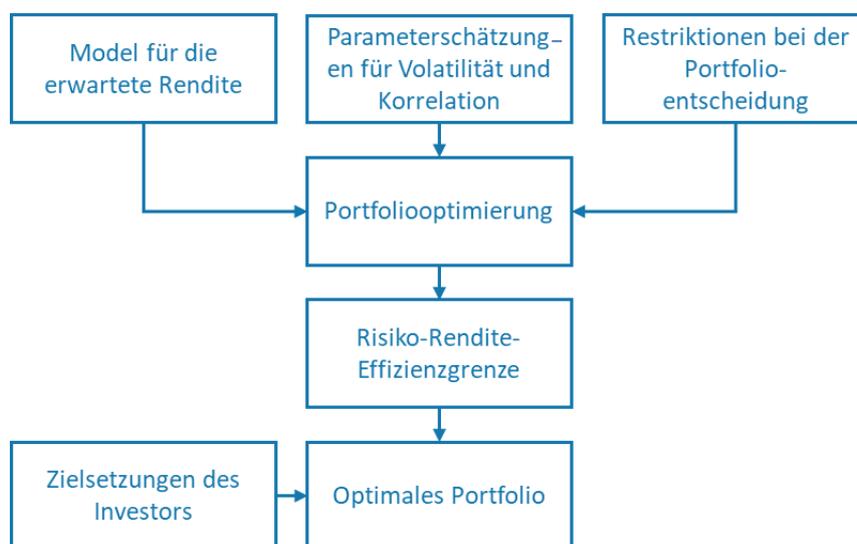


Abb. 19: Schematische Darstellung des Investmentprozesses der MPT (Fabozzi, Gupta, & Markowitz, 2002, S. 8)

Die Modellierung der erwarteten Rendite wie auch für die Kovarianzschätzung bilden zusammen mit den Portfoliorestriktionen die Eingabeparameter für die Portfoliooptimierung. Aus dieser lässt sich die Effizienzgrenze ableiten, welche in Abhängigkeit der Investorenpräferenzen zu einem optimalen Portfolio führt. Der Fokus soll hier auf den Eingabeparametern, insbesondere die Kovarianzschätzung, für die Portfoliooptimierung liegen. Wobei die Portfoliorestriktionen im empirischen Teil der Arbeit genauer spezifiziert werden.

Die grundlegende Problematik der optimierten Portfolioallokation wurde im Unterabschnitt 2.1.1 eingehend thematisiert. Wie dann der anschließende Unterabschnitt bezüglich der Weiterentwicklungen gezeigt hat, wurde der traditionelle Ansatz, seit seiner Entwicklung, schon vielfach bezüglich seiner Robustheit kritisch hinterfragt. Fabozzi *et al.* (2007, S. 9) verweisen in ihrem Standardwerk bezüglich der robusten Portfoliooptimierung auf den Ursprung dieser Problematik hin. Der Ursprung sind Schätzfehler oder -unsicherheiten bei den Eingabeparametern, wie die erwartete Rendite oder die Kovarianzmatrix, für die Portfoliooptimierung. Diese Schätzfehler der Parameter führen zu signifikanten Veränderungen der Portfoliogewichte und somit zu unnötigem Portfolioumsatz und Transaktionskosten bei einer Neujustierung des Portfolios. Das heißt, das Rahmenwerk der MPT ist sehr empfindlich gegenüber ungenauen Parametern. Laut Fabozzi *et al.* (2007, S. 10-11) I. gibt es grundlegend zwei Arten, die Problemstellung zu adressieren. Die erste Art versucht die Schätzung der Eingabeparameter stabiler zu machen und infolgedessen die optimierten Portfoliogewichte robuster. Die zweite Art versucht den Optimierungsprozess durch verschiedene Methoden stabiler zu machen. Diese Methoden umfassen insbesondere die Integration der Unsicherheit der Eingabeparameter in den Optimierungsprozess. Wenn die Schätzung der einzelnen Parameter weniger verlässlich ist, werden sie jeweils weniger gewichtet und somit die Schwankungen der Gewichte reduziert. Diese Forschungsarbeit fokussiert sich auf die erste Art der Problemstellung, d.h., auf die Analyse von robusten Methoden der Eingabeparameterschätzung. Pfaff (2016, S. 164) zeigt auf, dass extreme Datenpunkte verantwortlich sind, für die Schätzungenauigkeit und zu den genannten Mehrkosten führen. Diese extremen Datenpunkte sind auf Regimeveränderungen, welche zu Strukturbrüchen führen können, des datengenerierenden Prozesses zurückzuführen (Rebonato & Denev, 2013, S. 34-35). Die Herausforderung besteht in der Eruiierung von robusten Methoden, welche mit der Zeitabhängigkeit<sup>67</sup> und den Strukturbrüchen der Zeitreihen besser umgehen können. Best und Grauer (1992, S. 17-37) zeigen, dass in einer Erwartungswert-Varianz-Optimierung die Unsicherheit durch Schätzfehler bei den erwarteten Renditen tendenziell mehr Einfluss auf die Portfolioallokation haben als die Unsicherheit durch Schätzfehler in der Kovarianzmatrix. Auch Chopra und Ziemba (1993, S. 6-11) indizieren eine höhere Wichtigkeit der Akkuratheit der Erwartungsrenditeschätzung und der Varianzschätzung gegenüber der Kovarianzschätzung

Es gibt aber auch Argumente für die Wichtigkeit der akkuraten Kovarianzschätzung. Die Kovarianzschätzung als Teil der Schätzung der gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung der renditegenerierenden Variablen in einem Portfolio ist ein wichtiger Bestandteil der Einschätzung der erwarteten

---

<sup>67</sup> Aufgrund der Nicht-Stationarität der meisten Finanzdaten werden die Zeitreihen in der Regel vor der statistischen Analyse differenziert. Wenn dies geschieht, ergibt die Verschiebung des Mittelwerts einen einzigen "Ausreißer", alle nachfolgenden Realisierungen fallen sauber auf den Körper der vorherigen (vor der Verschiebung) Verteilung. Es scheint dann, dass das ursprüngliche datenerzeugende Modell für die differenzierte Zeitreihe nicht mehr adäquat erscheint bezüglich der Varianz (und in ihren höheren Momenten), aber nicht unbedingt bezüglich des Mittelwert. Dies erklärt in gewisser Weise, warum viele Statistiker, welche differenzierte Finanzzeitreihen analysieren fast standardmäßig eine leptokurtische Verteilung erhalten (Rebonato & Denev, 2013, S. 37).

Rendite. Der *Stochastic-Discount-Factor-Ansatz* von Cochrane (2000), welcher ein genereller Ansatz zur Bewertung von Anlagen, mit dem Preis  $P$ , unter Unsicherheit ist, nimmt für risikoneutrale Bewertungsmethoden folgenden *Pricing Kernel* an (Back, 2010, S. 26), wobei hier  $\tilde{R} = \tilde{x}/P$  gilt:

$$E[\tilde{m}\tilde{x}] = p \quad (2.30)$$

$$E[\tilde{m}\tilde{R}] = 1 \quad (2.31)$$

Dabei stellt  $\tilde{m}$  stochastischen Diskontfaktor und  $\tilde{x}$  eine Zufallsvariable bezüglich eines zukünftigen Zahlungsflusses dar. Durch Umformungen zeigt Back (2010, S. 27), dass die Risikoprämie einer Anlage oder Portfolios analytisch von der Kovarianz mit dem stochastischen Diskontfaktor abhängig ist:

$$E[\tilde{R}] - R_f = -R_f \text{cov}[\tilde{m}, \tilde{R}] \quad (2.32)$$

Der Ansatz stellt auf elegante Art und Weise dar, dass die Korrelation/Kovarianz einer der wichtigste Preistreiber in einem arbitragefreien, geschlossenen und vollständigen Finanzmarktsystem ist. Die Korrelation/Kovarianz ist somit für die Einschätzung des erwarteten, zukünftigen Wertes eines Portfolios von fundamentaler Bedeutung.

Auch Engle (2009) weist auf die Wichtigkeit der akkuraten Kovarianz- oder Korrelationsschätzung hin im Rahmen von optimalen Portfolios. Engle und Colacito (2006) entwickeln einen formalen Nachweis, welcher aufzeigt, dass inakkurate Korrelationsschätzungen immer zu negativ verzerrten Risikowahrnehmungen<sup>68</sup> führen. Der Nachweis wird im Appendix unter 11.2 überblicksartig dargestellt.

Ein weiteres Argument für die Wichtigkeit der Kovarianz- oder Korrelationsschätzung innerhalb der Portfoliooptimierung lässt sich mit einer einfachen Monte-Carlo-Simulation darstellen. Dabei werden drei zufällig gezogene<sup>69</sup>, quadrierte Realisationen einer multivariaten Standardnormalverteilung  $x_t^2 \sim \mathcal{N}_{k=3}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}_\rho)$  summiert, wobei  $\boldsymbol{\mu}^{k \times 1} = \mathbf{0}$  und  $\text{diag}(\boldsymbol{\Sigma}_\rho^{k \times k}) = \mathbf{1}$ . Die restlichen Elemente der Matrix werden durch die Korrelation  $\rho$  bestimmt. Es werden vier verschiedene Korrelationen angenommen. Die Annahme von keiner Korrelation zwischen den drei quadrierten Realisationen wird durch die theoretische Chi-Quadrat-Verteilung mit drei Freiheitsgraden dargestellt. Die restlichen Korrelationen<sup>70</sup>  $\rho = \{-0.5, 0.5, 1\}$  werden wie erwähnt simuliert. Daraus resultieren drei Histogramme und ein stetiger Graph, wie in Abb. 20 ersichtlich ist.

---

<sup>68</sup> Mit anderen Worten steigt das Portfoliorisiko mit der Ungenauigkeit der Korrelation immer an, was zu unnötig riskanteren oder minderrentierenden Portfolios führt.

<sup>69</sup> Die Realisationen wurden durch die Funktion `mvrnorm` aus dem R-Paket `MASS` generiert (Venables & Ripley, 2002).

<sup>70</sup> Für die multivariate Standardnormalverteilung muss die Kovarianzmatrix positiv definit sein, d.h., nicht-singulär. Dies ist hier für eine Korrelation von  $\geq -0.5$  gegeben und der Grund, weshalb keine tieferen Korrelationen simuliert werden.

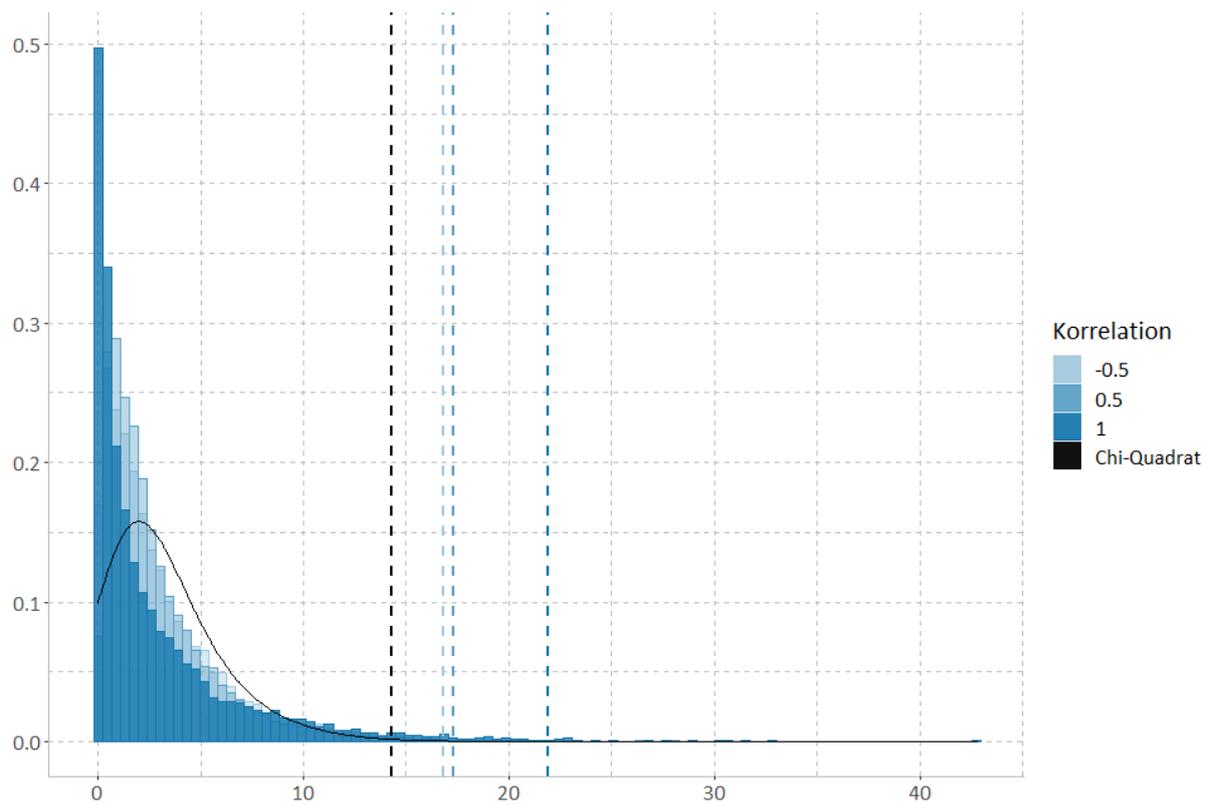


Abb. 20: Histogramm aus der Risikosimulation anhand von aggregierten, quadrierten Realisationen (Quelle: eigene Darstellung basierend auf den Daten, welche mit dem R-Paket `MASS` (Ripley, 2022) bzw., `cvar` (Boshnakov, 2019) berechnet und mit dem R-Paket `ggplot2` (Wickham, 2016) dargestellt wurden)

Damit die Unterschiede an den Enden besser ersichtlicher sind zeigt Abb. 21 den Ausschnitt von 10 bis 25.

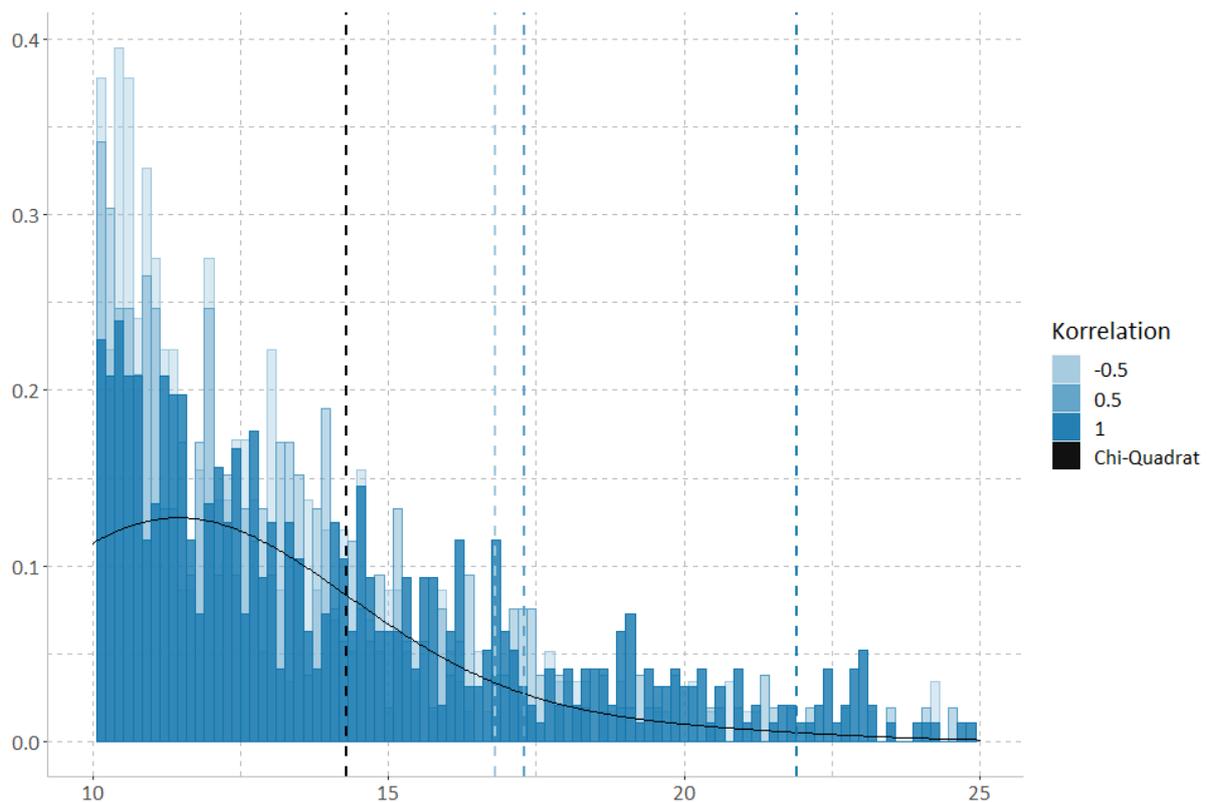


Abb. 21: Ausschnitt aus dem Histogramm der Simulation (Quelle: eigene Darstellung basierend auf den Angaben aus der Beschreibung von Abb. 20)

Die gestrichelten Linien zeigen den *Expected Shortfall (ES)* auch genannt *Conditional Value at Risk (CVaR)* für das jeweilige Korrelationsniveau bei einem Signifikanzniveau von 99% an. Tab. 4 stellen diese Werte in synoptischer Form dar.

Korrelation	CVAR (99%)
-0.5	16.8
0 (Chi-Quadrat-Verteilung)	14.3
0.5	17.3
1	21.9

Tab. 4: *CVaR*-Kennzahlen in Abhängigkeit der simulierten Korrelation (Datenquelle: Bloomberg)

Es kann erkannt werden, dass in der Aggregation von Risiken die Korrelation eine eminente Rolle spielt. Die Simulation verdeutlicht, dass durch eine Fehleinschätzung der Korrelation das Portfolio-Risiko während einer Extremwertsituation um circa 20-50% unterschätzt wird.

Die Resultate von Best und Grauer (1992, S. 17-37) beziehungsweise Chopra und Ziemba (1993, S. 6-11) sind gültig aus einer isolierten Sensitivitätsanalyse heraus, aus einer bewertungstechnischen und risikoorientierten Sicht ist jedoch die Güte der Korrelationsschätzung von essenzieller Bedeutung.

Auf **wissenschaftlicher** Ebene besteht die Problematik der Messung von Korrelation im **Generellen**, da diese durch Zeitabhängigkeit und Zustandsänderungen verzerrt werden. Die Zeitabhängigkeit des datengenerierenden Prozesses führt dazu, dass die Zeit als bestimmenden Faktor in die Abhängigkeitsanalyse integriert werden muss. Diese Integration offenbart die Terminstruktur von Abhängigkeiten

und ermöglicht eine optimierte Bestimmung des Anlagehorizontes. Bei permanenten Zustandsänderungen des datengenerierenden Prozesses, sogenannte Regimeveränderungen, ändern sich die Verhaltensmuster der Marktpreisentwicklungen. Diese Zustandsänderungen treten meist akut auf und sind abhängig von latenten Zustandsvariablen, welche die Abhängigkeitsmasse sehr volatil und somit unzuverlässig werden lassen.

### 2.3.1.2 Instabilität der Kovarianzschätzung des Forschungsobjektes

Die Identifikation, Vermeidung und Modellierung von Regimeveränderungen der Abhängigkeitsstruktur innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken und die assoziierten Ereignisse und Zustandsänderungen stellen den **forschungsobjekt-spezifischen** Charakter der wissenschaftlichen Problemstellung dar. Durch die fehlende Identifikation sind Fehleinschätzungen der Abhängigkeitsstruktur oder Korrelation möglich, welche zu Fehlallokationen innerhalb von gemischten Portfolios oder zu starken Schwankungen der Portfoliogewichte führen können, welche dann auch massive Handelskosten verursachen. Diese Problematik wurde schon in zahlreichen Forschungsarbeiten thematisiert, wie zum Beispiel bei Turtle und Zhang (2014, S. 2-3), welche den Diversifikationsnutzen von Schwellenländeraktien unter Berücksichtigung von Strukturbrüchen analysieren. Es wurde dabei gezeigt, dass die Effizienzgrenze durch Strukturbrüche verzerrt werden kann. Diese Verzerrung kann zu falschen Schlussfolgerungen bezüglich der Forschungsergebnisse führen. Im Weiteren liefern Andreou und Ghysels (2008, S. 373-374) Nachweise, dass das Ignorieren des Vorhandenseins von Strukturbrüchen kostspielige Auswirkungen auf das Finanzrisikomanagement haben und zu fehlerhaften Schlussfolgerungen hinsichtlich des Kreditrisikos führen kann. Weiters zeigen die Ergebnisse von Pettenuzzo und Timmermann (2011, S. 76), dass Strukturbrüche Modellinstabilität verursachen, die sich auf die Vorhersage, die Vermögensallokationen und den daraus resultierenden Anlegernutzen auswirken.

Auf das Forschungsobjekt bezogen ist diese Problematik, in diesem Fall hier die Korrelationsschätzung beziehungsweise Kovarianzschätzung, eine große Herausforderung. Durch die fundamentale Verflochtenheit der Instrumente innerhalb der Kapitalstruktur ist intuitiv eine Abhängigkeit einfach nachzuvollziehen. In der Praxis wurde aber in gewissen Marktphasen eine übertriebene Veränderung dieser Abhängigkeit festgestellt, welche sich nicht unmittelbar erklären lässt. Abb. 22 illustriert die Renditeentwicklung der konstruierten Indizes, welche im empirischen Teil entwickelt werden. Man kann Episoden erkennen, mit starker Abhängigkeit zwischen den Kapitalinstrumenten, welche dann über die Zeit wieder verschwinden. Teilweise scheinen sich die einzelnen Indizes auch gegenseitig verzögernd oder vorseilend zu beeinflussen. Das Resultat sind Verschiebungen der ersten und zweiten Momente der gemeinsamen Verteilung der Renditen der Kapitalinstrumente.

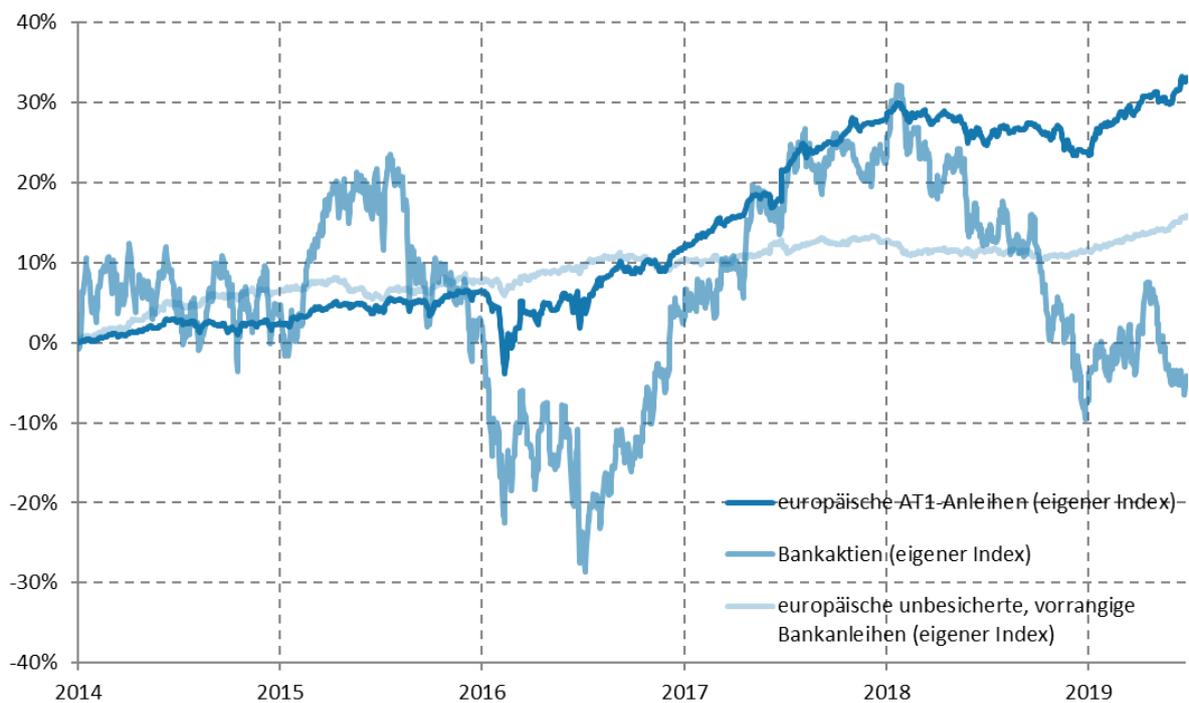


Abb. 22: Renditeentwicklung von europäischen AT1-Anleihen, Bankaktien und Bankanleihen (Quelle: Eigene Darstellung auf der Datenbasis, welche im Abschnitt 4.1 hergeleitet wird)

Um diese visuelle Beobachtung auf eine quantitative Ebene zu transformieren, wenden wir einen linearen Filter an. In Abb. 23 sieht man die Anwendung eines Kalman Filters mit stochastischem Aktien-Beta<sup>71</sup> auf die Renditen des AT1-Index. Dieses Beta soll dabei stellvertretend für die Instabilität der Kovarianz figurieren.

---

<sup>71</sup> Kalman Filter als Schätzverfahren für ein Zustandsraummodell lassen adaptive Schätzungen von nicht-beobachtbaren Variablen zu und haben den Vorteil gegenüber konventionellen Schätzverfahren, dass neue Marktinformationen und Strukturveränderungen effizienter in die Schätzung integriert werden können.

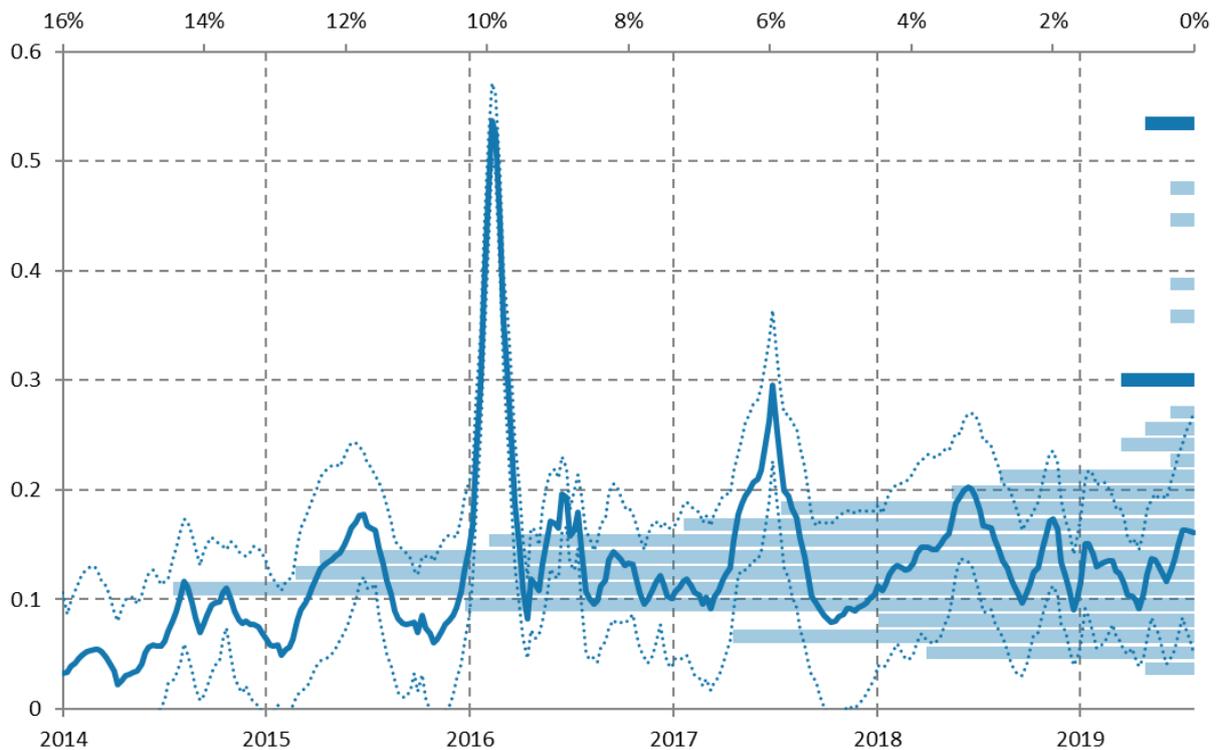


Abb. 23: Kalman Filter mit stochastischem Beta (Quelle: Eigene Darstellung)

Die dunkle, durchgezogene Line ist dabei die eigentliche Schätzung und die gepunkteten Linien stellen die Konfidenzbänder mit einfacher Standardabweichung dar. An der rechten Seite ist ein Histogramm der geschätzten Betas abgebildet. Es kann erkannt werden, dass es zwei Zeitperioden mit signifikant höherer Abhängigkeit gab. Im ersten Quartal von 2016 und in der Mitte von 2017 hat die Abhängigkeit 0.53 beziehungsweise beinahe 0.3 betragen. Dies sind Messwerte, welche die durchschnittlichen Konfidenzbänder übertreffen. Es liegt nahe, dass sich die Märkte aufgrund veränderter Zustände in einem außergewöhnlichen Zustand befanden und sich die renditegenerierenden Prozesse sehr instabil verhalten haben. Diese Zeit- und Regimeabhängigkeit erhöhen den Schwierigkeitsgrad der Problemstellung substantiell. Methoden, welche auf ergodischen Modellannahmen und historischen Parameterschätzungen beruhen, liefern somit keine befriedigenden Ergebnisse. Robustere Methoden können für diese Problemstellung bessere Ergebnisse liefern, da sie auf weniger Annahmen beruhen und sich besser an den datengenerierenden Prozess anpassen. Diese Annahmen gehen oft von ergodischen Prozessen aus, d.h. die aktuellen Zustände kehren zu einem Gleichgewicht zurück. Die Zeit ist ein Spezialfall des Zustandsraums, dessen Gleichgewichtsannahme Stationarität genannt wird. Die identifizierten Kandidaten aus Kapitel 2.1 stellen dabei vielversprechende Ansätze dar, um eine Antwort auf die dargelegte Problemstellung zu geben.

Ein wichtiger Aspekt der Abhängigkeit der beiden Kapitalinstrumente beruht auf der Kapitalisierung der Banken im Index. Abb. 24 zeigt ein approximatives Bewertungsschema<sup>72</sup> basierend auf der jeweiligen Kapitalisierungsrate zu einem bestimmten Zeitpunkt  $\kappa_t$ .

<sup>72</sup> Das Schema bildet grundlegend das Auszahlungs- oder Bewertungsdiagramm eines *Barrier Reverse Convertible (BRC)* nach, wobei 7% bei AT1-Anleihen als *Knock-In Trigger* angenommen werden kann. Aktuelle Bewertungsmodelle werden in Unterabschnitt 2.5.1.3 genauer aufgezeigt.

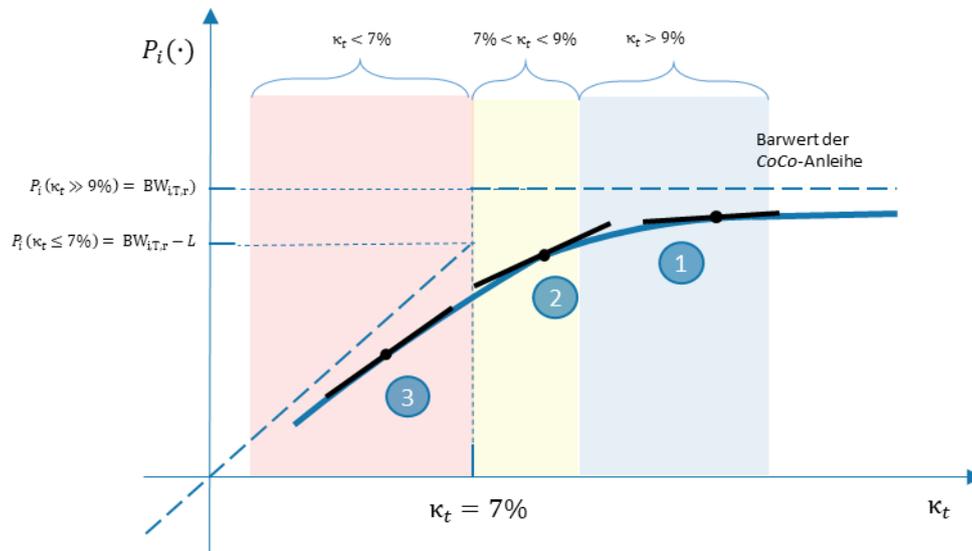


Abb. 24: Bewertungskurve von CoCo-Anleihen in Abhängigkeit der Kapitalisierung (Quelle: Eigene Darstellung)

Der Preis einer AT1-Anleihe  $P(\cdot)$  ist neben anderen Argumenten eine Funktion der Kapitalisierungsrate  $\kappa_t$ . Je höher  $\kappa_t$  desto mehr nähert sich die Bewertung am risikolosen Barwert der Anleihe an. Bei  $\kappa_t > 9\%$  (blau gefärbter Bereich) befindet sich die Bewertung beispielsweise bei Punkt 1. Die Abhängigkeit zwischen den Kapitalinstrumenten sollte somit sehr schwach sein. Bei Punkt 2 und 3 sieht die Situation anders aus. Das tiefere  $\kappa_t$  sollte eine höhere Abhängigkeit evozieren. Die Extremwerte aus Abb. 23 wurden mit Kapitalisierungsraten begleitet, welche tief im blauen Bereich sind. Es stellt sich somit die interessante Problemstellung, wie man die Abhängigkeit der Kapitalinstrumente - besonders in Extremsituationen mit gebrochenen Strukturen - modellieren sollte, um mögliche Fehlpositionierungen zu vermeiden und ein faires Abhängigkeitsmaß zu schätzen.

### 2.3.2 Unzureichende traditionelle Schätzverfahren als Referenz

Wie schon erwähnt, haften in den traditionellen Methoden zur Berechnung der Eingabeparameter der Mangel der Prognosefähigkeit und somit der Robustheit gegenüber Strukturbrüchen. Damit man die alternativen Schätzmethoden vergleichend analysieren kann, braucht es Referenzverfahren bzw. Referenzportfolios, deren Resultate als Kontrollgröße fungieren können. Diese Referenzverfahren werden hier durch unterschiedliche traditionelle Allokationsansätze definiert. Dies sind hier zum einen statische und zum anderen dynamische Ansätze.

Der statische Ansatz von fixierten Portfoliogewichten wird auch naive Diversifikation genannt (DeMiguel, Garlappi, & Uppal, 2007, S. 1922). In dieser Forschungsarbeit wird für den statischen Ansatz die Gleichgewichtung der einzelnen Indizes verwendet. Für den statischen Ansatz wird ein tägliches *Rebalancing* des Portfolios angenommen, welcher sich folgendermaßen formalisiert<sup>73</sup>:

<sup>73</sup> Der Zugang zum verwendeten Programmiercode für die Berechnung im empirischen Teil ist im Appendix festgehalten.

$$r_{p,t} = \frac{1}{3}r_{EQ,t} + \frac{1}{3}r_{AT1,t} + \frac{1}{3}r_{BD,t} \quad (2.33)$$

EQ, AT1 und BD sind dabei die Abkürzungen der Bankaktien, der AT1-bPwa und der Bankanleihen. Der Zeitpunkt wird durch  $t$  und die Rendite durch  $r$  abgekürzt. Es wurde in einer Studie von Jobson und Korkie (1981) festgestellt, dass dieser statische Ansatz vielfach bessere Ergebnisse erzielte als der klassische dynamische Ansatz<sup>74</sup>. Deswegen macht es Sinn, den Ansatz als erstes Referenzverfahren verwenden.

Für den dynamischen Ansatz der Referenzportfolios müssen das Korrelationsmodell, d.h. die Wahl der Berechnungsmethode der Kovarianzmatrix und die Wahl des Zeitfensters festgelegt werden. Um die Kovarianzmatrix zu berechnen, kann die traditionelle Berechnungsmethode wie beim klassischen Markowitz-Ansatz (Markowitz, 1952) verwendet werden. Sie stellt die meistverbreitete Methode dar, trotz der mangelhaften Prognosefähigkeit basierend auf der Ergodizitätsannahme (Fabozzi, Kolm, Pachamanova, & Focardi, 2007, S. 146). Die **Schätzfunktionen der Eingabeparameter** wurden im Kapitel „Notationen und Definitionen“ definiert: (11.5) berechnet die erwartete Portfoliorendite. (11.10) die erwartete Varianz, (11.12) die erwartete Kovarianz und (11.15) die erwartete Kovarianzmatrix dar, wobei das Zeitfenster entweder als rollierend, mit variablem Startpunkt  $t_0$ , oder erweiternd, mit fixiertem Startpunkt  $t_0$ , charakterisiert werden kann.

Als zweites Referenzverfahren wird das in der aktuellen Forschungsliteratur<sup>75</sup> verbreitete *Dynamic Conditional Correlation*-Modell (**DCC-Modell**), verwendet. Engle (1982) führte die Idee ein, dass die Volatilität mit univariaten ökonomischen Zeitreihenmethoden, mit sog. *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* Modellen (*ARCH-Modelle*), modelliert und prognostiziert werden kann. Bollerslev (1986) erweiterte den Ansatz mit autoregressiven Elementen der eigenen, verzögerten, bedingten Varianzen - den *Generalized ARCH-Modellen*. Die multivariate Verallgemeinerung des *GARCH-Modells* ist das *VEC-Modell*, welches von Bollerslev, Engle und Woolridge (1988) entwickelt wurde. Das *BEKK-Modell*<sup>76</sup>, vorgestellt in Engle und Kroner (1995), versucht die technischen Schwierigkeiten des *VEC-Modells* zu verbessern (1995, S. 127). Bollerslev (1990) vereinfacht den Ansatz zum *Constant-Conditional-Correlation-Modell* (*CCC-Modell*) in dem die Kovarianzmatrix schrittweise bestimmt wird. Als erster Schritt wird ein univariates *GARCH-Modell* der bedingten Varianzen festgelegt. In einem zweiten Schritt wird dann auf dieser Basis der bedingten Varianzen die bedingten Korrelationen modelliert. Engle (2002) hat aus dem *CCC-Modell* das *DCC-Modell* abgeleitet, welches zeitabhängige Korrelationen schätzen kann. Die mathematische Formulierung des *DCC-Modells*, welche im empirischen Teil verwendet wird, befindet sich im Appendix unter 11.3.

---

<sup>74</sup> In einer älteren Studie von Jobson und Korkie (1981, S. 72) wurde nachgewiesen, dass gleichgewichtete Portfolios eine bessere risikoadjustierte Rendite erzielen können als der Markowitz-Ansatz.

<sup>75</sup> Li und Li (2020) bzw. Zeitsch und Davis (2020) verwenden die *DCC-GARCH-Methode*, um das Forschungsobjekt dieser Dissertation zu analysieren – wie im späteren Unterabschnitt 2.5.1 ersichtlich sein wird.

<sup>76</sup> Die Abkürzung *BEKK* geht auf eine gemeinsame, unveröffentlichte Arbeit von Yoshi Baba, Robert Engle, Dennis Kraft und Kenneth Kroner zurück, welche als Basis für Engle und Kroner (1995) diente.

### 2.3.3 Lösungsansätze anhand der alternativen Schätzverfahren im Portfoliokontext

Dieser Unterabschnitt soll die Intuition hinter vorgeschlagenen alternativen Schätzverfahren illustrieren. Dabei soll die Identifikation und Vermeidung von Strukturbrüchen durch die WA und die Modellierung von Strukturbrüchen durch PGMs aufgezeigt werden.

Wie im Abschnitt 2.1 diskutiert, erweist sich die WA als hilfreich bezüglich der Identifikation und Vermeidung von Strukturbrüchen. Zum Beispiel zeigen Ismail *et al.* (2011, S. 2421-2423), dass durch die Multiskalenanalyse (MSA) Veränderungen des datengenerierenden Prozesses in der Vergangenheit aufgezeigt werden können. Die MSA lässt sich neben der Darstellung als einzelne Zeitreihen in synoptischer Form auch als integriertes Skaleogramm darstellen. Im Abschnitt 4.2 werden diese Skaleogramme als Hilfsmittel zur Identifizierung von Strukturbrüchen bzw. der zeitlichen Zuordnung und Charakterisierung der Marktregime verwendet. Hier soll zunächst die Intuition hinter der Methode visualisiert werden. Es wird eine Zeitreihe angenommen, welche verschiedene Marktumfelder aufweist, welche durch Strukturbrüche abgegrenzt werden (Abb. 25).

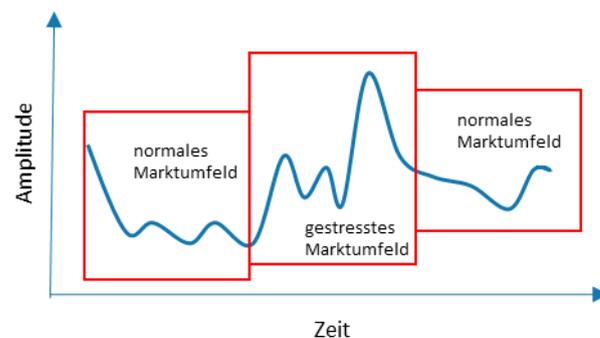


Abb. 25: Hypothetischer datengenerierender Prozess mit Strukturbrüchen (Quelle: Eigene Darstellung)

Diese Strukturbrüche sind in der originalen Zeitreihe nicht klar ersichtlich, können aber durch die Darstellung als Skaleogramm<sup>77</sup> verdeutlicht werden. Abb. 26 erweitert den Zeitbereich von Abb. 25 um den Frequenz- oder Skalenbereich. Dieser stellt die Amplitude in Abhängigkeit des Skalenbereichs dar und kann persistente Strukturveränderungen des datengenerierenden Prozesses aufzeigen.

---

<sup>77</sup> Skaleogramme verwenden dafür die Stetige Wavelet-Transformation (SWT), welche im Kapitel 2.4.1 vorgestellt wird.

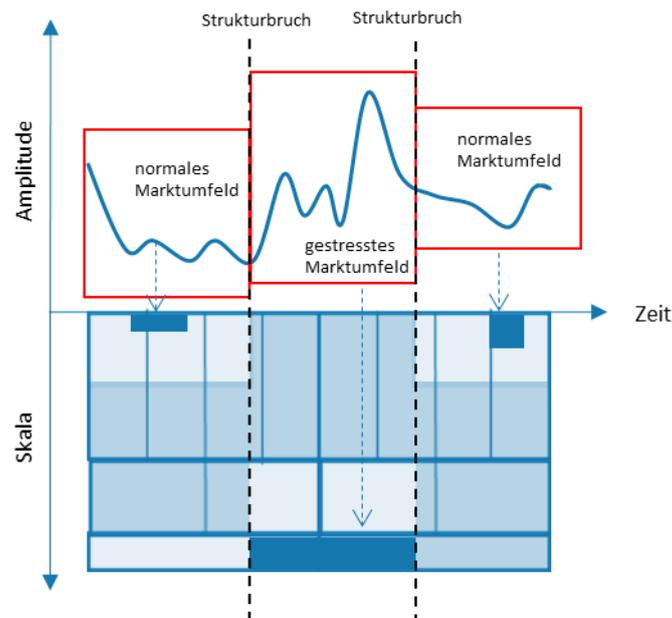


Abb. 26: Illustration der MSA anhand der hypothetischen Zeitreihe (Quelle: Eigene Darstellung)

Die technischen Aspekte der Wavelet-Transformation werden im nächsten Abschnitt der theoretischen Grundlagen 2.4 vorgestellt, wobei hier vorweggenommen wird, dass durch die Nichtlinearität der Wavelet-Funktion auch Momente höherer Ordnung der Verteilung des datengenerierenden Prozesses erfasst werden. Strukturbrüche können sich durch einfache Verschiebungen des Erwartungswertes oder durch Veränderungen der Kovarianz manifestieren (Clements & Hendry, 2008, S. 5-7). In Abb. 26 sind diese Manifestationen im unteren Bereich als dunkelblaue Fläche dargestellt. In Abhängigkeit des jeweiligen Marktumfelds/Regimes (dargestellt mit einem gestrichelten, hellblauen Pfeil) befindet sich diese dunkle Fläche im hochfrequenten Bereich für das normale Umfeld bzw. im tieffrequenten Bereich für das gestresste Marktumfeld. Strukturbrüche charakterisieren sich durch eine gewisse Persistenz ihrer Existenz (Clements & Hendry, 2008, S. 7-8), was sich besonders im längerfristigen Bereich widerspiegeln sollte, da dieser das Langzeitgedächtnis der Zeitreihe darstellt (Gençay, Selçuk, & Whitcher, 2002a, S. 6-7). Abb. 26 zeigt für das gestresste Marktumfeld einen erhöhten Wert im tieffrequenten Bereich auf, ergo kann für die Zeitperiode eine persistente Strukturabweichung gegenüber den anderen Zeitperioden attestiert werden und infolgedessen zwei Strukturbrüche (schwarz gestrichelte Linie), welche das gestresste Marktregime umranden.

Zur Illustration der Vermeidung von Strukturbrüchen durch die WA wird wiederum eine Zeitreihe angenommen. Diese Zeitreihe lässt sich als Überlagerung<sup>78</sup> (schwarz-gestrichelte Linie in der Mitte von Abb. 27) interpretieren, welche sich aus einzelnen skalenabhängigen, orthogonalen Komponenten zusammensetzt. Dies wurde in Abb. 27 so dargestellt, dass die weißen Graphen die Komponenten mit Skalenlevel von 1 (hochfrequent) bis 3 (tieffrequent) abbilden.

<sup>78</sup> Die renditegenerierenden Prozesse der Kapitalinstrumente lassen sich dabei als Überlagerungen von verschiedenen Investorengruppen interpretieren. Kurzfristige Investoren, wie zum Beispiel *Day Trader* oder *High-Frequency Trader*, leisten durch ihren Anlagehorizont eher hochfrequente Beiträge zu den Marktentwicklungen. Mittelfristige Investoren, wie zum Beispiel Versicherungen, leisten mittelfrequente Beiträge und langfristige Investoren, wie Pensionskassen, eher tieffrequente Beiträge zu den Marktentwicklungen.

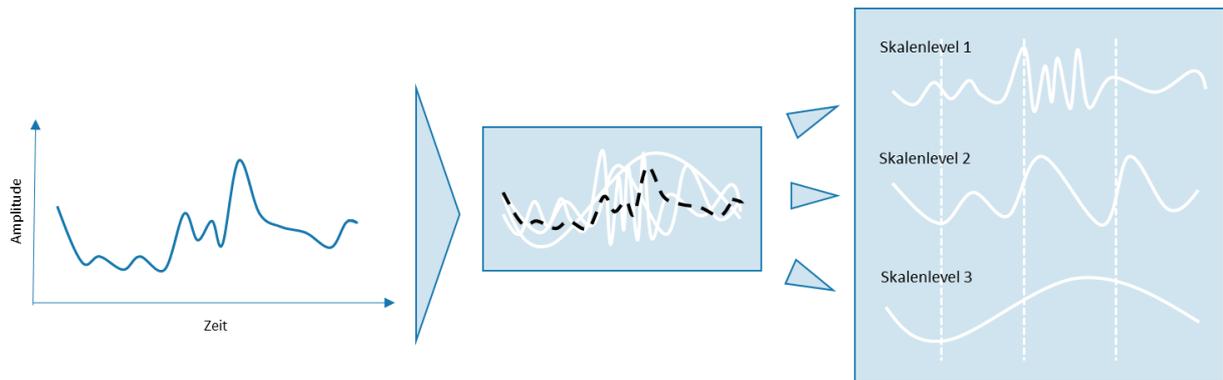


Abb. 27: Die hypothetische Zeitreihe interpretiert als überlagerter Prozess (Quelle: Eigene Darstellung)

Diese Darstellung der Zeitreihe bezeichnet man, wie eingangs erwähnt, als MSA und ist in Abb. 28 dargestellt. Es kann sein, dass die einzelnen Komponenten verschiedene Strukturbrüche aufweisen, welche zu Zeitperioden mit verschiedenen Regimen führen, wie in Abb. 28 abgebildet. Für tieffrequente Komponenten – hier für das Skalenlevel 3 – können somit kurz- und mittelfristige strukturelle Veränderungen (Regime X und Y) des datengenerierenden Prozesses rausgefiltert werden. Natürlich kann es auch für die tieffrequente Komponente zu Regimeveränderungen führen (Regime Z), es werden aber in diesem Beispiel die Strukturbrüche für die Regime X und Y vermieden.

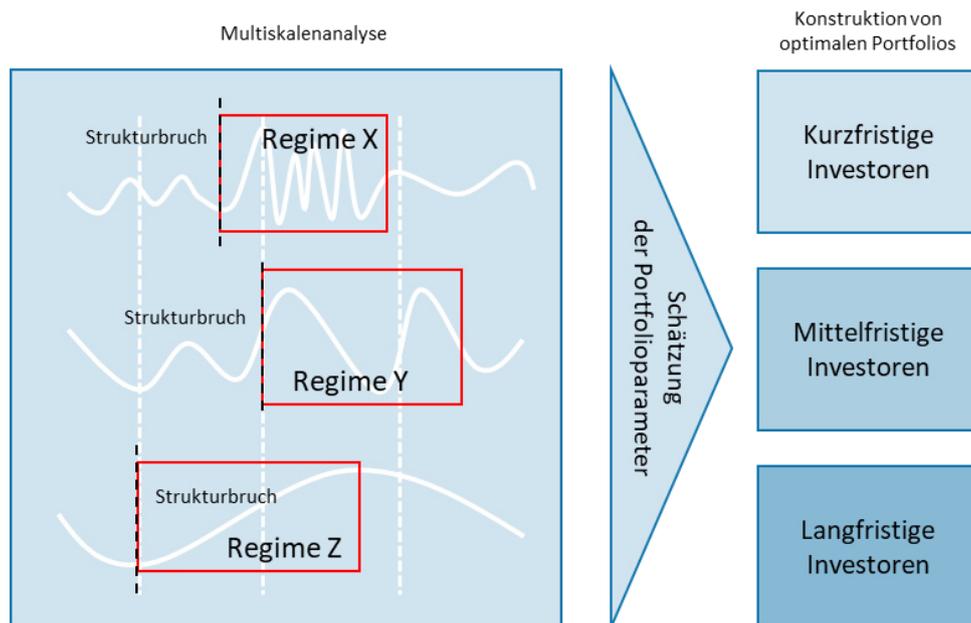


Abb. 28: Zuordnung der Skalenbereiche aus der MSA zu verschiedenen (Quelle: Eigene Darstellung)

Für das jeweilige Skalenlevel werden die geschätzten Portfolioparameter berechnet, um ein optimiertes Portfolio<sup>79</sup> zu konstruieren. In dieser Forschungsarbeit werden diese Portfolios halbjährlich rekali-briert. Dies entspricht dem Anlagehorizont von langfristigen Investoren. Durch die Vermeidung von Strukturbrüchen in tieferen Skalenbereichen, können adäquatere Portfolioparameter bezüglich dem

<sup>79</sup> Das Portfolio wird anhand des Erwartungswertes und der Varianz algorithmisch optimiert und weist somit die beste Kombination zwischen Rendite und Risiko auf unter der Verwendung der geschätzten Parameter.

längeren Anlagehorizont geschätzt werden, welche in einem verbesserten Rendite-/Risikoprofil resultieren können.

Strukturbrüche und Regimeveränderungen führen zu veränderten Verhaltensweisen der datengenerierenden Prozesse. Diese veränderten Verhaltensweisen beeinflussen wiederum die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung (gWv) dieser Prozesse. Um den Übergang und die Veränderung dieser gWv zu modellieren, werden in dieser Forschungsarbeit BNs verwendet. Dies soll in Abb. 29 dargestellt werden.

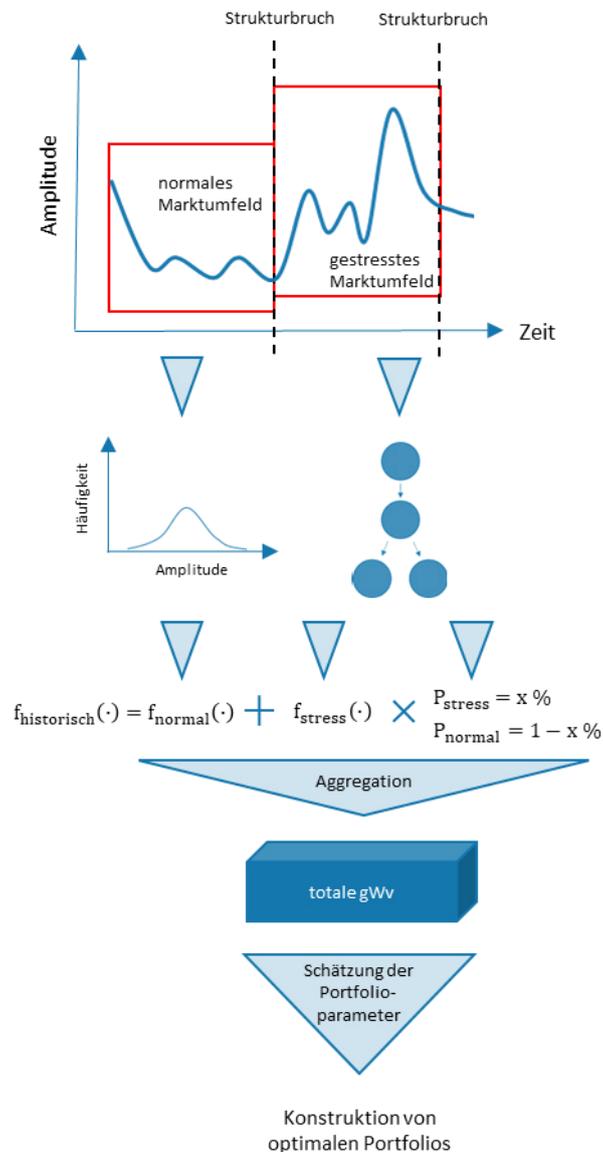


Abb. 29: Prozess zur Konstruktion der totalen gWv anhand von PGMs (Quelle: Eigene Darstellung)

Analog zu den vorhergehenden Illustrationen, soll eine Zeitreihe angenommen werden, welche einen Strukturbruch bzw. eine Regimeveränderung aufweist. Die historische Verteilung  $f_{\text{historisch}}(\cdot)$  des normalen Marktumfeld wird als Annäherung für das Verteilungsgesetz  $f_{\text{normal}}(\cdot)$  des datengenerierenden Prozesses im Normalzustand herangezogen. Im Vergleich zur historischen Verteilung im normalen Marktumfeld ist die historische Verteilung sehr instabil und liefert keine robuste Schätzung der Verteilung der Renditen im Stresszustand, was im Unterabschnitt 2.3.1.2 anhand des Untersuchungsgegenstandes aufgezeigt wurde. Daher wird das gestresste Marktumfeld durch ein Bayessches Netz modelliert, um die Wahrscheinlichkeit eines Strukturbruchs und die veränderten

Wechselwirkungen und Verhaltensweisen des datengenerierenden Prozesses im Stresszustand kausal-strukturiert<sup>80</sup> zu erfassen. Durch die Schätzung bzw. Konstruktion von  $f_{\text{normal}}(\cdot)$  bzw.  $f_{\text{stress}}(\cdot)$  und der Wahrscheinlichkeit  $P_{\text{stress}}$  lässt sich die totale gWv berechnen, welche die beiden Verteilungen wahrscheinlichkeitsgewichtet aggregiert. Aus der totalen gWv lassen sich wiederum die Portfolioparameter berechnen, welche zur Konstruktion von optimierten Portfolios benötigt werden.

Basierend auf den Ausführungen in diesem Unterabschnitt lässt sich für die beiden Lösungsansätze annehmen, dass sie in Bezug auf die Problemstellung dieser Arbeit vielversprechende Resultate ermöglichen könnten. Das Spektrum von möglichen Anwendungen der beiden Lösungsansätze für wirtschaftswissenschaftliche Zusammenhänge ist sehr breit und wird im Abschnitt 2.5 nochmals aufgezeigt. Dieser Unterabschnitt hat aber den Fokus und die beabsichtigte Anwendung bezüglich der beiden alternativen Schätzverfahren aufgezeigt.

Die beiden Lösungsansätze werden in Kapitel 6 aus einer Praxisperspektive kritisch gewürdigt und dabei die Vorteile und Nachteile aufgezeigt bezüglich der Portfolioanalyse. Dabei sollen die Erfahrungen, basierend auf den durchgeführten Studien des empirischen Teils, berücksichtigt werden.

#### **2.3.4 Mehrwert und Zielsetzung der Arbeit**

Aus Sicht der Forschung ergibt sich aus der Dissertation ein dualer Mehrwert. Zum einen erweitert sich der Wissensstand der robusten Portfoliokonstruktion durch die Anwendung der erwähnten alternativen Schätzmethoden der Eingabeparameter – insbesondere der zweiten statistischen Momente der gWv - und den Vergleich mit traditionellen Methoden. Zum anderen werden durch die vertiefte Analyse des Forschungsobjektes mögliche kausale Abhängigkeitsfaktoren aufgezeigt und ein besseres Verständnis der Zeit- und Zustandsabhängigkeit der Portfolioallokation innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken erarbeitet.

Durch den erwarteten Erkenntnisgewinn aus der Dissertation können in der Praxis Portfolios innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken konstruiert werden, welche ein verbessertes Risiko/Rendite-Profil aufweisen. Durch die Anwendung von innovativen Schätzmethoden der Eingabeparameter sollten im Vergleich zu traditionellen bessere risikoadjustierte Portfoliorenditen aufgezeigt werden können. Außerdem können die Erkenntnisse auch für ein verbessertes Risikomanagement sorgen, da das Portfoliorisiko mit einer größeren Verlässlichkeit bestimmt und auch erklärt werden kann. Aus praktischer Sicht bietet es sich für zukünftige Studien auch an, den methodologischen Teil der Dissertation auf andere Forschungsobjekte anzuwenden.

Das hauptsächliche Ziel ist durch innovative, robuste Schätzmethoden der Abhängigkeitsstrukturen eine verbesserte Anlageallokation innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken aufzuzeigen, zu konstruieren und praktische Handlungsvorschläge abzuleiten. Der empirische Teil der Arbeit soll, die im theoretischen Teil gewählten Methoden anwenden, d.h., die stochastischen Abhängigkeiten (Korrelationen) schätzen und daraus abgeleitet MPT-optimierte Portfolios konstruieren. Aus den Gewichungen können dann die Portfoliorenditen über die Zeit errechnet werden. Die resultierenden Korrelationen und Portfoliorenditen können nun miteinander beziehungsweise mit anderen

---

<sup>80</sup> Kausal-strukturiert bedeutet in diesem Zusammenhang, dass die pfadabhängigen, kausalen und probabilistischen Zusammenhänge, welche zu den nachhaltigen Veränderungen des datengenerierenden Prozesses im Stresszustand führen, in einer Netzstruktur erfasst werden.

konventionellen Methoden, wie einfache, historische Parameterschätzungen oder gleichgewichtete Portfolios, verglichen werden. Dabei werden Rendite- und Risikomaßzahlen verwendet, welche auf quantitativer Basis Schlussfolgerungen für die Implementierung in Praxis und Forschung zulassen, wie zum Beispiel die jährliche Rendite, der *Maximum Drawdown* oder der *Conditional Value at Risk*. Es sollen aber auch technische Aspekte mitberücksichtigt werden, wie die Schwankungen der Portfolio-gewichte oder der verwendete Hebel. Diese beeinflussen mögliche Handlungsempfehlungen bezüglich der Portfolioverwaltung durch höhere operationale Kosten oder Risiken.

Der Implementierungsteil der Dissertation soll die Ergebnisse aus dem empirischen Teil aufnehmen und mögliche Handlungsempfehlungen basierend auf den Erkenntnissen formulieren. Dabei sollen die empirischen Ergebnisse interpretiert bzw. bewertet werden und der Modellierungsansatz aus praktischer Sicht qualitativ einer kritischen Würdigung unterzogen werden. Der Implementierungsteil soll außerdem die Motivation aus der Einleitung und die Problemstellung des Forschungsobjektes nochmals aufgreifen, um dem hier vorgeschlagenen Mehrwert bzw. der Zielsetzung zu wissenschaftlicher Substanz zu verhelfen.

## 2.4 Illustration und Übersicht der theoretischen Grundlagen der Forschungsmethodik

Dieser Abschnitt soll die Forschungsmethodik, die Anwendung der WA und PGMs, illustrieren und somit die technischen Aspekte des empirischen Teils vorbereiten. Die jeweiligen theoretischen Grundlagen der beiden Verfahren werden im Appendix unter 11.4 für die WA und unter 11.5 für PGMs aufgeführt.

### 2.4.1 Wavelet-Analyse (WA)

---

*“Wavelets are everywhere nowadays. Whether in signal or image processing, in astronomy, in fluid dynamics (turbulence), or in condensed matter physics, wavelets have found applications in almost every corner of physics. Furthermore, wavelet methods have become standard fare in applied mathematics, numerical analysis, and approximation theory.”*

*(Antoine, 2003, S. 68)*

---

Masset (2008, p. 2) beschreibt Wavelets als Funktionen, welche die zeitliche Evolution der Frequenzkomponenten eines Signals auf verschiedenen Skalen darstellen können. Dies ermöglicht die gleichzeitige Untersuchung von globalen als auch lokalen Regularitäten des Signals. Durch die Kombination von

Zeit- und Frequenzanalyse kann die WA nicht nur viele Problematiken der frequenzbasierten Analyse<sup>81</sup> (z.B. Fourier-Transformation) umgehen (Masset, 2008, p. 13), sondern bietet auch für konventionelle Analysemethoden im Zeitbereich eine verbesserte Analyse-Alternative (Masset, 2008, p. 13). Anwendungen in der Signal- und Bildverarbeitung, Medizin, Geophysik und Astronomie gibt es seit Anfang der 80er-Jahre im Überfluss, aber die Anwendungen von Wavelets in wirtschaftlichen Untersuchungen sind neue Entwicklungen in der wirtschaftswissenschaftlichen Forschung (Roesch & Schmidbauer, 2018, S. 4). Die WA offenbart verborgene Informationen des datengenerierenden Prozesses, welche unter anderem neuartige Sichtweisen auf die Wirkungsweisen der Finanzmärkte ermöglicht.

Die Grundlagen der WA, welche im empirischen Teil später verwendet werden, wurden im Appendix (11.4) dargestellt. Sie basieren auf Gençay, Selçuk und Whitcher (2002a) beziehungsweise In und Kim (2013). Die Grundlagen befassen sich zuerst mit der stetigen Form und geht dann über zur diskreten Wavelet-Transformation (WT). Darauf aufbauend werden die *MODWT* und die *MSA* erläutert. In den zwei letzten Kapiteln werden die Wavelet-Kovarianz und Wavelet-Korrelation beziehungsweise die Wavelet-*DCC* und die Wavelet-Kohärenz dargelegt.

Zur Illustration der WA und zur Förderung des intuitiven Verständnisses der WA werden hier einzelne Elemente aus den Grundlagen im Appendix selektiert und dargestellt. Die Selektion bezieht sich auf die stetige Wavelet-Transformation, welche hier illustrativ dargestellt werden soll.

Die Stetige Wavelet-Transformation (SWT)  $W(\cdot)$  ist definiert als das Integral über die gesamte Zeit eines Signals multipliziert mit skalierten, verschobenen Versionen der Wavelet-Funktion  $\psi(\cdot)$ :

$$W(\text{Skala}, \text{Position}) = \int_{-\infty}^{\infty} x_t \psi(\text{Skala}, \text{Position}, t) dt \quad (2.34)$$

Die Ergebnisse der SWT sind mehrere Wavelet-Koeffizienten  $C$ , die eine Funktion von Skala und Position sind. Skala und Position können beliebige Werte annehmen, welche mit dem Bereich der Zeitreihe  $x_t$  kompatibel sind. Multipliziert man jeden Koeffizienten mit dem entsprechend skalierten (gestreckten) und verschobenen Wavelet, erhält man die konstituierenden Wavelets des Originalsignals. Wenn das Signal eine Funktion einer stetigen Variablen ist und eine Transformation, die eine Funktion von zwei stetigen Variablen ist, gewünscht wird, kann die SWT in Anlehnung an Burrus *et. al* (1998) definiert werden durch:

$$W(u, s) = \int x_t \psi_{u,s}(t) dt \quad (2.35)$$

wobei

---

<sup>81</sup> In diesem Sinne stellt die WA einen tragfähigen Kompromiss, des in diesem Zusammenhang auftretenden Zeit- und Frequenzauflösungsdilemmas (resultierend aus der Heisenbergschen Unschärferelation), dar (Gallegati, Gallegati, Ramsey, & Semmler, 2022, S. 32).

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (2.36)$$

und  $\psi(t)$  das Mutter-Wavelet darstellt und  $u, s \in \mathbb{R}$  reale stetige Variablen sind.

Um die hohen und niedrigen Frequenzen des Signals zu erfassen, verwendet die Wavelet-Transformation eine Grundfunktion (Mutter-Wavelet), die gestreckt (skaliert) und verschoben wird. Ein Wavelet zu **skalieren**, bedeutet prinzipiell, es zu dehnen oder zu stauchen. Für eine formale Beschreibung wird ein Skalierungsfaktor  $s$  eingeführt, so dass  $\psi_b(t) = \psi_b\left(\frac{t}{s}\right)$ . Je kleiner der Skalierungsfaktor, desto komprimierter das Wavelet (siehe Abb. 30).



Abb. 30: Einfluss des Skalierungsfaktor, illustriert an dem Morlet-Wavelet (Quelle: Eigene Darstellung)

Es ist naheliegend, die Wavelet-Skala mit dem konventionellen Frequenzmaß, welches mit der Fourier-Transformation berechnet wird, zu vergleichen. Ein kleines  $b$  führt zu einem komprimierten Wavelet, was stärkere Schwankungen von granularen Signalepisoden bedeutet. In der Konsequenz können so höherfrequente Oszillationen abgebildet werden. Im Gegensatz dazu kann ein hoher Skalierungsfaktor, niederfrequente Bewegungen erfassen.

Ein Wavelet zu **verschieben** bedeutet, es auf der Zeitachse zu bewegen. Mathematisch gesehen wird die Verzögerung einer Funktion  $\psi(t)$  durch  $a$  als  $\psi(t-u)$  dargestellt und somit zu einer Linksverschiebung auf der Zeitachse.

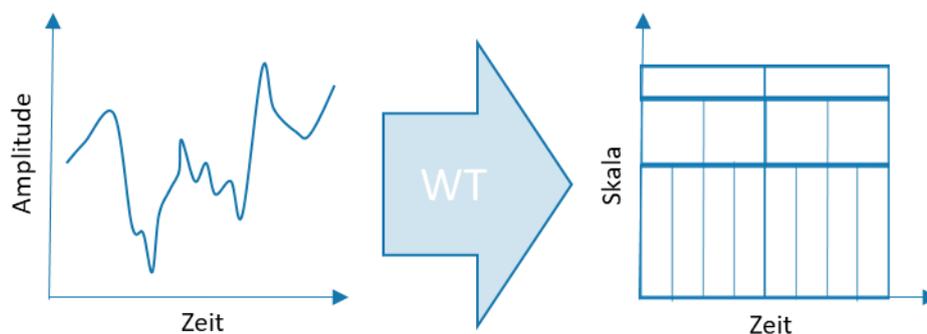


Abb. 31: Übersetzung eines Signals in der Zeitdomäne in die Skaldomäne (Quelle: Eigene Darstellung)

Durch die **Skalierung** und die **Verschiebung** des Wavelets passt sich die WT intelligent an, um Merkmale über einen breiten Frequenzbereich zu erfassen, und hat somit die Fähigkeit, Ereignisse zu

erfassen, die lokal in der Zeit sind. Ein Signal in der Zeitdomäne lässt sich somit durch die WT in die Skalendomäne übersetzen, ohne zeitpunktspezifische Informationen zu verlieren (Abb. 31).

#### 2.4.2 Probabilistische Graphische Modelle (PGMs)

Dieses Zitat von Michael Irwin Jordan aus dem Jahre 1998 beschreibt die Grundidee von PGMs sehr treffend (Murphy, 2021):

---

*"Graphical models are a marriage between probability theory and graph theory. They provide a natural tool for dealing with two problems that occur throughout applied mathematics and engineering -- uncertainty and complexity -- and in particular, they are playing an increasingly important role in the design and analysis of machine learning algorithms [...]."*

---

PGMs wurden bereits in anderen Bereichen, wie Informatik, Technik und Medizin, umfassend angewendet und fanden erst kürzlich ihren Weg in die Finanzwelt durch den Einsatz von Bayesschen Netzen (BNs) (eine Unterart von PGMs) zur Stressanalyse und Vermögensallokation<sup>82</sup>. BNs, die von Judaa Pearl in den 1980er Jahren entwickelt wurden, sind ein Beispiel für ein PGM, deren Anwendungen medizinische Diagnose, klinische Studien, Microsofts Druckerfehlerdiagnose, Zuverlässigkeitsstudien, Software-Fehlerprognosen und Sprachwissenschaft umfassen (Pearl, 2009). Obwohl sich BNs in vielen Bereichen als erfolgreich erwiesen haben, war ihre Anwendung für Probleme der Finanzwelt, bis zur Weltfinanzkrise 2007-2008, recht begrenzt<sup>83</sup>. Rebonato (2010a) schlug erstmals die Anwendung von BNs bei der Gestaltung kohärenter Szenarien für Marktrisiken vor.

BNs sind ein wirksames Werkzeug sind, um kausale und nicht nur assoziative Beziehungen auszudrücken. Sie eignen sich auch für die Einbindung von Vorinformationen, welche in keinem Datensatz vorhanden sind. Dies war zum Zeitpunkt der Weltfinanzkrise tatsächlich nötig, da die meisten der bestehenden Modelle auf statistischen Beziehungen zwischen Hunderten von Variablen basierten, die aus historischen Daten abgeleitet wurden. Diese Modelle gaben nicht einmal eine annähernde Risikoeinschätzung ab, nicht nur unmittelbar vor der Krise, sondern auch dann nicht, wenn die Notlage in der Wirtschaft deutlicher zutage trat. Dieser Unterabschnitt soll die Grundlagen von PGMs darstellen und somit die theoretische Basis schaffen für die geplanten Anwendungen im empirischen Teil der Dissertation.

Es gibt drei Grundarten von PGMs: Bayessche Netze, Markov-Zufallsfelder und Kettendiagramme. Kettendiagramme sind eine Kombination der ersten beiden Arten. In dieser Dissertation werden nur

---

<sup>82</sup> siehe zum Beispiel Rebonato (2010) oder Rebonato und Denev (2014)

<sup>83</sup> BNs wurden verwendet, um operationelle Risiken, die streng genommen keine finanziellen Risiken sind, zu modellieren. Alexander (2000) bietet exemplarisch einen Überblick über den Bereich.

Bayessche Netze verwendet. Die theoretischen Grundlagen der zwei weiteren Arten werden aber aus Vollständigkeitsgründen im Appendix vorgestellt. Diese werden aber im empirischen Teil nicht weiter vertieft. Im Weiteren wird in dieser Arbeit nur der diskrete Fall behandelt.

Zur Illustration von PGMs und zur Förderung des intuitiven Verständnisses von PGMs sollen hier einzelne Elemente aus den Grundlagen im Appendix selektiert und dargestellt werden. Die Selektion bezieht sich auf BNs, welche hier illustrativ dargestellt werden sollen, wie auch die Berechnungsschritte der gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung basierend auf einem hypothetischen BN.

Ein BN (beispielhaft dargestellt in Abb. 32)  $B$  mit  $E$  Variablen **definiert** sich aus den folgenden zwei Komponenten (Williamson, 2005):

1. Einem gleich gerichteten azyklischen Graph  $G = (E, A)$ , wobei  $E$  und  $A$  jeweils die Mengen von Knoten (Variablen) und gerichteten Kanten im Graphen sind. Zur Beschreibung des Netzes werden Familienterminologien verwendet (Eltern, Kinder, Nachkommen), welche entsprechend abgekürzt als Funktion verwendet werden ( $\text{Elt}()$ ,  $\text{Knd}()$ ,  $\text{Nak}()$ ).
2. Eine Wahrscheinlichkeitsspezifikation  $S$ . Für jede Variable  $E_i \in E$  wird eine Wahrscheinlichkeitstabelle angegeben  $P(E_i | \text{Elt}(E_i))$ , die die Wahrscheinlichkeit dieser Variablen enthält abhängig von ihren Eltern (für Knoten ohne Eltern gilt die Grenzwahrscheinlichkeit  $P(E_i)$ ).

Um weitere Schlussfolgerungen aus dieser Definition zu treffen, ist es notwendig, den Begriff der **bedingten Unabhängigkeit** innerhalb von BNs zu erläutern. In einem BN ist eine Variable (und damit ein Knoten) unabhängig von allen Variablen, die nicht ihre Nachkommen sind, wenn ihre Eltern gegeben sind:

$$A_i \perp \neg \text{Nak}(A_i) | \text{Elt}(A_i) \quad (2.37)$$

Dies wird auch als Markov-Bedingung bezeichnet. Wenn BNs mit einer kausalen Interpretation ausgestattet sind, spricht man von einer kausalen Markov-Bedingung. Für ein angenommenes BN mit vier Variablen, wie in Abb. 32 illustriert, ergeben sich folgende bedingten Unabhängigkeitsannahmen:

$$(B \perp C | A), (C \perp D | A), (B \perp D | A) \quad (2.38)$$

Diese Aufstellung ist hilfreich, um lokale Unabhängigkeiten für einzelne Knoten aufzuzeigen oder die Implikationen einer marginalen Netzerweiterung zu evaluieren. Um aber weitreichendere Aussagen bezüglich der Unabhängigkeiten ganzer Knotengruppen gegeneinander zu evaluieren, bedarf es aber einem generischerem Kriterium, welches im Appendix wiedergegeben ist.

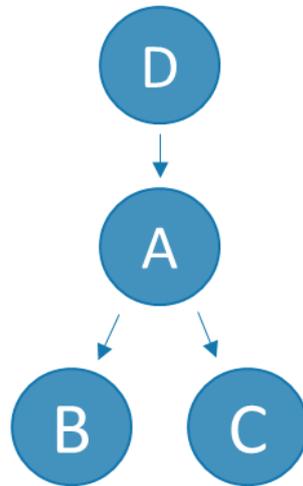


Abb. 32: BN mit vier Variablen und drei gerichteten Kanten (Knoten) (Quelle: Eigene Darstellung)

Die dargelegten grundlegenden Eigenschaften und Verhaltensweisen von BNs sollen hier nun erweitert und es soll aufgezeigt werden, wie die Knotenpunkte mit Zahlen kalibriert werden können und durch das kalibrierte BN, zusammen mit der Verteilung im Normal-Zustand, die totale gWv hergeleitet werden kann.

Wie bereits erwähnt, muss für jeden Knotenpunkt die bedingte Wahrscheinlichkeit angeführt werden<sup>84</sup>, für alle Zustände in Abhängigkeit der Eltern. Für die Startknotenpunkte ohne Eltern werden die marginalen Wahrscheinlichkeiten verwendet.

Die Informationsquellen für die Herleitung der Wahrscheinlichkeiten können durch „objektive“ Angaben seitens des Staates oder Regulators, qualifiziertes Fachwissen<sup>85</sup>, historische oder marktimplizierte Daten herrühren (Denev A. , 2015, S. 139-164).

Um die gWv für das BN zu berechnen werden folgende Zufallsvariablen  $X_1, \dots, X_n$  angenommen. Diese lassen sich auf Basis der generellen Eigenschaft von gWv wie folgt in Bezug zueinander setzen (Denev A. , 2015, S. 94-95):

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | X_{i-1} \dots X_1) \quad (2.39)$$

Die Nummerierung der Variablen in einem BN lässt sich mit dem obersten linken Knotenpunkt in der Reihenfolge 1, 2, ... beginnen und dann Level für Level bis zur untersten Ebene fortfahren. So sind wir sicher, dass für einen Knotenpunkt  $j$  alle Knoten  $j - 1, j - 2, \dots, 1$  keine Nachkommen sind. Gemäß der Definition von bedingten Abhängigkeiten in einer BN ist eine Variable unabhängig von ihren Nicht-Nachkommen, wenn ihre Eltern gegeben sind. Wir können daher die obige Gleichung vereinfachen zu (Denev A. , 2015, S. 94-95):

<sup>84</sup> Die verschiedenen Einschränkungen bezüglich der gültigen Wahrscheinlichkeiten in einem BN werden in Rebonato und Denev (2013) extensiv beschrieben.

<sup>85</sup> Der Begriff wird im Kapitel 3.1 (Forschungslücke) genauer definiert.

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | \text{Elt}(X_i)) \quad (2.40)$$

Diese Gleichung stellt eine große Vereinfachung<sup>86</sup> dar. Indem die benötigten Informationen auf lokale Beziehungen beschränkt wird, die bereits beim Aufbau des Netzes angegeben wurden, kann eine globale gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung  $f_{\text{stress}}(\cdot)$  dieser Zufallsvariablen oder auch Risikofaktoren abgeleitet werden. Diese Verteilung beinhaltet alle möglichen Zustandskombinationen der Risikofaktoren  $x_1, x_2, \dots, x_m$  ohne den Fall, dass alle im Normalzustand sind, d.h.  $\{0, 0, \dots, 0\}$  wobei normal 0 und gestresst 1 entspricht. Denev (2015, S. 223-225) formuliert die Verteilung folgendermaßen:

$$f_{\text{stress}}(\mathbf{r}_t) = \sum_{X_1, X_2, \dots, X_m \in \{0, 1, \dots, 0\}} p_{x_1, x_2, \dots, x_m} f_{X_1, X_2, \dots, X_m}(r_1, r_2, \dots, r_n) \quad (2.41)$$

$x_1, x_2, \dots, x_m$  stellt dabei eine bestimmte Instanziierung von  $X_1, X_2, \dots, X_m$  dar. Für  $m$  Risikofaktoren sind  $2^m$  Kombinationen möglich, welche mit der Formel oben, mit der entsprechenden Wahrscheinlichkeit der Kombination und dem entsprechenden Verteilungsgesetz der Renditetreiber bedingt durch die entsprechende Zustandskombination, aggregiert werden können.

Angelehnt an Denev (2015, S. 223-225) lassen sich die gWv im Stress-Zustand und die gWv im Normal-Zustand folgendermaßen zu einer totalen gWv kombinieren:

$$f_{\text{total}} = p_0 f_{\text{normal}}(\mathbf{r}_t) + (1 - p_0) f_{\text{stress}}(\mathbf{r}_t) \quad (2.42)$$

Die Verteilungsgesetze für den Normal- beziehungsweise Stress-Zustand soll im Rahmen des empirischen Teils erläutert werden.

## 2.5 Aktueller Stand der Literatur bezüglich des geplanten Forschungsprojektes

Dieser Abschnitt soll zunächst einmal den aktuellen Forschungsstand bezüglich der Anlageallokation innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken und der Bewertungsmethoden der einzelnen Kapitalinstrumente aufzeigen. Im zweiten Teil dieses Abschnitts soll dann der Stand der Forschung bezüglich der ausgewählten alternativen Schätzverfahren aufgezeigt werden.

---

<sup>86</sup> Für jeden Knoten reicht das Wissen bis zur Ebene seiner Eltern passiert. Was darüber passiert kann ignoriert werden. Dies bedeutet mitunter eine erhebliche Verringerung der Anzahl von Parametern, die zur vollständigen Spezifizierung der gWv erforderlich sind.

## 2.5.1 Stand der Forschung bezüglich der Bewertung der Kapitalinstrumente aus portfoliotheoretischer und isolierter Perspektive

Dieser Unterabschnitt soll den aktuellen Forschungsstand bezüglich des Forschungsobjekts darstellen, wobei auch Forschungsarbeiten bezüglich der isolierten Bewertung der einzelnen Kapitalinstrumente vorgestellt werden sollen. Dies begründet sich zum einen dadurch, dass von gewissen vorgestellten Ansätzen im empirischen Teil Gebrauch gemacht wird und zum anderen die Arbeiten einen substantziellen Anteil am bestehenden Forschungswissen bezüglich des Forschungsobjektes darstellen. Im Portfoliokontext wurde das Forschungsobjekt bislang wenig erforscht.

### 2.5.1.1 Korrelation und Anlageallokation innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken

Die gemeinsame Renditeverteilung<sup>87</sup> von Kapitalinstrumenten europäischer Banken ist, wie schon erwähnt, auf einen längerfristigen Forschungszeitraum bezogen, noch wenig erforscht. Dies hat sich durch themenverwandte Publikationen in jüngerer Zeit durch einzelne Forschungsarbeiten etwas geändert. Dieser Unterabschnitt soll den aktuellen Forschungsstand beschreiben und aktuelle Ansätze aufzeigen.

Rüdlinger (2015) analysiert zum einen im Rahmen von linearen Regressionen mögliche Renditetreiber von *Contingent Convertibles (CoCos)* und kommt zum Schluss, dass *Credit Default Swaps (CDS)* wie auch die Aktienrenditen einen bedeutenden Einfluss auf die Rendite von *CoCos* ausüben. Zudem wurde nachgewiesen, dass der Einfluss von Zinsveränderungen auf die Rendite von *CoCos* vernachlässigbar ist. Zum anderen wird der Effekt von Neuemissionen von *CoCos* auf die anderen Kapitalinstrumente, insbesondere die Kreditspannen von *CDS* und Aktienrenditen anhand einer Ereignisstudie durch Engel-Granger-Kointegrationstests analysiert. Die Ergebnisse der Ereignisstudie zeigen, dass es statistisch signifikante abnormale Aktienrenditen<sup>88</sup> vor dem Emissionsdatum und im Durchschnitt signifikant positive kumulative abnormale Aktienrenditen innerhalb des Zeitfensters der Neuemissionen gibt. Ammann et al. (2017) kommen in einer späteren extensiveren Studie zu ähnlichen Resultaten. Die Ergebnisse zeigen mögliche Abhängigkeitsverhältnisse innerhalb der Kapitalstruktur auf, beschränken sich aber auf fixierte Zeit- oder Ereignisperioden. Die Datenlage bezüglich *CoCos* war auch zum Zeitpunkt der Studie noch sehr rudimentär, da sich die Anlageklasse der *CoCos* noch in der Entwicklungsphase befunden hat als die Studie durchgeführt wurde.

Jang, Jia und Zheng (2020) untersuchen in ihrer Studie die Problematik der optimierten Anlageallokation eines Wachstumsportfolios innerhalb von *CoCos*, Bankanleihen und Bankaktien. Da das Umwandlungsrisiko bei *CoCos* eng mit der Kapitalstruktur des Emittenten und dem Aktienkurs bei der Umwandlung verbunden ist, modellieren die Autoren sowohl das Aktien- als auch das Kreditrisiko, um dieses Optimierungsproblem zu lösen. Es wird dabei zwischen einem Zustand vor der Umwandlung und einem Zustand nach der Umwandlung unterschieden. Basierend auf dieser Unterscheidung werden optimale Strategien in geschlossener mathematischer Form hergeleitet. Eine Simulation anhand dieser Strategien führt die Autoren zu der Schlussfolgerung, dass unter verschiedenen Marktbedingungen die

---

<sup>87</sup> Der Fokus auf die gemeinsame Renditeverteilung suggeriert für die Anwendung ein Portfoliokontext.

<sup>88</sup> Unter abnormalen Aktienrenditen werden Renditen verstanden, welche sich nicht durch risikoadjustierte Marktfaktoren erklären lassen.

Investition in eine *CoCo*-Anleihe in Kombination mit einer risikofreien Anleihe ein höheres erwartetes Wachstum bietet als die Investition in Aktien.

Li und Li (2020) untersuchen die Beziehung zwischen europäischen *CoCos*, Aktien und Anleihen, die von Banken ausgegeben werden, anhand täglicher Daten. Die Autoren schätzen die dynamischen Korrelationen anhand der *DCC-GARCH*-Methode. Das Ergebnis der Studie ist, dass die *CoCo*-Anleihen eine engere Beziehung zu Bankaktien aufweisen als Anleihen. Die Studie offenbart, dass wenn systemisch<sup>89</sup> wichtige Banken der Gefahr eines Konkurses ausgesetzt sind, die Korrelationen der drei Anlagesegmente zunehmen. Mit dem BEKK-Modell, welches im Unterabschnitt 2.3.2 bereits kurz vorgestellt wurde, analysieren Li und Li (2020) außerdem die *Spillover*-Effekte zwischen den drei Anlagesegmenten und stellen fest, dass sich die Effekte im Laufe der Zeit verändern und der Markt für *CoCo*-Anleihen professioneller und reifer geworden ist.

Zeitsch und Davis (2020) analysieren das Abhängigkeitsverhältnis zwischen *CoCos* und Aktien, Kreditrisikoprämien von Bankanleihen (*CDS*), Zinssätzen, impliziten Volatilitäten und Fremdwährungskursen. Basierend auf den Schätzungen der dynamischen Korrelation anhand der *DCC-GARCH*-Methode findet man, dass *CoCo*-Anleihen am stärksten mit *CDS* korreliert sind. Durch die Konstruktion des *Minimum Spanning Trees* der resultierenden Korrelationen wird die primäre Verbindung zu den *CDS* bestätigt. Es wird festgestellt, dass die implizite Volatilität eine sekundäre bis tertiäre Abhängigkeit hat, die sich in ihrer Bedeutung mit Aktien abwechselt. Zinssätze und Wechselkurse haben wenig Einfluss auf *CoCo*-Anleihen.

#### 2.5.1.2 Isolierte Bewertung von unbesicherten, vorrangigen Bankanleihen

Die Forschung der Renditeentwicklung der Kapitalstruktur von europäischen Banken hat sich in den letzten Jahren stark auf isolierte Bewertungsmodelle von bPwa und europäischen *AT1*-Anleihen konzentriert. Dies ist sicher damit begründet, dass diese eine neu geschaffene Anlageklasse war und daher auch ein Praxisbedürfnis von neuen, theoretischen Bewertungsansätzen entstand. Bankaktien spielen aber bei gewissen Ansätzen in der Bewertung von europäischen *AT1*-Anleihen eine bedeutende Rolle, werden aber als exogene Variable behandelt. Die Forschung bezüglich der Bewertung von Bankaktien *per se* orientiert sich stark an buchhalterischen Finanzvariablen und makroökonomischen Indikatoren. Die Forschung von vorrangigen, unbesicherten Bankanleihen orientieren sich an Kreditratings und ebenso an makroökonomischen Indikatoren. Qualitative und quantitative Forschungsanalysen der Abhängigkeitsverhältnisse innerhalb der Kapitalstruktur von europäischen Banken aus Investorensicht sind erst in jüngster Zeit entstanden, da sich die neueren Kapitalinstrumente zuerst etablieren mussten und gewisse Segmente vor der Finanzkrise nur ein kleiner, eher illiquider Markt darstellten.

Die Forschung bezüglich der Bewertung von unbesicherten, vorrangigen Bankanleihen konzentriert sich stark an empirischen Untersuchungen, wobei folgende Publikationen das Spektrum der letzten Jahre aufzeigen:

---

<sup>89</sup> Systemisch wichtige bzw. systemrelevante Banken werden durch den zuständigen Regulator als solche qualifiziert, z.B. definiert der Finanzstabilitätsrat die Liste der global systemrelevanten Banken.

- Mehrere empirische Studien im Zeitraum von 2001 bis 2005 bezüglich von Kreditrisikoprämien finden, dass das Kreditrating eines der wichtigsten Determinanten darstellt, (Elton, E., Gruber, Agrawal, D., & Mann, 2001; Hull, Predescu, & White, 2004; Gabbi & Sironi, 2005; Longstaff, Mithal, & Neis, 2005).
- Dennoch werden auch andere Faktoren als wichtig erachtet: Laufzeit (Fons, 1987; Sarig & Warga, 1989; Helwege & Turner, 1999), Liquidität (Longstaff, Mithal, & Neis, 2005; Chen, Lesmond, & Wei, 2007), systematisches Risiko (Elton, E., Gruber, Agrawal, D., & Mann, 2001), unvollständige Rechnungslegungsinformationen (Flannery, Nikolova, & Öztekin, 2012), Fremdverschuldungsgrad (Flannery, Nikolova, & Öztekin, 2012) und Steuern (Elton, E., Gruber, Agrawal, D., & Mann, 2001).
- Marktvariablen, wie das Zinsniveau, die Steigung der Zinskurve und die Marktvolatilität, haben ebenfalls einen signifikanten Einfluss auf die Kreditrisikoprämien von einfachen Anleihen (Campbell & Taksler, 2003; Krishnan, Ritchken, & Thomson, 2005). Für den besonderen Fall von Bankanleihen zeigt Zaghini (2014), dass Bonität, Staatsgarantien, das Kreditrisiko von Staaten und die systemische Relevanz der emittierenden Institutionen ebenfalls einen signifikanten Einfluss auf deren Kreditrisikoprämien haben.

### 2.5.1.3 Isolierte Bewertung von bedingten Pflichtwandelanleihen (AT1-Anleihen)

Dieser Unterabschnitt beschreibt die gängigsten Bewertungsmodelle für europäische AT1-Anleihen, die in wissenschaftlichen Zeitschriften veröffentlicht wurden. Diese lassen sich in drei Hauptansätzen zusammenfassen (Wilkens & Bethke, 2014): der **Kreditderivat-Ansatz**, der **Aktienderivat-Ansatz** und der **strukturelle Ansatz**. Diesen Ansätzen ist das stochastische Optionsbewertungsmodell von Black und Scholes (1973), Merton (1973) und Merton (1974) gemeinsam, welches im folgenden Absatz zuerst hergeleitet wird.

#### Black-Scholes-Merton Model

Black and Scholes (1973) lieferte ein theoretisches Optionsbewertungsmodell, das teilweise auf dem CAPM basiert und mit dem Unternehmensverbindlichkeiten, wie Eigenkapital oder Fremdkapital, bewertet werden können. Merton (1973) hat ein ähnliches, aber allgemeineres Modell abgeleitet, dessen Bewertung nicht vom CAPM abhängt. Beide Forschungsergebnisse kombiniert ergeben das sogenannte Black-Scholes-Merton-Modell. Das Modell geht von einem zeitabhängigen, stochastischen Aktienkursprozess aus. Die Gleichung (2.43) formuliert den Prozess, wobei  $S$  als Aktienkurs definiert ist,  $\mu$  als erwartete Rendite,  $\sigma$  als Volatilität,  $t$  als Zeit und  $\varepsilon$  als stochastische Variable, welche einem Wienerprozess folgt (Hull J. C., 2012, S. 309-310).

$$dS = \mu S dt + \sigma S d\varepsilon \quad (2.43)$$

Durch Itô's Lemma

$$df = \left( \frac{\delta f}{\delta S} \mu S + \frac{\delta f}{\delta t} + 0.5 \frac{\delta^2 f}{\delta S^2} \sigma^2 S^2 \right) dt + \frac{\delta f}{\delta S} \sigma S d\varepsilon \quad (2.44)$$

lässt sich die Black-Scholes-Merton-Differenzialgleichung herleiten.

$$rf = \frac{\delta f}{\delta t} + rS \frac{\delta f}{\delta S} + 0.5 \frac{\delta^2 f}{\delta S^2} \sigma^2 S^2 \quad (2.45)$$

$f$  stellt hierbei der Preis des Derivats dar. Durch eine *Short-Position* im Derivat und einer *Long-Position* von  $\frac{\delta f}{\delta S}$  in der Aktie wird ein risikoloses Portfolio konstruiert und damit fällt auch die stochastische Variable weg.

Eine Möglichkeit zur Umsetzung von Gleichung (2.45) wurde von Merton (1974) vorgestellt. Er entwickelte ein Bewertungsmodell, welches aus Aktienkursen die Kurse von Unternehmensanleihen ableitet. In seinem Modell wird der Eigenkapitalwert  $E$  als *Call-Option* auf den Wert des Gesamtvermögens  $V$  und der Ausübungspreis als Rückzahlungswert der Schuld  $D$  wahrgenommen (Merton R. C., 1974, S. 450-455; Hull J. C., 2012, S. 313-315).

$$E_0 = V_0 \Phi(d_1) - D e^{-rT} \Phi(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_0}{D}\right) - \left(r + \frac{\sigma_V^2}{2}\right)T}{\sigma_V \sqrt{T}} \quad (2.46)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_V \sqrt{T}$$

$T$  ist definiert als der Zeitpunkt, zu dem die Schuld getilgt werden muss.

Der Wert der heutigen Schuld kann durch die Subtraktion des Wertes des Eigenkapitals vom Gesamtvermögenswert abgeleitet werden, damit kommt man wieder zur allgemeinen Finanztheorie zurück.

$$D_0 = V_0 - E_0 \quad (2.47)$$

Das Black-Scholes-Merton Model ist, wie eingangs erwähnt, die formal-analytische Schablone der drei Bewertungsansätze von *AT1*-Anleihen, welche im folgenden Unterabschnitt dargestellt werden sollen.

#### Der Kreditderivat-Ansatz

Die Fokussierung auf die Ausfallwahrscheinlichkeit einer europäischen *AT1*-Anleihe oder *CoCo*-Anleihe ist eine Möglichkeit, wie dieses Instrument modelliert werden kann. In diesem Modell wird davon ausgegangen, dass der Kreditaufschlag der europäischen *AT1*-Anleihe nur die Ausfallintensität widerspiegelt, *ergo* geht einem möglichen Konkurs ein Kapitalumwandelungsereignis voraus (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 14). Darüber hinaus wird zwischen der Ausfallintensität  $\lambda$  und der Überlebenswahrscheinlichkeit  $p_s$  unterschieden. Letzteres kann durch Gleichung (2.48) abgeleitet werden, wobei  $T$  als Zeithorizont definiert ist, während Gleichung (2.49) die Ausfallwahrscheinlichkeit  $p_d$  formuliert (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 14).

$$p_s = e^{-\lambda T} \quad (2.48)$$

$$p_d = 1 - e^{-\lambda T} = 1 - p_s \quad (2.49)$$

Abhängig von der Rückzahlungsrate  $R$  (Rückzahlung des Nominalwertes der *CoCo*-Anleihe) kann der Kreditaufschlag<sup>90</sup>  $K$  abgeleitet werden, wie in den Gleichungen dargestellt (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 15).

$$K = (1 - R)\lambda \quad (2.50)$$

$$R = 1 - \frac{L}{N} \quad (2.51)$$

$$R = \frac{S_c}{C_p} \quad (2.52)$$

Im Falle einer vollständigen Abschreibung wäre die Rückzahlungsrate null Prozent, da der Verlust dem Nominalwert  $N$  der Anleihe entspricht. Eine Umwandlung in Aktien würde zu einem Verlust in Abhängigkeit vom Umwandlungspreis  $C_p$  und dem Aktienkurs zum Zeitpunkt der Umwandlung  $S_c$  führen, wie in Gleichung (2.52) (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 15) formuliert.

Die Auszahlungsstruktur einer *CoCo*-Anleihe ist vergleichbar mit einem *Barrier-Reverse-Convertible*, wobei die Barriere als Umwandlungsauslöser fungiert. Wird davon ausgegangen, dass die Eigenkapitalquote mit dem Aktienkurs korreliert, kann die Ausfallintensität über das Black-Scholes-Merton-Modell anhand des Aktienkurses als Basiswert geschätzt werden.

De Spiegeleer und Schoutens (2012) verwenden eine Technik, die auf der Forschungsarbeit von Su und Rieger (2009) zur Schätzung der Ausfallintensität von *Barrier-Reverse-Convertibles (BRC)* basiert. Die Gleichungen (2.53) und (2.54) stellen diesen Ansatz dar, bei dem  $p_L$  definiert ist als die Wahrscheinlichkeit, dass die untere Barriere  $S_L$  vom Aktienkurs innerhalb der Laufzeit der *CoCo*-Anleihe  $T$  erreicht wird (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 16).

$$p_L = \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{S_L}{S}\right) - \mu T}{\sigma\sqrt{T}}\right) + \left(\frac{S_L}{S}\right)^{\frac{2\mu}{\sigma^2}} \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{S_L}{S}\right) + \mu T}{\sigma\sqrt{T}}\right) \quad (2.53)$$

wobei

$$\mu = r - q - \frac{\sigma^2}{2} \quad (2.54)$$

---

<sup>90</sup> Die Kreditprämie ist in diesem Fall definiert als die Differenz zwischen der Anleiherendite und dem risikofreien Zinssatz für die gleiche Zeit bis zur Fälligkeit.

$S$  ist definiert als der aktuelle Aktienkurs,  $r$  als kontinuierlicher Zinssatz,  $q$  als kontinuierliche Dividendenrendite und  $\sigma$  als die Volatilität der log normalen Aktienkursrenditen.

Durch die Umstellung der Gleichung (2.48) und unter der Annahme, dass  $p_L$  gleich  $p_d$  ist, kann die Ausfallintensität durch die Gleichung (2.49) abgeleitet werden (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 17).

$$\lambda_{CoCo} = -\frac{\ln(1 - p_L)}{T} \quad (2.55)$$

Daraus lässt sich wiederum der arbitragefreie Kreditaufschlag  $K$  der CoCo-Anleihe herleiten (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 17).

$$K_{CoCo} = -\frac{\ln(1 - p_L)}{T} \left(1 - \frac{S_c}{C_p}\right) \quad (2.56)$$

Die Validität dieses Ansatzes hängt von der positiven Korrelation zwischen Aktienkursen und Kapitalquoten ab, die sehr hoch sein muss. Darüber hinaus muss unter der Annahme einer solchen Korrelation der niedrigere Barrierekurs der Aktie ermittelt werden. Insbesondere bei einer Umwandlung in Aktien wird der Preis verwässert, weshalb  $S_L$  nicht  $S_c$  entspricht. Dies könnte zu einem Bruch der Korrelation führen und zu einem Verlust der Gültigkeit des Modells führen.

Ein weiterer Vorbehalt begründet die Tatsache, dass verlorene Kuponzahlungen bei einem solchen Ansatz nicht berücksichtigt werden. Addiert man diesen Verlust zum Verlust des Rückzahlungswerts, erhöht sich der erforderliche Kreditaufschlag (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 17). Daher überbewertet der Kreditderivate-Ansatz CoCo-Anleihen aufgrund der Kuponzahlungen.

#### Die Bewertung als Aktienderivat

De Spiegeleer und Schoutens (2012) entwickelten einen weiteren Derivat-Ansatz auf Basis der Schuldenbewertung anstelle der Ausfallwahrscheinlichkeit von Kreditinstrumenten. Auch hier bilden die Annahmen von Black-Scholes-Merton die Grundlage des Modells. Diesmal berücksichtigt der Ansatz jedoch die Tatsache, dass im Falle einer Wandlung Kuponzahlungen verloren gehen.

Die Ableitung des Modells erfolgt in zwei Schritten. Zunächst wird eine Nullkupon-CoCo-Anleihe mit Auszahlungen gemäß Gleichung (2.57) (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 21) angenommen.

$$\begin{cases} P_C = \frac{N}{C_p} S_c & \text{Umwandlung ausgelöst} \\ P_C = N & \text{Umwandlung nicht ausgelöst} \end{cases} \quad (2.57)$$

$P_C$  bezeichnet den Zahlungsfluss zum Zeitpunkt der Umwandlung, während alle anderen in diesem Abschnitt genannten Variablen die gleiche Definition wie im Unterabschnitt 0 aufweisen - sofern nicht anders angegeben. Gleichung (2.57) kann auch anhand der Indikatorvariable  $\mathbf{1}$  geschrieben werden als:

$$P_C = N + \frac{N}{C_p} (S_c - C_p) \mathbf{1}_{\{\min(\text{Eigenkapitalquote})_{0 \leq t \leq T} \leq S_L\}} \quad (2.58)$$

Die Indikatorvariable, welche den Wert eins annimmt, wenn die untere Barriere berührt wurde, oder andernfalls null wiedergibt. Unter Bezugnahme auf De Spiegeleer und Schoutens (2012, S. 22) kann die Nullkupon-CoCo-Anleihe daher arbitragefrei durch eine normale Null-Kupon-Unternehmensanleihe (NKU) und eine  $\frac{N}{C_p}$  Long-Position in Knock-In-Forwards<sup>91</sup> (KIF) ersetzt werden. Somit kann der Preis der Nullkupon-CoCo-Anleihe zum Zeitpunkt  $t$  folgendermaßen berechnet werden:

$$P_{t_0,t} = N e^{-rT} + KIF_t \quad (2.59)$$

Im zweiten Schritt werden die Kuponzahlungen zur Laufzeit der CoCo-Anleihe hinzugefügt, die im Falle einer Umwandlung verloren gehen. Daher ist neben dem Knock-In-Forward (KIF) auch eine Short-Position in binären Down-and-In-Optionen<sup>92</sup> (BDIO) im Preismodell zu berücksichtigen (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 23). Für jede Kuponzahlung  $c_t$  muss eine BDIO vorhanden sein, welche folgendermaßen formuliert werden kann.

$$\sum BDIO = \sum_{t=1}^T c_t e^{-rt} \mathbf{1}_{\{\text{Auslösungszeitpunkt} \leq t\}} \quad (2.60)$$

Der theoretische Preis der CoCo-Anleihe kann nun als Summe aus den einzelnen hergeleiteten Komponenten berechnet werden (De Spiegeleer & Schoutens, 2012, S. 24).

$$P_C = NKU + KIF - BDIO \quad (2.61)$$

wobei

$$NKU = N e^{-rT} + \sum_{t=1}^T c_t e^{-rt} \quad (2.62)$$

$$KIF = \frac{N}{C_p} \left[ S e^{-qT} \left( \frac{S_c}{S} \right)^{2\lambda} \Phi(y_1) - C_p e^{-rT} \left( \frac{S_c}{S} \right)^{2\lambda-2} \Phi(y_1 - \sigma\sqrt{T}) - C_p e^{-rT} \Phi(-x_1 + \sigma\sqrt{T}) + S e^{-qT} \Phi(-x_1) \right] \quad (2.63)$$

---

<sup>91</sup> Eine Long-Position in Knock-In-Forwards führt zur Einlieferung von Aktien, wenn der Aktienkurs ein vordefiniertes Niveau erreicht (De Spiegeleer & Schoutens, 2012).

<sup>92</sup> Eine binäre Down-and-In-Option führt zur Auszahlung an den Inhaber, wenn der Basiswert vor Fälligkeit jederzeit ein bestimmtes Niveau erreicht (Broadie, Glasserman, & Kou, 1997). Folglich erfordert der (Leerverkauf) der Position die Zahlung des Betrags bei Verfall, wenn die Barriere erreicht worden ist.

$$BDIO = \sum_{t=1}^T c_t e^{-rt} \left[ \Phi(-x_{1,t} + \sigma\sqrt{t}) + \left(\frac{S_c}{S}\right)^{2\lambda-2} \Phi(y_{1,t} - \sigma\sqrt{t}) \right] \quad (2.64)$$

und

$$x_1 = \frac{\ln\left(\frac{S}{S_c}\right)}{\sigma\sqrt{T}} + \lambda\sigma\sqrt{T} \quad (2.65)$$

$$y_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_c}{S}\right)}{\sigma\sqrt{T}} + \lambda\sigma\sqrt{T} \quad (2.66)$$

$$x_{1,t} = \frac{\ln\left(\frac{S}{S_c}\right)}{\sigma\sqrt{t}} + \lambda\sigma\sqrt{t} \quad (2.67)$$

$$y_{1,t} = \frac{\ln\left(\frac{S_c}{S}\right)}{\sigma\sqrt{t}} + \lambda\sigma\sqrt{t} \quad (2.68)$$

$$\lambda = \frac{r - q + \frac{\sigma^2}{2}}{\sigma^2} \quad (2.69)$$

De Spiegeleer und Schoutens (2012) bewerten KIF durch Abzug eines *Knock-In-Put*-Preises vom *Knock-In-Call*-Preis.

Auch bei diesem Ansatz wird davon ausgegangen, dass die Aktienkurse stark mit den Kapitalquoten des Emittenten korrelieren, es sei denn, die *CoCo*-Anleihe verwendet den Aktienkurs als marktseitigen Auslöser. Im Gegensatz zum Kreditderivatansatz endet dieses Modell mit einem finalen Wert der Anleihe anstelle einer Ausfallwahrscheinlichkeit oder eines Kreditaufschlags.

#### Der strukturelle Ansatz

Pennacchi (2010) wandte ein strukturelles Kreditrisikomodell für bedingtes regulatorisches Kapital an, wobei der Marktwert der Bilanzaktiven einem Sprung-Diffusions-Prozess folgt. Auf der Passivseite der Bank wird zwischen kurzfristigen Einlagen, langfristigen Verbindlichkeiten und Eigenkapital unterschieden. Die Rendite auf den Bankbilanzaktiva verhält sich wie folgt:

$$\frac{dA_t^*}{A_t^*} = (r_t - \lambda_t k_t) dt + \sigma d\varepsilon + (Y_{q_t} - 1) dq_t \quad (2.70)$$

Wobei  $d\varepsilon$  ein Standard-Brownscher-Bewegungsprozess darstellt,  $\lambda$  die risikoneutrale Poisson-Intensität, eine Poisson-verteilte Ereignisvariable  $k$  (gleich 1 bei einem Sprung und 0 ansonsten) und  $Y$  eine Reihe von Zufallsvariablen. Infolgedessen verläuft der Prozess von  $A$  kontinuierlich, mit Ausnahme von zufälligen Sprüngen oder Schocks, die als neue wichtige Marktinformationen interpretiert werden. Die Bewertung des bedingten Kapitals erfolgt nach einer risikoneutralen Methode (Martingal-Modell).

$$V_0 = E_0^Q \left[ \int_0^T e^{-\int_0^t r_s ds} v(t) dt \right] \quad (2.71)$$

In Gleichung (2.71) werden die Zahlungsströme der bedingten Kapitalanleihen (z.B. *CoCo*-Anleihe) für den Kupon sowie der endgültige Nennwert durch  $v(t)$  beschrieben, sofern sie zum Zeitpunkt  $t$  nicht umgewandelt wurden und die Bank in der Lage ist, diese Zahlungsströme bereitzustellen. Pennacchi (2010) verwendete eine Monte-Carlo-Methode, um die Gleichung zu berechnen.

Überdies wird davon ausgegangen, dass das Verhältnis von Kapital zu Einlagen einem mittelwertstationären Prozess folgt, bei dem das Kapital aus Eigenkapital und bedingten Pflichtwandelanleihen besteht. Das Eigenkapital wird mit Marktpreisen bewertet. Auch hier wird davon ausgegangen, dass die bedingten Pflichtwandelanleihen aufgrund eines Marktauslösers, z.B. des Marktwerts des Eigenkapitals, umgewandelt wird. Pennacchi (2010) kommt zu dem Schluss, dass die Kreditaufschläge für bedingte Pflichtwandelanleihen höher sind, wenn die Kapitalisierung der emittierenden Bank tief ist. Ein vordefinierter Diskont auf den Nennwert der Anleihe erhöht auch den erforderlichen Kreditaufschlag.

Albul, Jaffee und Tchisty (2010) entwickelten einen ähnlichen Ansatz. Sie gehen von einem Prozess des Geldflusses nach Steuern mit den folgenden Merkmalen aus.

$$\frac{d\delta_t}{\delta_t} = \mu dt + \sigma dB_t^Q \quad (2.72)$$

wobei  $\mu$  eine konstante Wachstumsrate und  $B_t^Q$  ein Standard-Brownscher-Bewegungsprozess definiert. Die Aktivseite der Bilanz der Bank wird durch Gleichung (2.72) dargestellt, bei der die zukünftigen Geldflüsse abgezinst werden.

$$A_t = E_0^Q \left[ \int_t^\infty e^{-r(s-t)} \delta_s ds \right] = \frac{\delta_s}{r - \mu} \quad (2.73)$$

Die Autoren gehen davon aus, dass die Bank nicht vor der Umwandlung der *CoCo*-Anleihe zahlungsunfähig werden. Der Gesamtwert der Bank ergibt sich aus der Höhe der Bilanzsumme (zuzüglich des Barwerts der Steuervergünstigungen) abzüglich des erwarteten Barwerts der Insolvenzkosten.

Basierend auf diesen etablierten Ansätzen wurden folgende ergänzende Literatur veröffentlicht:

- Corcuera et al. (2013) modellierten den Aktienkurs des Emittenten als Lévy-Prozess mit anschließender Bewertung des *CoCos* mit der gleichen binären Optionsmethode von De Spiegeleer und Schoutens (2012).
- De Spiegeleer und Schoutens (2014) ergänzen ihren Ansatz mit einer Bewertung des Verlängerungsrisikos, welches durch die frühzeitige Kündbarkeit bei *A71*-Anleihen vorliegt.
- Cheridito und Xu (2015) konzentrierten sich auf die Modellierung des Aktienkurses und der *Credit Default Swaps* (CDS) des Emittenten, um eine bessere Bewertung von *CoCos* zu erforschen.

- Turfus und Shubert (2017) schlagen ein hybrides Modell zwischen Aktien- und Kreditderivatansatz vor, bei dem sowohl der Aktienkurs als auch der Prozess der Umwandlungsintensität als (korrelierte) stochastische Prozesse modelliert werden.
- Milanov et al. (2020) haben kürzlich ein umfassendes Papier veröffentlicht, das alle bisherigen Aktienmodelle erweitert und das Kreditrisiko auf elegante Art und Weise in die Preisgestaltung von CoCos einbezieht.

Durch die Komplexität von CoCo-Anleihen brauchte es einen modellorientierten Ansatz, um die Mechanismen zu analysieren und zu verstehen. Die akademische Forschung konnte so in der Praxis eine bedeutende Hilfestellung leisten.

#### 2.5.1.4 Isolierte Bewertung von Bankaktien

In der Praxis wird bei der Bewertung von Bankaktien weniger Wert auf theoretische Modelle gelegt als bei bedingten Pflichtwandelanleihen, da vermehrt spezifische, operative Messzahlen herangezogen werden. Die operative Entwicklung, d.h., die zukünftige Gewinn und *Cash-Flow*-Entwicklung steht im Vordergrund wie auch die Analyse des Geschäftsmodells. Der *CFA Institute Banking Industry Guide* (Fuhrmann, 2017) listet die weitverbreitetsten Bewertungspraktiken der Finanzindustrie bezüglich der Bewertung von Bankaktien auf:

- Das Kurs-Gewinn-Verhältnis (KGV) ist eine einfache, aber aussagekräftige Bewertungskennzahl zur Analyse von Aktien im Allgemeinen. Der Aktienkurs wird durch den Gewinn pro Aktie geteilt oder analog die Marktkapitalisierung durch den Gesamtertrag. Eine Möglichkeit, die Kennzahl zu interpretieren, ist an das Vielfache zu denken, wie viele Jahre Gewinn im Aktienkurs eines Unternehmens dargestellt werden können. Bei gleichbleibenden Bedingungen wird so die Investition abhängig des KGV in Jahren amortisiert.
- Das Kurs-Buchwert-Verhältnis (KBV) ist ebenfalls eine wichtige Bewertungskennzahl und stellt die buchhalterischen Schätzungen in den Vordergrund. Der Kurs der Aktie wird durch den Buchwert des Eigenkapitals der Aktionäre geteilt.
- Der *DCF*-Ansatz besteht darin, die zukünftigen Cashflows eines Unternehmens zu prognostizieren und auf den Barwert abzuzinsen<sup>93</sup>. Die Summe dieser Cashflows stellt den geschätzten Wert des Unternehmens dar. Das Abziehen von Fremdkapital vom geschätzten Wert des Unternehmens führt zum geschätzten Wert des Eigenkapitals des Unternehmens.
- Die Vergleichswertanalyse analysiert eine bestimmte Bank und vergleicht dann ihre Finanzkennzahlen mit einer Vergleichsbank oder Vergleichsgruppe. Diese Strategie zielt darauf ab, eine durchschnittliche Kennzahl zu bestimmen und dann festzustellen, ob die zu analysierende Bank einen höheren oder niedrigeren Wert bei gegebenen Wettbewerbsvorteilen oder -nachteilen im Vergleich zur Konkurrenz verdient hätte. Der Ansatz ist eine Relativwertmethode, die eine Beurteilung darüber erfordert, ob die aktuellen Werte höher oder niedriger sein sollten, als die Börse dies reflektiert.

---

<sup>93</sup> Der adäquate Zinssatz für die Abzinsung wird üblicherweise anhand des CAPMs berechnet, welches auf den Arbeiten von Sharpe (1964), Lintner (1965) und Markowitz (1952) beruht.

- Ähnlich wie bei der Analyse des Buchwerts einer Bank stellt der Liquidationswert-/Kostensatz ein Szenario dar, in dem die Bank nicht mehr existiert, ihre Vermögenswerte zur Deckung ihrer Verbindlichkeiten liquidiert und das verbleibende Kapital an ihre Aktionäre zahlt.

Die akademische Forschung von Bankaktien fokussiert sich stärker auf Kapitalmarktmodelle mit makroökonomischen und stimmungstechnischen Faktoren. Viale et al. (2009) liefern insbesondere Hinweise auf die Risikofaktoren, die in Bankaktien eingepreist werden. Ihre empirischen Ergebnisse deuten darauf hin, dass ein unbedingtes Zwei-Faktor-ICAPM-Modell, das die Überschussrendite am Aktienmarkt und Schocks auf die Steigung der Renditekurve einschließt, zur Erklärung des Querschnitts der Aktienrenditen von Banken nützlich ist. Eine ältere Studie von Flannery und James (1984) konnte ebenfalls den signifikanten Einfluss der Zinskurve auf die Renditen von Bankaktien nachweisen. In der neueren Forschungsliteratur wird das aktuelle Negativ- oder Nullzinsumfeld und die Auswirkungen auf das Bankensystem verstärkt thematisiert. Brunnermeier und Koby (2018) weisen anhand eines *Dynamic-Stochastic-General-Equilibrium*-Modells, welches für die makroökonomische Forschung weitverbreitet ist, nach, dass unerwartete Schocks durch langfristige negative Zinssätze eine deutliche Auswirkung auf die Aktienkurse und Gewinne der Banken haben. Auch Stimmungsfaktoren können sich auf die Rendite von Bankaktien auswirken: Irresberger et al. (2015) befassten sich mit der Aktienrendite von Banken angesichts der negativen Stimmung ausgelöst durch Finanzkrise und der damit zusammenhängenden allzu pessimistischen Einschätzung der Investoren.

## 2.5.2 Stand der Forschung bezüglich der Forschungsmethodik

Dieser Unterabschnitt soll den aktuellen Forschungsstand bezüglich der vorgeschlagenen Forschungsmethodik aufzeigen.

### 2.5.2.1 Forschungsstand der WA innerhalb der Wirtschaftswissenschaften

Im Generellen gibt es auf der methodischen Ebene vier Forschungskategorien bezüglich der Verwendung der WA in den Wirtschaftswissenschaften:

#### 1. Generelle Arbeiten zur Wavelet-Transformation appliziert an wirtschaftswissenschaftlichen Fragestellungen

Diese Forschungsrichtung stellt den Wavelet-Ansatz traditionellen Methoden gegenüber und zeigt verbesserte Prognoseeigenschaften und mögliche Erweiterungs-/ respektive Kombinationsmöglichkeiten auf. Davidson, Labys und Lesourd (1998) wendete unter anderem die WA an, um ein besseres Verständnis des intertemporalen Preisverhaltens im Rohstoffmarkt zu erlangen. Ähnlich haben Pan und Wang (1998) die WA benutzt, um Regressionsmethoden robuster zu machen. In dieselbe Forschungskategorie einzuordnen sind Ramsey & Lampart (1998) und Chew (2001).

#### 2. Stationäre Prozesse und Langzeitgedächtnis der Finanzmärkte

Hier steht die Abhängigkeit von Ereignissen auf die Preisentwicklungen in verschiedenen Fristigkeiten im Vordergrund, d.h., die Reversion zu gewissen Momenten der Verteilung wie

auch die langfristigen Auswirkungen von signifikanten Marktereignissen. Ramsey, Usikov und Zaslavsky (1995) untersuchten Preisstrukturen von US-Aktien bezüglich Selbstähnlichkeit und somit die Wiederholung von gewissen Marktabläufen. Whitcher und Jensen (2000), Tkacz (2001) und Jensen (1999) untersuchten die Anwendung der *Wavelet OLS*-Methode und somit die Anwendung von stationären Methoden mithilfe der Wavelet-Analyse. Ähnlich hat Jensen (2000) die Kombination der *Maximum-Likelihood*-Methode mit der Wavelet-Analyse analysiert. Auch wurden Methoden aus der Chaos-Theorie, wie der Hurst-Exponent, welcher Nicht-linearitäten und die Auswirkungen von Marktereignissen auf das langfristige Marktgleichgewicht analysiert, anhand der Wavelet-Analyse zu erweitern versucht (Jamdee & Los, 2006; Kyaw, Los, & Zong, 2006; Manimaran, Panigrahi, & Parikh, 2005; Manimaran, Panigrahi, & Parikh, 2017).

### 3. Rauschunterdrückung und Trendbeseitigung

Dieser Bereich nutzt die Filterfunktion der WA, um Störsignale zu identifizieren und zu entfernen. Sie hilft auch Signale stationär zu machen und dabei möglichst wenig Trendinformation zu opfern. Fleming, Yu und Harrison (2000) und Capobianco (2003) haben in dem Bereich beispielsweise bedeutende Forschung betrieben.

### 4. Multiskalen-Varianz/Kovarianz-Analyse

Die theoretische Basis dieser Applikation der WA basiert auf Percival und Walden (2000) und auf Gençay, Selçuk und Whitcher (2002b). Wobei die zuletzt genannten Autoren auch praktische Anwendungen aufgezeigt haben. So zu zum Beispiel im Fremdwährungsbereich, wo man Skalierungseigenschaften der Volatilität analysierte, (Gençay, Selçuk, & Whitcher, 2001) oder Zeitskalenabhängigkeiten von systematischem Risiko anhand der WA nachweisen konnte (Gençay, Selçuk, & Whitcher, 2003; Gençay, Selçuk, & Whitcher, 2005). In und Kim (2006) haben in dem Bereich praktische Anwendungen bezüglich der Absicherung von Aktien mit standardisierten Terminkontrakten aufgezeigt.

Es kann beobachtet werden, dass der vierten Forschungskategorie in den letzten Jahren viel mehr Aufmerksamkeit geschenkt wurde. Besonders neue Märkte, wie Kryptowährungen, oder hochvolatile Energiemärkte, wie der Strommarkt oder der Markt für fossile Brennstoffe, wurden anhand der WA erforscht. Dies aus dem Grund, da sich diese Forschungsobjekte stark nicht-linear verhalten und unterschiedliche Verhaltensweisen manifestieren in verschiedenen Zeitperioden und Frequenzbereichen. Da sich die geplante Dissertation spezifisch mit der vierten Forschungskategorie beschäftigt, wird hier der jüngere Stand Forschung dieser Kategorie anhand von bedeutenden Publikationen aufgezeigt:

- Gosh et al. (2020) analysieren in ihrer Forschungsarbeit die inhärente evolutionäre Dynamik der Finanz- und Energiemärkte. Dabei untersuchen sie ihre Wechselbeziehungen und führen prädiktive Analysen mithilfe eines integrierten, nicht parametrischen Verfahrens durch. Zu diesem Zweck betrachten sie die täglichen Schlusskurse des BSE-Energieindex, des Rohöls, des DJIA-Index, des Erdgas- und des NIFTY-Index, welche die natürlichen Ressourcen, die Entwicklungsländer und die entwickelten Volkswirtschaften von Januar 2012 bis März 2017 repräsentieren. DJIA und NIFTY bilden den globalen Finanzmarkt ab, während die anderen drei Zeitreihen den Energiemarkt repräsentieren. Zunächst untersuchen sie die empirischen Merkmale der zugrunde liegenden zeitlichen Dynamik der finanziellen Zeitreihen, um die unterliegenden Strukturen zu extrahieren. Die Ergebnisse deuten auf die Existenz einer starken Trendkomponente und einer langfristigen Abhängigkeit als zugrundeliegendes Muster hin. Dann wenden

sie die auf der kontinuierlichen Wavelet-Transformation basierende Multiskalen-Exploration an, um die gemeinsamen Bewegungen der betrachteten Märkte zu untersuchen. Sie entdecken dabei lang- und mittelfristige, Abhängigkeitsstrukturen unter den betrachteten Märkten. Die Ergebnisse könnten Portfoliomanagern helfen, durch den zeitabhängigen Ansatz, die Portfoliorisiken zu vermindern. Schließlich wenden die Autoren einen wavelet-basierten dynamischen Ansatz zur Schätzung der bedingten Korrelation zwischen den genannten Märkten an, um die optimierten Absicherungsverhältnisse zu bestimmen.

- Kang et al. (2019) verwenden in ihrer Forschungsarbeit dynamische bedingte Korrelationen (*DCC-GARCH-Methode*) und die Wavelet-Kohärenz-Methode, um die Absicherungs- und Diversifikationseigenschaften von Gold-Futures gegenüber Bitcoin-Preisen zu untersuchen. Der Forschungsbeitrag soll zeigen, ob die Verhaltensmuster von Blasen bei den Goldterminpreisen kurzfristig zur Absicherung gegen das Blasenverhalten auf dem Bitcoin-Markt und umgekehrt verwendet werden können. Sie finden Nachweise für Volatilitätspersistenz, Kausalität und Phasenunterschiede zwischen Bitcoin- und Gold-Futures-Preisen. In der Studie ist zu beobachten, dass die Ansteckungsgefahr während der europäischen Staatsschuldenkrise signifikant angestiegen ist. Die Ergebnisse der Wavelet-Kohärenztechnik deuten auf ein relativ hohes Maß an gemeinsamer Bewegung über das Frequenzband von 8 bis 16 Wochen zwischen Bitcoin- und Gold-Futures-Preisen für den Zeitraum 2012-2015 hin.
- Berger (2016) zerlegt in seiner Forschungsarbeit die Zeitreihen von Finanzdaten in ihre Zeit- und Frequenzbereiche, um kurzfristiges Rauschen von langfristigen Trends zu trennen. Zunächst wird die Abhängigkeit zwischen US-Aktien auf verschiedenen Zeitebenen vor und nach dem Ausbruch der Finanzkrise 2008 untersucht. Als Nächstes wird eine neuartige Analyse durchgeführt und die Anwendung zerlegter Renditereihen auf ein Portfoliomanagement-Setup vorgestellt. Es werden dann Portfolios modelliert, welche die Volatilität jeder einzelnen Zeitskala minimieren. Im Ergebnis stellen Portfoliozusammensetzungen, die die kurzfristige Volatilität der ersten Skalen minimieren, eine vielversprechende Wahl dar, da sie leicht besser abschneiden als Portfoliozusammensetzungen, die die Varianz der ungefilterten Renditereihen minimieren.
- Adebayo (2020) untersucht in einer Studie die gemeinsamen Bewegungsmuster bzw. Kausalität zwischen Ölpreis und Inflation anhand von monatlichen Daten, die sich von Januar 2007 bis März 2020 erstreckten. Die Studie verwendete die Wavelet-Kohärenztechnik, wobei zusätzlich die Kausalitätstests von Granger (1969) beziehungsweise Toda und Yamamoto (1995) als Robustheitsprüfung eingesetzt werden. Die Ergebnisse der Wavelet-Kohärenztechnik zeigen zum einen ein positives, gemeinsames Bewegungsmuster zwischen der Inflation und dem Ölpreis zwischen 2014M2 und 2017M1 auf einer Zeitskala von 4 bis 8 Wochen und zum anderen gibt es Hinweise auf eine Kausalität zwischen Ölpreis und Inflation. Die Wavelet-Kohärenztechnik ergab eine unidirektionale Kausalität vom Ölpreis zur Inflation, die auch durch die Kausalitätstests von Granger (1969) beziehungsweise Toda und Yamamoto (1995) bestätigt wird.
- Al-Yahyaee et al. (2019) verwenden bivariate und multivariate Wavelet-Ansätze, um die gemeinsamen Bewegungsmuster zwischen dem Volatilität-Index (VIX) und Bitcoin (BTC) zu untersuchen. Dies wird erreicht, indem die Auswirkungen der drei wichtigsten globalen Faktoren berücksichtigt werden, nämlich des *U.S. Economic Policy Uncertainty Index (EPU)*, des Rohöl-Volatilität-Index (OVX) und des *Geopolitical Risk Index (GPR)*. Dazu verwenden die Autoren die Ansätze der Wavelet-Kohärenz (WK), der Kreuz-Wavelet-Transformation (KWT), der Leistung-Wavelet-Kohärenz (LWK) und der Multiplen-Wavelet-Kohärenz (MWK). Die Ergebnisse zeigen, dass die BTC-VIX-Beziehung über die Zeit und bei hohen und niedrigen Frequenzen variiert. Überdies werden positive (oder phasengleiche) gemeinsame Bewegungsmuster zwischen

beiden Variablen gefunden, während eine negative gemeinsame Bewegung (phasenverschoben) sowohl bei hohen als auch bei niedrigen Frequenzen beobachtet wird. VIX-Nachrichten haben eine Vorhersagekraft für BTC-Preisrenditen über verschiedene Frequenzen. Die Ergebnisse von PWC und MWC zeigen, dass OVX-, EPU- und GPR-Faktoren den BTC-VIX-Nexus unter verschiedenen Frequenzen beeinflussen. Schließlich hängen die Korrelationen zwischen BTC-Unsicherheitsindizes von den Investitionshorizonten ab. Die Ergebnisse der Forschungsarbeit sind für Investoren, Portfoliomanager und politische Entscheidungsträger von Interesse und Bedeutung, da die Ergebnisse praktische Anwendungen für ihre Entscheidungsfindung haben.

Diese jüngeren Forschungsbeiträge erscheinen interessant im Hintergrund der Zielsetzung der Dissertation. Besonders die Kombination zwischen der Wavelet-Kohärenz und der DCC-Methode scheint für zeitabhängige, zustandsbehaftete Zufallsvariablen verbesserte Ergebnisse gegenüber klassischen Methoden zu liefern.

### 2.5.2.2 Forschungsstand von PGMs innerhalb der Wirtschaftswissenschaften

Um einen Eindruck bezüglich des Forschungsstandes von PGM zu geben, soll dieser Unterabschnitt in kurzer Form die hauptsächlichen Anwendungsgebiete und Forschungsansätze innerhalb der Wirtschaftswissenschaften wiedergeben. Die folgenden fünf Problemstellungen aus der Finanzwissenschaft haben sich als Forschungs- wie auch Anwendungsfelder dabei etabliert:

1. **Stress Tests** werden besonders im regulatorischen Umfeld gebraucht, um mögliche Schwachstellen aus rein quantitativ-eruierten Wirkungsweisen zu verbessern. Rebonato (2010a; 2010b) hat diesen Sachverhalt nach der Finanzkrise aufgegriffen und erfolgreich thematisiert und dabei einen neuen Ansatz für Stresstests vorgestellt, der die Erhebung subjektiver (marginaler oder bedingter) Wahrscheinlichkeiten von Ereignissen mit der Spezifikation einer einfachen kausalen Struktur kombiniert. Auf diese Weise werden Stressereignisse in einen ungefähren, aber kohärenten probabilistischen Rahmen gestellt. Der Ansatz erfordert vom Risikomanager lediglich die Bereitstellung einfacher und kognitiv resonanter Eingangswahrscheinlichkeiten. Die Techniken der linearen Programmierung und von Bayesschen Netzen stellen dann die Konsistenz der subjektiven Eingaben sicher und erleichtern die Ableitung der gewünschten gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten. Die Problematik der Modellintegration ist bei Stresstest-Modellen sehr typisch, da die verschiedenen Komponenten zu einem kohärenten Gerüst zusammengefügt werden müssen.

In ihrem Arbeitspapier zeigen Denev et al. (2020), dass im Allgemeinen die Verwendung mehrerer Modelle bei der Ausführung einer bestimmten Aufgabenstellung fast unvermeidlich zu Interaktionen zwischen den Modellen führt, insbesondere wenn ihre Anzahl groß ist. Es wird gezeigt, dass diese Interaktion zu verzerrten und unvollständigen Ergebnissen führen kann, wenn sie unangemessen behandelt wird. Die Autoren schlagen die Verwendung von PGM vor, um dieses Problem zu beheben. Sie erörtern einige numerische Aspekte ihres Ansatzes, welche in jeder praktischen Umsetzung vorhanden sein werden. Dann untersuchen sie im Detail ein praktisches Beispiel für die Anwendung des Ansatzes in einem Stresstest-Kontext.

2. Die **Vermögensallokation** ist ein wichtiger Schritt innerhalb von jedem Investierungsprozesses. Die Idee, die historischen Parameter aufgrund von erwarteten Veränderungen zu rekalisieren, wurde schon von Black und Litterman (1991) erforscht und teilweise erfolgreich

umgesetzt. Rebonato und Denev (2013) erweitern diesen bayesschen Ansatz durch flexiblere PGM, welche mehr Transparenz aufweisen und besser abgestimmt sind auf bestimmte Sachverhalte und Szenarien.

Die jüngste US-Subprime-Krise bietet für Guidolin et al. (2019) einen perfekten Rahmen, um die Mechanismen der Ansteckung von Vermögenswerten auf den US-Finanzmärkten zu untersuchen. Insbesondere untersuchen sie, wie und in welchem Ausmaß sich ein negativer Schock, der zunächst auf dem Markt für *Asset-Backed Securities (ABS)* niedrigerer Qualität auf *ABS* höherer Bonität, *Treasury-Repos*, Schatzanweisungen, Unternehmensanleihen und Aktienmärkte ausbreitete. Die Autoren stützen sich dabei auf dynamische Zeitreihenmodelle, die mit bayesschen Methoden geschätzt werden, um die (potenziell) zeitvariablen Beziehungen zwischen den verschiedenen Anlageklassen zu erfassen. Sie liefern Belege für strukturelle Veränderungen in den Beziehungen zwischen den verschiedenen Vermögenswerten und damit für eine mögliche gegenseitige Ansteckung. Darüber hinaus kommen die Autoren, durch die Beobachtung der Impulsantwortfunktionen der Modelle, zum Schluss, dass die Ansteckung hauptsächlich durch die Flucht in die Liquidität, die Risikoprämie und die korrelierten Informationskanäle erfolgte.

3. Die meisten **quantitativen Kreditportfoliobewertungsansätze** basieren auf dem latenten Modell der Schuldenbewertung von Merton (1974). Dieses wurde von beispielsweise von Denev (2013) durch BN erweitert, um allfällige zukünftige Veränderungen der unterstellten Verlustverteilung in die Bewertung zu integrieren. Angesichts der zukunftsorientierten Ausrichtung des Ansatzes geben seine Ergebnisse ein besseres quantifiziertes Bild der Anfälligkeiten eines Instituts unter extremem Stress und erfüllen gleichzeitig die Basel II/III-Empfehlungen zur Integration zukunftsorientierter Stressszenarien in den Entscheidungsfindungsprozess und die Kapitalplanung. In den Bereichen Rechnungswesen und Finanzen ist die Insolvenzprognose für alle Wirtschaftsakteure von großem Nutzen. Es ist bekannt, dass die Herausforderung einer genauen Beurteilung der Vorhersage von Unternehmenszusammenbrüchen, insbesondere unter Szenarien einer Finanzkrise, kompliziert ist. Obwohl es viele erfolgreiche Studien zur Insolvenzerkennung gegeben hat, wurden nur selten probabilistische Ansätze durchgeführt.

In dem Arbeitspapier von Antunes et al. (2017) gehen die Autoren von einer probabilistischen Sichtweise aus, indem sie Gauß'sche Prozesse (GPs) im Zusammenhang mit der Konkursvorhersage anwenden und diese mit Support-Vektor-Maschinen (SVM) und logistischen Regressionen (LR) vergleichen. Unter Verwendung realer Konkursdaten wird eine eingehende Analyse durchgeführt, die zeigt, dass GP zusätzlich zu einer probabilistischen Interpretation die Genauigkeit der Konkursvorhersage im Vergleich zu den anderen Ansätzen effektiv verbessern kann.

4. **Finanznetzwerke** analysieren die Netzwerkeffekte eines Finanzsystems und daher mögliche systemische Risiken. Beispielweise schlagen Filiz et al (2012) ein einfaches graphisches Modell (in diesem Fall MZF) für korrelierte Ausfälle mit expliziten Formeln für die Verlustverteilung vor. Es werden Techniken der algebraischen Geometrie verwendet, um zu zeigen, dass dieses Modell für die Ausfallabhängigkeit gut aufgestellt ist: Es stellt eine beliebige Randverteilung für einzelne Firmen und eine paarweise Korrelationsmatrix dar. Diese Techniken bieten auch einen Kalibrierungsalgorithmus, der auf der *Maximum-Likelihood*-Schätzung basiert. Schließlich wird das Modell mit dem Standard-Normal-Copula-Modell verglichen, und zwar in Bezug auf die Enden der Verlustverteilung und die Asymmetrie der impliziten Korrelation. Denev (2014) entwickelt einen ähnlichen Ansatz anhand von BN. Er erwähnt außerdem, dass das Studium und Verständnis von Finanznetzwerken ist seit der globalen Finanzkrise 2007-

2009, als die Vernetzung der Institutionen als einer der Hauptverantwortlichen für das Ausmaß der Notlage zutage getreten ist, wichtig geworden ist. Ziel des Arbeitspapiers ist es, auf der Grundlage eines Konzepts, das bereits in anderen Bereichen wie Physik und Informatik verwendet wird, einen neuen Ansatz zu entwickeln, um die Netzwerke von Institutionen und ihre globalen Eigenschaften zu beschreiben und besser zu verstehen. Er zieht dabei auch einige Parallelen und Kontraste zu anderen Ansätzen in diesem Bereich.

Chong et al. (2018) entwickeln ein strukturelles Ausfallmodell für miteinander verbundene Finanzinstitute in einem probabilistischen Rahmen. Für alle möglichen Netzwerkstrukturen charakterisieren sie die gemeinsame Ausfallverteilung des Systems mithilfe von bayesschen Netzwerkmethoden. Ein besonderer Schwerpunkt liegt auf der Behandlung und den Folgen zyklischer finanzieller Verflechtungen. Ferner zeigen sie, wie die bayessche Netzwerktheorie angewandt werden kann, um Ansteckungskanäle innerhalb des Finanznetzwerks zu erkennen, die systemische Bedeutung ausgewählter Einheiten auf andere zu messen und bedingte oder unbedingte Ausfallwahrscheinlichkeiten für einzelne oder mehrere Institutionen zu berechnen.

Jüngste Fortschritte in der empirischen Finanzwissenschaft haben gezeigt, dass die Anwendung der Netzwerktheorie für das Verständnis von Ansteckungsgefahr und systemischen Schwachstellen von entscheidender Bedeutung ist. Zwar sind die Interdependenzen zwischen Finanzmärkten weitgehend untersucht worden, doch nur wenige Studien befassen sich mit Netzwerken, ohne jedoch die ökonometrischen Aspekte in den Mittelpunkt zu stellen. In dem Arbeitspapier von Ahelegbey (2016) wird ein Überblick über den Stand der Technik an der Schnittstelle zwischen Statistik und Ökonometrie bei der Ableitung und Anwendung von bayesschen graphischen Modellen gegeben. Es wird dabei insbesondere die Zusammenhänge und Anwendungsmöglichkeiten von Netzwerkmodellen in der Finanzökonometrie im Kontext des systemischen Risikos beleuchtet.

Ziel des Arbeitspapiers von Detering et al. (2019) ist die Quantifizierung und das Management systemischer Risiken, die durch die Ansteckung mit Ausfällen auf dem Interbankenmarkt entstehen. Die Autoren modellieren den Markt als ein zufällig gerichtetes Netzwerk, wobei die Knoten die Finanzinstitute und die gewichteten Kanten die monetären Engagements repräsentieren. Aus einer ersten Erkenntnis heraus lassen sich die Auswirkungen, auf das gesamte System und die Wirtschaft im weiteren Sinne, von lokalen Schocks, bei denen zunächst einige Banken ausfallen, bestimmen. Hier wird die Auswirkung durch einen Index der gesamten systemischen Bedeutung aller möglicherweise ausgefallenen Institute gemessen. Als eine zentrale Anwendung werden widerstandsfähige und nicht widerstandsfähige Finanzinstitutionen charakterisiert. Insbesondere für den prominenten Fall, mit einem Netzwerk als Stufenprozess ohne zweites Moment, zeigen sie, dass eine kleine Anzahl von ursprünglich ausgefallenen Banken eine beträchtliche Ausfallkaskade auslösen kann. Ihre Ergebnisse ergänzen und erweitern frühere Erkenntnisse aus dem Konfigurationsmodell, bei welchem die Existenz eines zweiten Moments des Stufenprozesses angenommen wurde. Als zweiten Hauptbeitrag, parallel zu den Diskussionen über die Regulierung, legen sie Mindestkapitalanforderungen für Finanzinstitute fest, die ausreichen, um das Netzwerk gegenüber kleinen Schocks widerstandsfähig zu machen. Ein attraktives Merkmal dieser Kapitalanforderungen besteht darin, dass sie von jedem Institut vor Ort bestimmt werden können, ohne die gesamte Netzwerkstruktur zu kennen, da sie nur von den Risiken des Instituts gegenüber seinen Gegenpartnern abhängen.

5. **Absicherungsmethoden und Risikomanagement** basieren auf der Annahme, dass robuste stochastische Zusammenhänge zwischen zwei Zufallsvariablen geschätzt und genutzt werden

können für eine Verminderung des Anlagerisikos. Im Fall, dass die Zusammenhänge nicht in immer perfekt sind, spricht man allgemein von Basisrisiko. Dieses Basisrisiko wird in Rebonato und Denev (2013) thematisiert und dargelegt, dass die Absicherungsrisiken vermindert werden können, wenn die Abhängigkeitsstrukturen durch BN modelliert werden.

Alvi (2018) verwendet PGMs, um Rohölpreise zu prognostizieren. Das Arbeitspapier basiert auf einem rein datenbasierten Ansatz, welcher aufzeigt, dass durch die Verwendung von PGMs politische und makroökonomische Zustandsänderungen besser in die Schätzung des datengenerierenden Prozesses integriert, werden können.

Der Fokus der Dissertation liegt innerhalb des Anwendungsgebietes der Vermögensallokation. Der Bereich konnte durch die erwähnten Forschungsarbeiten, welche PGMs für die Studien verwendet haben, einen Mehrwert für die Forschung und die Praxis verzeichnen. Der Autor ist zuversichtlich, dass sich dies auch innerhalb dieser Forschungsarbeit realisieren lässt.

## 2.6 Konklusion der theoretischen Betrachtungen

Die theoretischen Ausführungen haben dazu geführt, dass der Untersuchungsgegenstand klar identifiziert und seine Komponenten erklärt wurden. Dies ist eine wichtige Bedingung für den empirischen Teil, damit der Untersuchungsgegenstand auf eine quantitative Ebene überführt werden kann. Außerdem wurde die Wahl der Forschungsmethodik hergeleitet, in dem aktuelle Trends der Portfoliotheorie chronologisch und synoptisch aufgezeigt wurde. Die Selektion der alternativen Schätzverfahren wurden kritisch analysiert und anschließend auch deren Grundlagen dargelegt und erklärt. Im letzten Schritt wurde der Stand der Forschung bezüglich des Forschungsobjektes und der Schätzverfahren erarbeitet, wobei Forschungsarbeiten vorgestellt wurden, die diese Verfahren erfolgreich anwenden konnten. Bezüglich der Schätzverfahren hat sich für die WA besonders der Ansatz mit der Kombination zwischen der Wavelet-Kohärenz und der *DCC*-Methode von Kang et al. (2019) und der Ansatz anhand der *MSA* von Berger (2016) hervorgehoben. Die *DCC*-Methode wurde obendrein von Li und Li (2020) bzw. Zeitsch und Davis (2020) für die Erforschung der Abhängigkeitsstrukturen innerhalb der Kapitalinstrumente von europäischen Banken verwendet und wird als Referenzmethode verwendet. Die Methodik der aktuellen Forschung bezüglich des Forschungsobjektes soll durch die WA erweitert werden, indem die *MSA* mit der *DCC*-Methode kombiniert wird. Bezüglich PGMs soll der Ansatz von Rebonato und Denev (2013) verfolgt werden, welcher die Vermögensallokation robuster gegenüber Strukturbrüchen machen soll. Die theoretischen Ausführungen bilden die Basis, um den Forschungsschwerpunkt festzulegen und den empirischen Teil vorzubereiten.

### 3 Forschungsschwerpunkt

---

Dieses Kapitel soll die Forschungslücke der Dissertation beschreiben und davon abgeleitet die geplanten Untersuchungen für den empirischen Teil vorstellen. In einem letzten Abschnitt wird außerdem aufgezeigt, welcher mögliche Erkenntnisgewinn aus diesen Untersuchungen zu erwarten ist.

#### 3.1 Forschungslücke

Die Grundlage des Forschungsstands bezüglich des Forschungsobjektes zeigt, dass sich die gegenseitigen stochastischen Abhängigkeiten, wie auch die Risiko- und Renditeerwartungen, der Wertpapierinstrumente innerhalb der Kapitalstruktur in Abhängigkeit der vorherrschenden Zustände verändern. Für normale Marktzustände, mit Zeitperioden ohne nennenswerte Strukturbrüche, gibt es in der aktuellen Forschung konträre Evidenz bezüglich den stochastischen Abhängigkeiten innerhalb der Kapitalstruktur. Li und Li (2020, S. 13) sehen einen stärkeren Zusammenhang zwischen Aktien und CoCo-Anleihen<sup>94</sup> wogegen Zeitsch und Davis (2020, S. 8) eher einen stärkeren Zusammenhang zwischen vorrangigen Anleihen und Coco-Anleihen sehen. Li und Li (2020, S. 12) beziehungsweise Zeitsch und Davis (2020, S. 8) verwenden die *DCC-GARCH*-Methode für die Korrelationsschätzung, welche die Zeitabhängigkeit der Zeitreihen mitberücksichtigt.

Bezüglich der optimierten Allokation innerhalb der Kapitalstruktur, zeigen Jang, Jia und Zheng (2020, S. 18-19) auf, dass es eine Tendenz zu einer stärkeren Gewichtung von CoCo-Anleihen und vorrangigen Anleihen gegenüber einer Kombination zwischen Aktien und einer risikolosen Anleihe gibt. Der Ansatz der Forschungsarbeit entwickelt die optimalen Strategien anhand von Modellen in geschlossener mathematischer Form mit entsprechenden ergodischen, parametrischen Annahmen bezüglich der renditegenerierenden Prozessen. Diese Annahmen beinhalten, neben der Ergodizität, Simultanität beziehungsweise Pfadunabhängigkeit der Faktoren, welche den Marktzustand determinieren, und sind somit anfällig gegenüber Strukturbrüchen.

Die Ansätze der aktuellen Forschungsbeiträge weisen, bezüglich des Umgangs mit Strukturbrüchen, einen geringen Fokus auf. Es besteht somit ein Forschungsinteresse, die Zusammenhänge innerhalb der Kapitalstruktur durch ein klar definiertes<sup>95</sup>, Forschungsobjekt, mit alternativen Schätzmethoden, welche robuster gegenüber Strukturbrüchen sind, kritisch zu analysieren und zu vergleichen. Dieser Anspruch erweist sich durch die wissenschaftliche Evidenz basierend auf dem Unterabschnitt bezüglich des Forschungsstands dieser alternativen Schätzverfahren als möglicherweise gerechtfertigt.

So hat Berger (2016) gezeigt, dass sich die WA, und im Speziellen die *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* Multiskalenanalyse (*MODWT-MSA*), ausgezeichnet eignet, optimierte Portfolioallokationen über verschiedene Zeithorizonte zu schätzen. Dabei wurden außerdem bessere Ergebnisse erzielt, im Vergleich zu herkömmlichen Methoden. Kang *et al.* (2019) haben zudem die *DCC-GARCH*-Methode zusammen mit der Wavelet-Kohärenz und somit die Zeitreihenanalyse mit der Spektralanalyse

---

<sup>94</sup> Die Studie von Li und Li (2020, S. 8) zeigt, dass sich dieser verstärkte Zusammenhang in turbulenten zeitlichen Episoden auf alle Abhängigkeitspaare der drei Kapitalinstrumente erweitert.

<sup>95</sup> Die aktuellen Ansätze verwenden keine selbstkonstruierten Indizes, sondern Marktindizes, welche zu verzerrten führen können. Der Aspekt wird im Forschungsdesign und im Schlusskapitel weiter vertieft.

kombiniert. Diese methodologische Innovation könnte für die hier vorgestellte Problemstellung eine zielführende Anwendung darstellen, da diese Kombination die dynamische Schätzung der stochastischen Abhängigkeiten innerhalb der Kapitalstruktur auf verschiedenen Zeitskalen ermöglicht. Die WA hat im Vergleich zur Fourier-Analyse bedeutende Vorteile für ökonomische Anwendungen.

Graps (1995) zeigt Gemeinsamkeiten und Unterschiede der Methoden auf. Als Gemeinsamkeiten werden aufgeführt, dass beide Methoden lineare Operationen sind, die Transformation reversibel und die Basisfunktionen im Frequenzbereich lokalisiert werden können. Die Unterschiede zeigen drei wesentliche Vorteile der WA auf. Die besitzt im Vergleich zur Fourier-Analyse die Fähigkeit, das Signal im Frequenzbereich und gleichzeitig im Zeitbereich darzustellen. Überdies kann das Betrachtungsfenster bei der WA für den betrachteten Skalenbereich variieren, welches bei der Fourier-Analyse fixiert ist. So können kürzere Betrachtungsfenster für höherfrequente Oszillationen und längere Betrachtungsfenster für tieferfrequente Oszillationen verwendet werden. Der letzte Unterschied und ein weiterer Vorteil der WA ist die Fähigkeit stationäre wie auch nicht stationäre Zeitreihen analysieren zu können. Die Fourier-Analyse setzt immer Stationarität voraus.

Auch zeigt die aktuelle Forschung bezüglich des Forschungsobjektes, dass mögliche Zustandsabhängigkeiten existieren, welche sich auf die optimierte Portfolioallokation auswirken. Die Integration in den Optimierungsprozess wäre dabei eine zielführende Maßnahme im Hinblick auf das dargelegte Erkenntnisinteresse beziehungsweise die Zielsetzung des geplanten Forschungsunterfangens.

PGM haben sich in der aktuellen Forschung als vielversprechende Alternative zu traditionellen Methoden erwiesen. Im Vergleich zu datengetriebenen Methoden<sup>96</sup> von Netzwerkmodellen sind expertengetriebene Methoden für wirtschaftswissenschaftliche Fragestellungen in der Forschung sehr wenig verbreitet. Neuere Forschungserkenntnisse deuten auf ein hohes Erfolgspotential für datengetriebenen Methoden, im Vergleich zu traditionellen Methoden, hin (Wiegand, 2019, S. 95). Der Ansatz weist aber auch Grenzen auf, wie Denev und Amen (2020) thematisierten. Datengetriebene *ML*-Ansätze kalibrieren ihre Modellparameter durch das „Training“ auf Basis von historischen Daten mit wenigen Variablen. Bei neuen Marktregimen kann es sein, dass andere „externe“ Variablen an Einfluss gewinnen, welche nicht durch das Modell abgedeckt werden und somit zu weniger robusten Parameterschätzungen führen<sup>97</sup>. Gemäß Pearl (2009, S. 25) weisen Schätzungen auf Basis von kausalen Abhängigkeiten im Vergleich zu rein quantitativ-basierten Abhängigkeiten eine höhere Stabilität auf, da sie sich besser auf zeitliche Veränderungen einstellen können. Generell müssen mehr und ältere Daten nicht immer zu einer verbesserten Prognosefähigkeit führen. Eine akkurate Erfassung der Abhängigkeitsstrukturen durch kausale Zusammenhänge, deren Entwicklung qualifizierte Fachkenntnisse<sup>98</sup> erfordern, kann bessere Ergebnisse erzielen (Denev & Amen, 2020).

Weitere Gefahren von rein datengetriebenen Methoden stellt die fehlende Erklärbarkeit der Inferenz dar, welche durch die Komplexität und die dadurch induzierte Intransparenz entsteht (Wiegand, 2019,

---

<sup>96</sup> Diese sind in der aktuellen Forschung als *Machine/Deep Learning Methods (ML/DL)* bekannt und erkennen Strukturen aus der Vergangenheit eigenständig.

<sup>97</sup> In der Praxis wird diese Problematik auch als *Overfitting* bezeichnet, d.h., das aktuelle Modell orientiert sich zu stark an die historischen Daten und kann Strukturänderungen erst spät erkennen.

<sup>98</sup> Unter qualifiziertem Fachkenntnissen wird hier die systematische Analyse von ökonomischen Phänomenen und Zusammenhängen verstanden, welche zu einer Akkumulation von relevantem Wissen bezüglich dieser Phänomene und Zusammenhänge ermöglicht.

S. 102). Durch die fehlende Erklärbarkeit der Inferenz können Fehlentscheidungen getroffen werden, welche bei einem überraschenden Extremereignis gravierende Folgen haben können, da es nicht möglich ist vorauszusagen, wie der Algorithmus reagiert. Der experten-getriebene<sup>99</sup> PGM-Ansatz versucht ein parsimonisches<sup>100</sup> Modell auf Basis von kausalen, stochastischen Abhängigkeiten zu kreieren. Wie in dem Unterabschnitt über den Forschungsstand von PGM ersichtlich, beschäftigt sich die aktuelle Forschung bezüglich expertengetriebenen PGM spezifisch mit der Identifikation von regimeverändernden Szenarien, wie zum Beispiel die Verflechtungen, welche zu systemischen Risiken (Chong, C. & Klüppelberg, 2018) oder Ansteckungsrisiken innerhalb eines gemischten Portfolios führen (Guidolin, Hansen, & Pedio, 2019). Die Anwendung von PGM auf die vorgestellte Problemstellung könnte die Portfolioallokation durch bessere Modellierung der Regimeveränderung robuster machen und dadurch das Rendite-Risiko-Verhältnis des konstruierten Portfolios verbessern.

Basierend auf den Ausführungen in diesem Abschnitt, lässt sich eine Forschungslücke aufzeigen. Das Forschungsobjekt, welches in Abschnitt 1.3 definiert wurde, wurde bisher nur mit traditionellen Schätzmethode untersucht. Studien bezüglich der Anwendung der WA und von PGMs für die Schätzung der Eingabeparameter sind bisher noch nicht durchgeführt worden. Die Lücke besteht zum einen aus einem konfirmatorischen Teil, welcher die Resultate von aktuellen Studien mit den eigenen Resultaten vergleichen soll. Zum anderen besteht die Lücke auch aus einem eher explorativen Teil, da die Zielsetzung dieser Arbeit von den Zielsetzungen der aktuellen Studien abweicht. Dieser explorative Teil beinhaltet die Analyse bezüglich einer Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite durch die Anwendung der alternativen Schätzmethode.

### 3.2 Geplante Untersuchungen am Forschungsobjekt

Dieser Abschnitt soll die geplanten Untersuchungen des Forschungsobjektes, anhand der vorgeschlagenen alternativen Schätzverfahren, beschreiben und die zu testenden Hypothesen entwickeln. Wie bereits im letzten Kapitel definiert, stellt das Forschungsobjekt die erwartete Entwicklung, und somit implizit deren Schätzung, des renditegenerierenden Prozesses eines, aus der Kapitalstruktur (Untersuchungsgegenstand) konstruierten, optimierten Portfolios dar.

Der Autor nimmt an, dass sich durch die Anwendung der vorgeschlagenen alternativen Schätzverfahren im Vergleich zu traditionellen Schätzverfahren eine Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite einstellt. Die alternativen Schätzverfahren versuchen eine höhere Robustheit zu erzielen, in dem der renditegenerierende Prozess entweder durch weniger Annahmen (modell-agnostisch) anhand der WA oder durch vermehrte strukturelle Annahmen (modell-fokussiert) anhand von BNs geschätzt wird.

In verschiedenen vorgestellten Forschungsarbeiten konnte beobachtet werden, dass durch die Anwendung der Wavelet-Analyse Informationen extrahiert werden konnten, welche eine authentischere Analyse des renditegenerierenden Prozesses ermöglichen konnten. Die Hypothese in diesem Zusammenhang ist, dass dies auch in Bezug zum Forschungsobjekt dieser Arbeit möglich ist. Analog dazu konnte für PGMs im theoretischen Teil gezeigt werden, dass durch Anwendung von expertenbasierten

---

<sup>99</sup> Das Attribut wurde bereits in Kapitel 2.1.2 definiert.

<sup>100</sup> Unter Parsimonie wird in diesem Kontext das Prinzip verstanden, unter gleichwertigen Erklärungsansätzen, den einfacheren, robusteren vorzuziehen.

PGMs eine akkuratere Modellierung der stochastischen Abhängigkeiten von Zielvariablen ermöglicht wird. Auch hier lässt sich die Hypothese formulieren, dass durch die Anwendung eine Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite realisieren lässt.

Durch die konträre Evidenz bezüglich der stochastischen Abhängigkeiten innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken bietet es sich an, konfirmatorische Untersuchungen durchzuführen, um zu sehen, wie sich die eigenen Resultate basierend auf dem saubereren Untersuchungsgegenstand und den robusteren Methoden im Vergleich zu den aktuellen Studien verhalten. Die Untersuchung anhand der WA soll daher die Erkenntnisse der aktuellen Forschung kritisch analysieren und mit den eigenen Ergebnissen vergleichen.

Li und Li (2020) haben in ihrer Forschungsarbeit, während eines gestressten Marktumfeldes, verstärkte Korrelationen innerhalb des Forschungsobjektes beobachtet. Li und Li (2020) kamen ebenfalls zum Ergebnis, dass zwischen Bankaktien und *AT1-bPWA* langfristig eine höhere Korrelation beobachtet werden konnte als zwischen den anderen Korrelationspaaren. Zeitsch und Davis (2020) kamen aber in ihrer Studie zu einem anderen Ergebnis. Sie beobachteten eine primäre stochastische Verbindung zwischen CDS und *AT1-bPWA*. Diese drei Beobachtungen aus der aktuellen Forschung sollen anhand der WA untersucht und kritisch beurteilt werden. Jang *et al.* (2020) erachten Bankaktien als schlechte Beimischung, mit dem Ergebnis von besseren risikoadjustierten Portfoliorenditen, wenn *AT1-bPWA* und ein Geldmarktinstrument kombiniert werden. Es soll im empirischen Teil untersucht werden, ob Bankaktien ebenfalls eine schlechte langfristige Portfoliobeimischung sind. Im Vergleich dazu wird hier der nicht-parametrische, nicht ergodische Ansatz der WA angewendet, welcher auf weniger statistischen Annahmen und keinen Bewertungsmodellen beruht.

Die **hypothesenkonstituierenden Untersuchungen bezüglich der WA** bilden folgende zwei Forschungsfragen:

1. Verbessern transformierte Zeitreihen anhand der *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* Multiskalenanalyse (*MODWT-MSA*) die risikoadjustierte Rendite eines Erwartungswert-Varianz-optimierten Portfolios im Vergleich zu traditionellen Schätzverfahren, ähnlich<sup>101</sup> wie in der Studie von Berger (2016) anhand von US-Aktien im Zeitraum vor und nach der Finanzkrise nachgewiesen werden konnte?
2. Führt die Kombination der *DCC-GARCH*-Methode (*Dynamic Conditional Correlation-Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*-Methode) zusammen mit transformierten Zeitreihen anhand der *MODWT-MSA* zu einer verbesserten risikoadjustierten Rendite eines EV-optimierten Portfolios, analog zur Studie von Kang *et al.* (2019)?

Analog zu den Untersuchungen anhand der WA sollen die Erkenntnisse der aktuellen Forschung kritisch analysiert und mit den eigenen Ergebnissen verglichen werden.

Die Beobachtungen der Studie von Li und Li (2020) bezüglich erhöhten Korrelationen während eines gestressten Marktumfeldes soll analog zur Studie von Guidolin *et al.* (2019) untersucht werden. Die Studie untersuchte, ob Ansteckungsrisiken in der Krise anhand von BN-basierten Methoden im

---

<sup>101</sup> In der Studie von Berger (2016) werden Minimum-Varianz-Portfolios konstruiert, wobei der Fokus auf den hochfrequenten Bereich gelegt wurde. In dieser Arbeit werden optimale Erwartungswert-Varianz-Portfolios konstruiert ohne einen bestimmten Fokus auf einen Skalenbereich.

Vergleich zu traditionellen Methoden besser modelliert werden können und ob damit auch eine bessere risikoadjustierte Portfoliorendite resultierte.

Die Ergebnisse von Jang *et al.* (2020) zeigen unter verschiedenen Marktbedingungen, dass die alleinige Allokation zwischen *AT1*-bPwa und einem Geldmarktinstrument zu einer besseren risikoadjustierten Portfoliorendite führt und Bankaktien eine schlechte Beimischung sind. Diese Ergebnisse sollen hinterfragt werden. Im Vergleich zur erwähnten Studie soll ein nicht-parametrischer, nicht ergodischer Ansatz angewendet werden, welcher auf weniger statistischen Annahmen, jedoch vermehrt auf strukturellen Annahmen der Interaktionen der einzelnen renditebestimmenden Faktoren und Ereignisse beruht. Dieser Ansatz wird anhand von PGMs implementiert und soll sich auf den gestressten Marktzustand fokussieren.

Die **hypothese-konstituierende Untersuchung bezüglich von PGM** bildet die Fragestellung, ob die Schätzung der Portfolioparameter anhand von PGMs zu einer verbesserten risikoadjustierten Portfoliorendite führt als mit traditionellen Methoden. Die Untersuchung soll sich auf die beiden Krisenhalbjahre von 2016 beschränken.

### 3.3 Möglicher Erkenntnisgewinn der Untersuchungen

Aus den Untersuchungen der WA und von PGMs wird ein möglicher Erkenntnisgewinn erwartet, welcher sich zum einen durch die kritische Vergleichsanalyse mit dem bestehenden Forschungsstand und zum anderen durch das Testen der vorgestellten zwei Hypothesen begründet. Es wird erwartet, dass sich der Erkenntnisgewinn in einem verbesserten Verständnis der angewendeten alternativen Schätzverfahren beziehungsweise der stochastischen Wirkungsweisen innerhalb des Untersuchungsgegenstandes äußert. Spezifisch bezüglich der Untersuchungen der WA werden Ergebnisse erwartet, welche aufzeigen, dass die Risiko- und Renditekennzahlen über die verschiedenen Skalenbereiche variieren und so effizientere Portfolios bezüglich des Forschungsobjekts ermöglicht werden. Für den Ansatz mit PGMs werden Erkenntnisse erwartet, welche, eine effizientere und stabilere Allokation innerhalb des Forschungsobjektes durch die verbesserte Erfassung der Risikofaktoren aufzeigen. Der Erkenntnisgewinn soll außerdem die Basis für den Implementierungsteil bilden, welcher aus der Forschungs- und Praxisperspektive Handlungsempfehlungen und Lösungsansätze bezüglich der Analyse des Forschungsobjektes und der Anwendungen der alternativen Schätzverfahren beschreiben soll, um mögliche Vor- und Nachteile der beiden Schätzverfahren abzuleiten und infolgedessen qualitative Faktoren zu den empirischen Ergebnissen hinzuzufügen. Für die Forschungsperspektive fokussieren sich die Handlungsempfehlungen und Lösungsansätze dabei auf den Anlagehorizont, spezifische Marktphasen und -zustände. Für die Praxisperspektive liegt der Fokus auf der kritischen Analyse der Transparenz des Investmentprozesses, Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit von Anlageentscheidungen.

## III EMPIRISCHER TEIL

---

### 4 Forschungsdesign

---

Dieses Kapitel bereitet den empirischen Teil vor, in dem der Untersuchungsgegenstand quantitativ erfasst wird. Die Quantifizierung ermöglicht die geplanten Modellschätzungen und somit auch das Testen der Hypothesen aus dem letzten Kapitel. Die deskriptive Statistik bzw. die explorative Datenanalyse soll einen Überblick über die Zeitreihen geben und Abschnitt 4.2 motivieren. Dieser soll statistische Veränderungen der Zeitreihen aufzeigen und Marktregime zeitlich identifizieren. Diese Identifikation ist für gewisse Untersuchungen, welche im letzten Kapitel beschrieben wurden, erforderlich und erfolgt anhand der Wavelet-Analyse und der Schätzung des Wavelet-Energiespektrums für die univariate Analyse beziehungsweise die Wavelet-Kohärenz für die bivariate Analyse der Zeitreihen. Die Ergebnisse im Kapitel 5 werden außerdem durch spezifische Kennzahlen evaluiert, welche hier in einem Abschnitt vorgestellt werden sollen. Durch die Evaluation und dem Vergleich mit den Referenzportfolios können die vorgestellten Hypothesen getestet werden. Der letzte Abschnitt rundet das Kapitel bezüglich des Forschungsdesigns, mit der methodischen Abgrenzung des Forschungsvorhabens, ab.

Die Gütekriterien sind besonders bei qualitativen Sozialstudien von großer Wichtigkeit, welche eigene Daten erheben. Durch die quantitative Ausrichtung dieser Arbeit auf Basis von übernommenen Marktdaten, rücken die Gütekriterien in den Hintergrund, weshalb sie in den Appendix verschoben wurden. Bezüglich der Parameterschätzungen mit BN-erweiterter Wahrscheinlichkeitsverteilung sind aber dennoch wichtig, da für dieses Schätzverfahren teilweise Daten auf Basis einer nachvollziehbaren, rationalen Expertenmeinung erhoben werden.

#### 4.1 Quantitative Erfassung des Untersuchungsgegenstandes

Nachdem der Untersuchungsgegenstand in den theoretischen Ausführungen klar definiert wurde, stellt sich die Frage, wie es im empirischen Teil für die weiteren geplanten Untersuchungen auf die quantitative Ebene überführt werden kann. In einem ersten Schritt soll dieser Abschnitt die Datenbasis und die Filterkriterien definieren, welche den Untersuchungsgegenstand nochmals präzisieren. In einem nächsten Unterabschnitt soll auf der definierten Datenbasis drei unterschiedlichen Zeitreihen konstruiert werden. Diese Zeitreihen bestehen aus einem Wertschriftenindex des jeweiligen Kapitalinstruments. Der letzte Unterabschnitt soll einen statistischen Überblick über die konstruierten Indizes geben.

##### 4.1.1 Datenbasis und Filterkriterien

Die Datengrundlage wird, basierend auf den Ausführungen im theoretischen Teil, durch einen Index für die Rendite der Bankaktien, einem Index für die Rendite der *AT1*-Anleihen und einem Index für die unbesicherten, vorrangigen Anleihen definiert. Die Forschungs- und Betrachtungsperiode erstreckt sich von 01.01.2014 bis 28.06.2019. In der Praxis sind für alle drei Anlageklassen bereits etablierte Indizes bekannt. Im gegenseitigen Vergleich weisen sie jedoch eine unterschiedliche Selektion und Gewichtung der einzelnen Banken auf. Aus der Perspektive des geplanten Forschungsunternehmens

macht es Sinn, eine Gleichgewichtung innerhalb eines Index vorzunehmen und die identischen Banken zu integrieren. Zu diesem Zweck müssen auch zuerst die Banken selektiert werden, welche in den Index integriert werden. Folgende Kriterien werden für die Selektion angewendet:

- **Region:** Nur Banken, welche dem europäischen Kontinent zugeordnet werden können und außerdem offiziell nicht als Schwellenland klassifiziert sind, werden in den Index integriert.
- **Größe:** Die selektierten Banken sollten eine gewisse Größe aufweisen. Dies wird hier anhand der Marktkapitalisierung beurteilt. Das heißt, Banken ab einer Größe von mindestens 5 Milliarden Euro Marktkapitalisierung per Ende 2013 oder Mitte 2019 werden in den Index integriert.
- **Verfügbarkeit von AT1-Anleihen:** Die Bank sollte ausstehende AT1-Anleihen haben, um die Kongruenz zwischen dem Anleihen- und Aktienindex zu gewährleisten.
- **Liquidität:** Die Liquidität der Kapitalinstrumente der selektierten Banken sollte zudem genügend sein, um einen authentischen historischen Preis aufzeichnen zu können. Die Authentizität wird hier als hinreichend erachtet, wenn sich der Preis täglich ändert und nicht über mehrere Tage gleich bleibt.
- **Alter:** Das Alter der Kapitalinstrumente der selektierten Banken sollte die Forschungsperiode um mehr als ein Jahr überschneiden.

Basierend auf diesen Kriterien lassen sich die folgenden europäischen Banken selektieren:

Offizieller Name	Ticker	Land	Mk (Mrd. EUR)	
			Ende 2013	Mitte 2019
HSBC Holdings PLC	HSBA	Vereinigtes Königreich	148.5	148.6
Banco Santander SA	SAN	Spanien	73.7	66.3
BNP Paribas SA	BNP	Frankreich	70.3	52.2
Lloyds Banking Group PLC	LLOY	Vereinigtes Königreich	67.0	44.8
AIB Group PLC	AIBG	Irland	58.4	9.8
UBS Group AG	UBSG	Schweiz	53.0	40.3
Barclays PLC	BARC	Vereinigtes Königreich	52.3	28.9
Banco Bilbao Vizcaya Argentaria SA	BBVA	Spanien	51.8	32.8
Royal Bank of Scotland Group PLC	RBS	Vereinigtes Königreich	45.9	29.7
Nordea Bank Abp	NDA	Finnland	39.6	25.9
Standard Chartered PLC	STAN	Vereinigtes Königreich	39.4	26.0
ING Groep NV	INGA	Niederlande	38.5	39.7
Credit Suisse Group AG	CSGN	Schweiz	35.5	27.0
Deutsche Bank AG	DBK	Deutschland	35.4	13.9
Societe Generale SA	GLE	Frankreich	33.6	18.8
UniCredit SpA	UCG	Italien	31.2	24.2
Intesa Sanpaolo SpA	ISP	Italien	29.2	33.0
Credit Agricole SA	ACA	Frankreich	23.2	30.2
Swedbank AB	SWEDA	Schweden	23.1	14.9
Svenska Handelsbanken AB	SHBA	Schweden	22.7	17.0
DNB ASA	DNB	Norwegen	21.1	26.2
Skandinaviska Enskilda Banken AB	SEBA	Schweden	21.0	17.9
CaixaBank SA	CABK	Spanien	18.7	15.1
KBC Group NV	KBC	Belgien	17.1	24.0
Danske Bank A/S	DANSKE	Dänemark	16.8	12.0
Bankia SA	BKIA	Spanien	14.2	6.4
Commerzbank AG	CBK	Deutschland	13.3	7.9
Erste Group Bank AG	EBS	Österreich	10.9	14.0
Banco Popular Espanol SA	POP	Spanien	8.3	n.v.
Bank of Ireland Group PLC	BIRG	Irland	8.3	5.0
Julius Baer Group Ltd	BAER	Schweiz	7.8	8.8
Banco de Sabadell SA	SAB	Spanien	7.6	5.1
Raiffeisen Bank International AG	RBI	Österreich	5.0	6.8
Bankinter SA	BKT	Spanien	4.5	5.4
ABN AMRO Bank NV	ABN	Niederlande	n.v.	17.7
<b>Aggregierte Marktkapitalisierung</b>			<b>1'146.9</b>	<b>896.0</b>

Tab. 5: Selektierte Banken für die Datengrundlage des Untersuchungsgegenstandes (Bloomberg L.P. (2019b))  
Es ist hier anzumerken, dass zwei Banken nicht die ganze Forschungsperiode mit ihren Kapitalinstrumenten abdecken. Dies ist zum einen die ABN AMRO Bank, welche erst seit Ende November 2015 wieder - nach der Verstaatlichung als der Folge der Finanzkrise - eine gelistete Aktie betreibt, und zum anderen die Banco Popular, welche anfangs Juni 2017 aus Insolvenzgründen von der Banco Santander übernommen wurde, ab dann nicht mehr im Index drin ist und als unabhängige Entität nicht mehr existiert. Die Marktkapitalisierung beider Banken wurde für Ende 2013 bzw. Mitte 2019 als nicht verfügbar (n.v.) gekennzeichnet. Auch wenn für die beiden Banken keine vollständigen Zeitreihen für die ganze Forschungsperiode existieren, ist es aus forschungsethischen Gründen wichtig diese zu integrieren, da sonst kein authentisches Datenbild gezeigt wird und eine Verzerrung stattfinden könnte. Eine Verzerrung würde entstehen, da nur die Daten von Banken integriert werden, welche überlebt haben. Das würde die Rendite und das Risiko der Kapitalinstrumente der Bank und infolgedessen des Index beschönigen.

Es lässt sich in Tab. 5 erkennen, dass sich die aggregierte Marktkapitalisierung (Mk) für europäische Banken von Ende 2013 bis Mitte 2019 um rund 22% vermindert hat. Auf die einzelnen Länder verteilt,

sieht man in Abb. 33, dass sich der Rückgang weitgehend proportional verhalten hat, wobei länder-spezifische Abweichungen, besonders für kleinere Regionen (z.B. Niederlande), die Ausnahme von der generellen Entwicklung bilden.

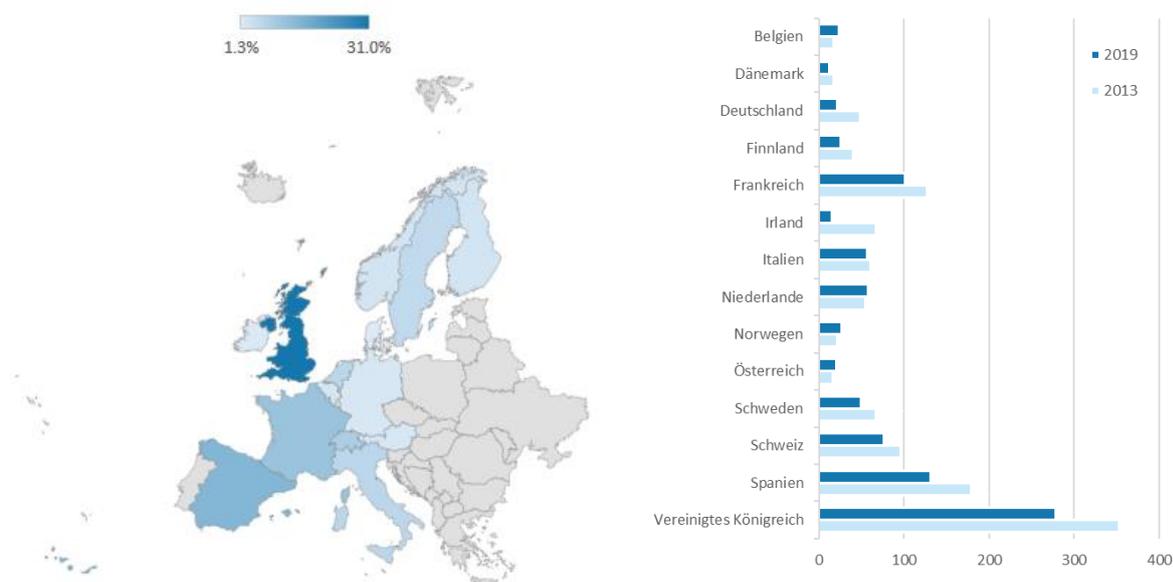


Abb. 33: Länderspezifische Verteilung der Marktkapitalisierung 2019 (linke Seite) und deren Entwicklung zwischen 2013 und 2019 in Mrd. EUR (Bloomberg L.P. (2019b))

Das Vereinigte Königreich ist in Europa immer noch das dominante Finanzzentrum (bemessen an der Marktkapitalisierung 31%) nach Spanien und Frankreich. Die Indexkonstruktion, wie sie in dieser Dissertation geplant ist, hätte zur Konsequenz, dass alle Banken gleichgewichtet werden. Dies weicht von der Gewichtungsmethode anhand der Marktkapitalisierung, wie es in konventionellen Indizes<sup>102</sup> üblich ist, ab. Die Abweichung würde aber zu einem über die Regionen ausgeglicheneren Bild führen (wie in Abb. 34 ersichtlich) und somit spezifische, regionale Faktoren ausdünnen. Die emittentenneutrale Gewichtung hat den Vorteil, dass größere Banken ein kleineres Gewicht bekommen und somit die Indizes die durchschnittlichen Eigenschaften der Kapitalstrukturen der einzelnen Banken näher abbilden. Ein weiterer Vorteil ist auch, dass kleinere Regionen<sup>103</sup> im Untersuchungsgegenstand besser vertreten werden.

<sup>102</sup> Für den Aktienmarkt ist dies der STOXX® Europe 600 Banks index und für AT1-Anleihen der iBoxx Contingent Convertible Liquid Developed Europe AT1 (EUR) Unhedged index. Beides sind Indizes, welche sich auf die Gesamttrendite beziehen und sind in EUR denominated.

<sup>103</sup> Die Entwicklung in Abb. 33 hat gezeigt, dass die aggregierte Marktbewertung kleinerer Regionen dazu gewonnen hat und somit eine verstärkte Einbindung in den Untersuchungsgegenstand sinnvoll sein könnte.

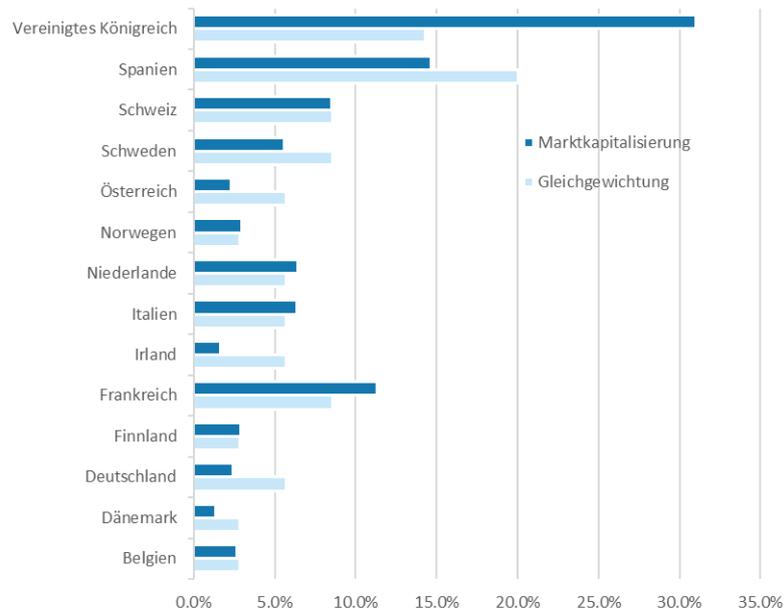


Abb. 34: Vergleich zwischen regionaler Verteilung nach Marktkapitalisierung und gleichgewichtetem Index (Bloomberg L.P. (2019b))

Ähnlich wie bei der Marktkapitalisierung bestehen bei den konventionellen *AT1*-Anleihen-Indizes oder bei den Indizes von unbesicherten, vorrangigen Anleihen über die Gewichtung durch das Volumen an ausstehenden Schulden eine Verzerrung, weshalb hier analog eine Gleichgewichtung gegenüber einer Marktgewichtung vorzuziehen ist.

Auch bezüglich der verschiedenen Bankgeschäftsmodelle repräsentiert die Auswahl der Banken den Markt adäquat. In Abb. 35 ist zu erkennen, dass der größte Anteil mit 54% Geschäfts-/Privatbanken ausmacht, gefolgt von Universalbanken mit 29%, Investmentbanken 11% und Privatbanken mit 6%.

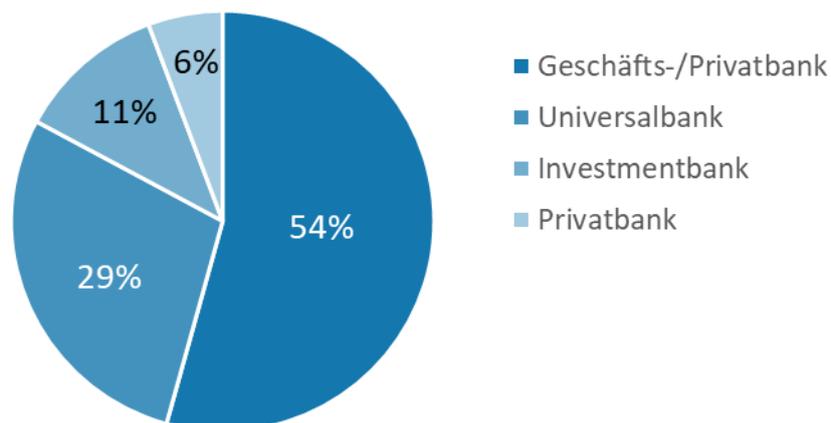


Abb. 35: Aufteilung der Bankselektion nach Geschäftsmodell (Quelle: Eigene Darstellung mit eigener Identifikation der Geschäftsmodelle der selektierten Banken)

Die Struktureigenschaften von *AT1*-Anleihen sind etwas komplexer als bei den Aktieninstrumenten. Der *AT1*-Index, welche sich aus den *AT1*-Anleihen der ausgewählten Banken zusammensetzt, gewichtet alle Anleihen pro Emittent gleich. Auch hier ist die Intention gleich wie für den Aktienindex,

Klumpenrisiken bezüglich regionalen und idiosynkratischen Risiken zu minimieren. Für die Auswahl der Anleihen sieht die Zusammensetzung bezüglich der Währungsausgestaltung der Emissionen folgendermaßen aus:

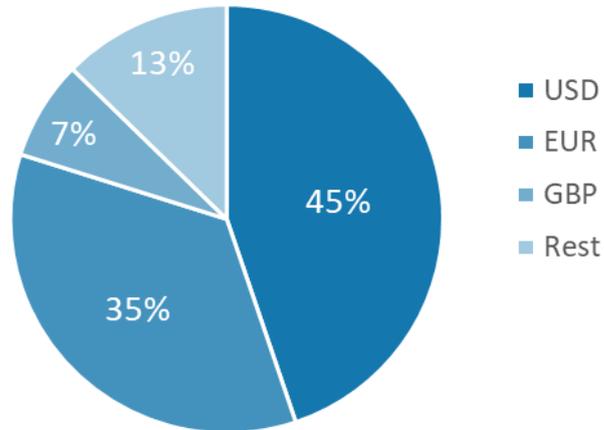


Abb. 36: Aufteilung der AT1-Emissionen nach Währungsausgestaltung (Bloomberg L.P., 2019d)

Der Umwandlungsmechanismus der Anleihen verteilt sich wie folgt:

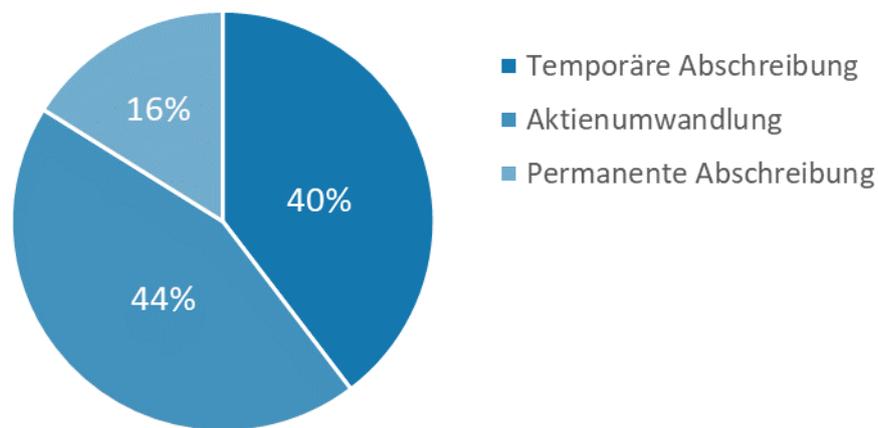


Abb. 37: Aufteilung der AT1-Emissionen nach Umwandlungsmechanismus (Bloomberg L.P., 2019d)

Die Höhe des Kapitallevels für eine Auslösung des Umwandlungsmechanismus sieht wie folgt aus:

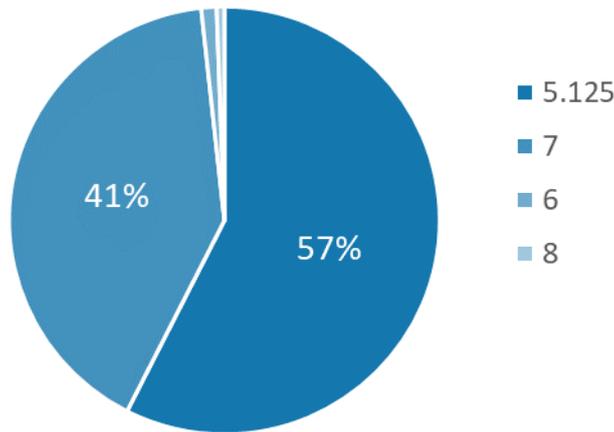


Abb. 38: Aufteilung der AT1-Emissionen nach Auslösungslevels (Bloomberg L.P., 2019d)

6% und 8% stellen Auslösungslevels dar, welche im Anfangsstadium der AT1-Anlageklasse von gewissen Banken verwendet wurden, sich aber dann nicht etabliert haben.

Diese Statistiken sollen einen Nachweis geben, dass die Auswahl der Banken zu repräsentativen Indizes führen und somit den Untersuchungsgegenstand adäquat eingrenzen.

#### 4.1.2 Indexkonstruktion

Dieser Unterabschnitt soll die Konstruktion der drei Indizes aufzeigen. Für die Konstruktion der Indizes werden die gelisteten Aktien und Anleihen der 35 selektierten Banken aus dem letzten Unterabschnitt verwendet, welche hier durch  $i$  indiziert sind. Die lokalen<sup>104</sup>, diskreten Tagesrenditen  $r_{i,t}$  werden anhand von Gleichung (11.1) berechnet:

$$r_{i,t} = \frac{x_{i,t} + Z_{i,t}}{x_{i,t-1}} - 1$$

Die Preise  $x$  der einzelnen Indizelemente werden durch den  $n \times 1$  Vektor  $x_t = \{x_{1,t}, x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{n,t} \mid \forall x_{i,t} > 0\}$  zum Zeitpunkt  $t$  definiert wobei  $t_0$  als Anfangszeitpunkt und  $T$  als Endzeitpunkt gilt. Für den Aktienindex gilt  $n = 35$ , für den AT1-Index  $n = 174$  und für den Anleihen-Index  $n = 35$ . Die Variable  $z$  stellt ein möglicher Zahlungsfluss, zum Beispiel in Form von Dividenden oder Coupons, dar und erfolgt beim Aktienindex an einem jährlichen Zeitpunkt<sup>105</sup> in Kontrast zum AT1-

<sup>104</sup> In diesem Zusammenhang heißt lokale Rendite, dass Währungseffekte ausgenommen werden und nur die Rendite des Finanzinstrument betrachtet wird.

<sup>105</sup> Dieser Zeitpunkt ist der Ex-Tag, d.h., der Börsentag, an dem die Aktien erstmals ex Dividende gehandelt werden, also „ohne Dividende“.

Index und dem Anleihen-Index, bei welchem  $z$  kontinuierlich als Marchzinsen dazu addiert wird. Somit ergibt sich für  $z$  der  $n \times 1$  Vektor  $\{z_{1,t}, z_{1,t}, z_{2,t}, \dots, z_{n,t} \mid \forall z_{i,t} \geq 0\}$ .

Die Berechnung der Index-Rendite unterscheidet sich für die beiden Indizes. Für den Aktienindex (EQ) stellt sich die Berechnung als Linearkombination, in Anlehnung an Gleichung (11.2) im Abschnitt 1.3, aus Gewichten, welche als  $n \times 1$  Vektor  $w_t = \{w_{1,t}, w_{1,t}, w_{2,t}, \dots, w_{n,t} \mid \sum_{i=1}^n w_{i,t} = 1\}$  zum Zeitpunkt  $t$  definiert sind, und Renditen, wie in Gleichung (11.1) definiert, dar:

$$r_{EQ,t} = \sum_{i=1}^n w_{i,t-1} r_{i,t} \quad (4.1)$$

Wie bereits im letzten Unterabschnitt festgestellt, macht es für das geplante Forschungsunterfangen Sinn eine Gleichgewichtung der einzelnen Banken anzunehmen, womit hier  $w = \frac{1}{n}$  entspricht, konstant über die Zeit ist und der Zeitindex somit wegfällt. Die Gleichung vereinfacht sich somit zu:

$$r_{EQ,t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_{i,t} \quad (4.2)$$

Für den *AT1*-Index (AT1) sieht der letzte Schritt der Berechnung leicht anders aus, da die Renditen der Anleihen pro Emittent zusätzlich vorgängig aggregiert werden müssen:

$$r_{AT1,t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{e_{i,t}} \sum_{j=1}^{e_{j,i,t}} r_{j,i,t} \right) \quad (4.3)$$

Die Anzahl Anleihen  $j$  pro Emittent  $e_{i,t}$  variiert abhängig von  $i$  und  $t$ .

Bezüglich des Indexes für vorrangige, unbesicherte Anleihen<sup>106</sup> (BD) werden die durchschnittlichen *CDS*-Kreditspannen  $s_{i,t}$  Veränderungen zu einer synthetischen, über die 35 Banken gleichgewichteten, Portfoliorendite aggregiert:

$$r_{BD,t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (5 (CDS_{i,t} - CDS_{i,t-1}) + z_{CDS,i,t} + 5 (G_t - G_{t-1}) + z_{S,t}) \quad (4.4)$$

Da der 5-jährige *CDS* verwendet wurde, beträgt die Kreditspannensensitivität ebenfalls 5 Jahre. Dies gilt auch für die risikolose Komponente<sup>107</sup>.

---

<sup>106</sup> Hierbei handelt es sich um Anleihen, welche sich weder für *MREL* (*Minimum Requirement for own funds and Eligible Liabilities*) noch für *TLAC* (*Total Loss-Absorbing Capacity*) anrechnen lassen.

<sup>107</sup> Die risikolose Komponente wurde anhand der Veränderung des gewichteten Durchschnitts  $G$  der 5-jährigen EUR (80%) und USD (20%) Renditen von deutschen und US-amerikanischen Staatsanleihen berechnet.

### 4.1.3 Deskriptive Statistik und explorative Datenanalyse

Um für berechneten Renditen der konstruierten Indizes aus dem letzten Unterabschnitt eine Übersicht zu erstellen, werden für die Zeitreihen standardmäßige, deskriptive Statistiken berechnet. Diese sind in Tab. 6 dargestellt. Die Nullhypothese einer Normalverteilung kann mit dem Jarque-Bera-Test für alle Zeitreihen klar verworfen werden.

Statistik	bPWA (AT1)	Aktien (EQ)	Anleihen (BD)
Anzahl Datenpunkte	1'432	1'432	1'432
Durchschnitt	0.023%	0.003%	0.010%
Median	0.027%	0.000%	0.013%
Maximum	3.794%	5.409%	0.353%
Minimum	-3.265%	-12.706%	-0.646%
Standardabweichung	0.30%	1.34%	0.10%
Schiefe	0.15	-0.56	-0.55
Kurtosis	36	7	3
Jarque-Bera Test	75'662	3'149	490
p-Wert	0	0	0

Tab. 6: Deskriptive Statistiken bezüglich der drei Kapitalinstrumente (Bloomberg L.P., 2019e). Die Normalverteilungsannahme kann, basierend auf dem Jarque-Bera-Test, klar verworfen werden. Dies zeigt sich durch p-Werte bei null für alle Kapitalinstrumente.

Die Zeitreihen lassen sich auch als kumulative Renditereihen darstellen (Abb. 39) und zeigen zusammen mit den deskriptiven Statistiken in Tab. 6 auf, dass über die Betrachtungsperiode besonders die Bankaktien (EQ) eine erhöhte Schwankungsbreite (Standardabweichung: 1.34% / Minimum: -12.7%) aufweisen, gefolgt von AT1-bPwa (Standardabweichung: 0.3% / Minimum: -3.3%). Diese Schwankungen zahlen sich aber während der Betrachtungsperiode nicht aus, womit die Bankaktien die schlechteste Rendite liefern über die Betrachtungsperiode gesehen. Besonders in einem gestressten Umfeld reagieren sie signifikant auf ungünstige Ereignisse und Zustände, wie man im Jahr 2016 sehen kann. Die Bankanleihen weisen die tiefste Schwankungsbreite (Standardabweichung: 0.1% / Minimum: -0.65%) auf und weisen auch visuell sehr wenig Schwankungen oder Extremwerte auf.



Abb. 39: Renditeentwicklung von europäischen AT1-Anleihen (AT1), Bankaktien (EQ) und Bankanleihen (BD) (Bloomberg L.P., 2019e)

Die Zeitreihen lassen sich visuell auch paarweise vergleichen. Abb. 40 vergleicht AT1-bPwa mit Bankaktien anhand eines Streudiagramms bzw. eines Balkendiagramms auf Basis von täglichen Renditen. Die Korrelation<sup>108</sup> ist mit 0.57 am höchsten verglichen mit den anderen Variablenpaaren (-0.15 für Bankaktien/-anleihen und 0.11 für AT1-bPwa/Bankanleihen). An den starken Ausreißern in Abb. 40 lässt sich auch erkennen, dass die Abhängigkeit zwischen AT1-bPwa und Bankaktien in Krisensituationen punktuell ansteigt. So kommen die beiden Extrempunkte der Zeitreihen, welche rot umrandet sind, zum gleichen Zeitpunkt zustande (24. Juni 2016). Für die AT1-bPwa beträgt das Minimum -3.3% und für die Bankaktien -12.7%. Kurzfristig erscheint der Diversifikationseffekt der beiden Anlagebausteine als sehr gering, da beide Zeitreihen mit hohen negativen Werten in die gleiche Richtung laufen (rot gestricheltes Rechteck). Diese hohen negativen Werte scheinen beeinflusst durch einen Strukturbruch, da sich diese visuell vom Rest der Datenpunkte abzugrenzen scheinen. Im nächsten Abschnitt 4.2 soll analysiert werden, ob diese strukturellen Veränderungen eine hinreichende Persistenz aufweisen, um eine Veränderung des Regimes des datengenerierenden Prozesses zu identifizieren. Diese zeitliche Identifikation bzw. Charakterisierung ist ein wichtiger vorbereitender Schritt für das nächste Kapitel 5.

<sup>108</sup> Die Korrelation berechnet sich aus der Wurzel von  $R^2$ . Sie ist ein lineares Maß des stochastischen Zusammenhangs zwischen zwei Zeitreihen und gibt an wie hoch der durchschnittliche Anteil der gemeinsamen Schwankungen sind. Eine negative Korrelation gibt dabei an, dass die gemeinsamen Schwankungen in entgegengesetzter Richtung erfolgten.

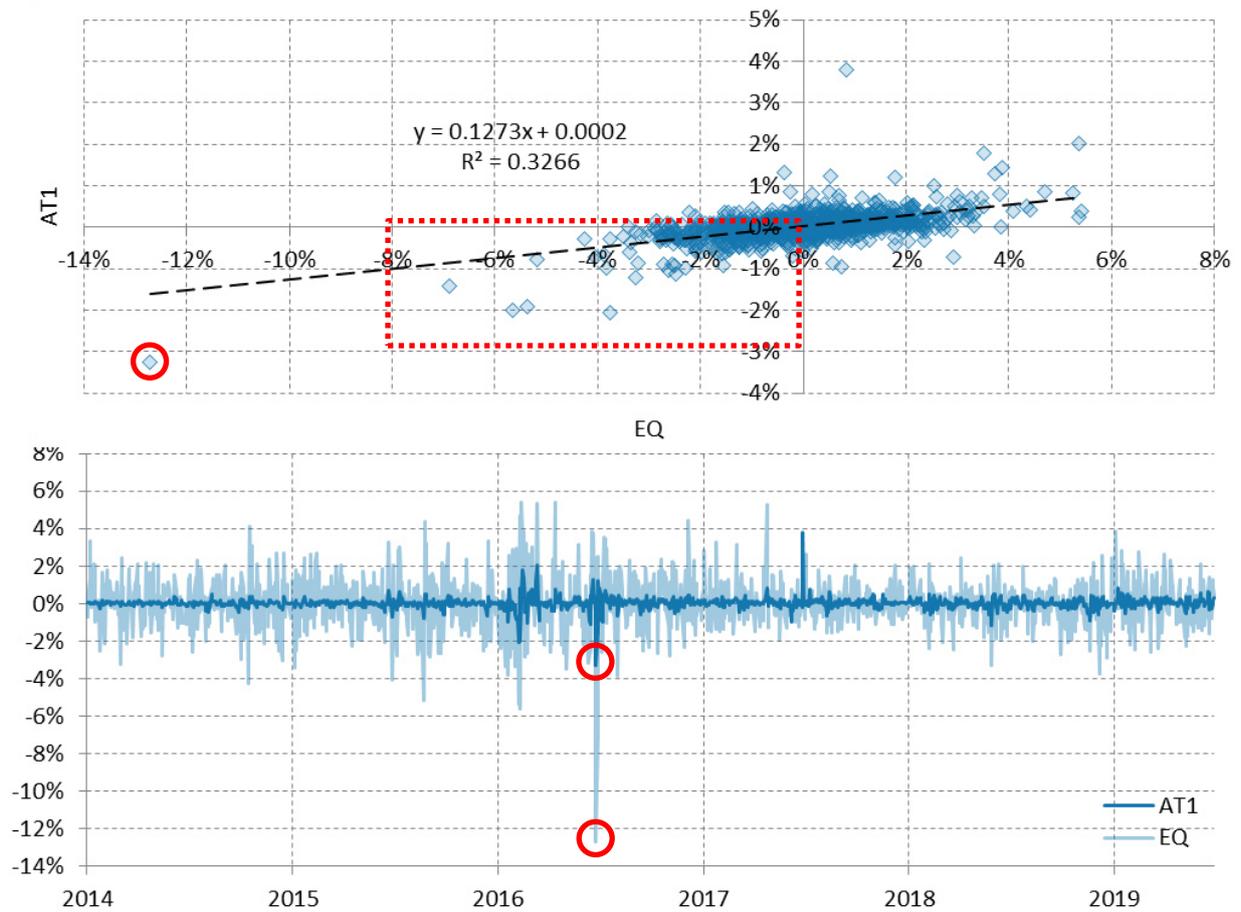


Abb. 40: Streudiagramm (oben) und Balkendiagramm (unten) der täglichen Renditen der AT1-bPwa und der Bankaktien (Bloomberg L.P., 2019e). Das Streudiagramm zeigt die lineare Regression der Renditen der Bankaktien (EQ) auf die Rendite der AT1-bPwa. Die Steigung, der Y-Achsenabschnitt und die Güte der Regression  $R^2$  sind ebenfalls angegeben.

Die Beobachtungen bezüglich des Variablenpaares AT1-bPwa und Bankaktien lässt sich zum Teil auch für das Variablenpaar AT1-bPwa/Bankanleihen machen. Auch hier wurde zur Visualisierung ein Streudiagramm zusammen mit einem Balkendiagramm anhand der täglichen Renditen der Kapitalinstrumente erstellt (Abb. 41). Ebenfalls scheinen die Extremwerte mit gleichem Vorzeichen tendenziell gemeinsam aufzutreten, jedoch beutend weniger ausgeprägt, weshalb der Korrelationskoeffizient mit 0.11 viel tiefer ist. Für AT1-bPwa beträgt das Minimum, wie bereits erwähnt, rund -3.3% (rot umrandet) und für Bankanleihen rund -0.6%. Anders als beim letzten Variablenpaar fallen diese Extremwerte aber zeitlich auseinander, da das Minimum am 12. März 2015 realisiert wurde (rot gestrichelt dargestellt in Abb. 41). Gleichwohl ist es angezeigt auch für Bankanleihen eine Untersuchung der Zeitreihe bezüglich möglicher Strukturbrüche durchzuführen, da erhöhte Renditewerte isoliert und auch im Zusammenhang mit AT1-bPwa auftreten (rot gestricheltes Rechteck).

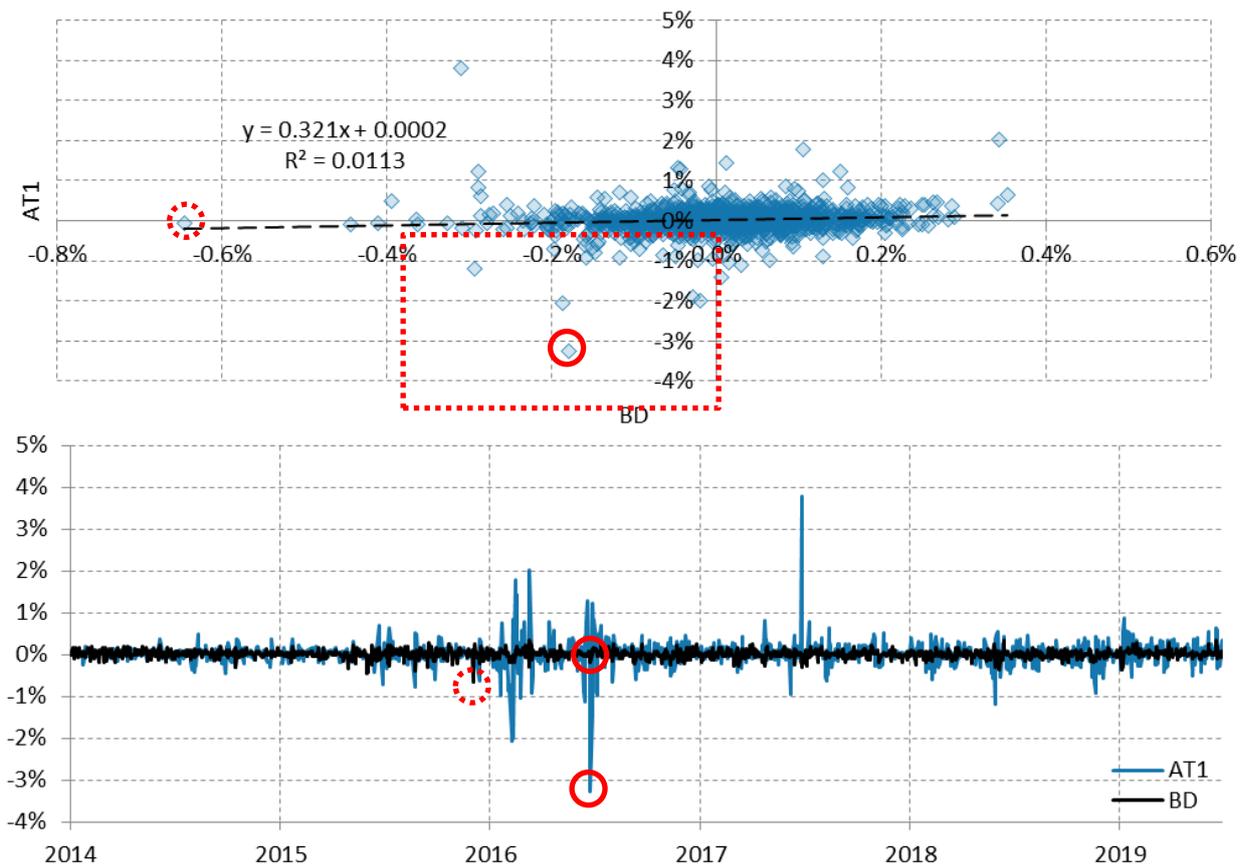


Abb. 41: Streudiagramm (oben) und Balkendiagramm (unten) der täglichen Renditen der AT1-bPwa und der Bankanleihen (Bloomberg L.P., 2019e). Das Streudiagramm zeigt die lineare Regression der Renditen der Bankanleihen (BD) auf die Rendite der AT1-bPwa. Die Steigung, der Y-Achsenabschnitt und die Güte der Regression  $R^2$  sind ebenfalls angegeben.

Das dritte Variablenpaar der Bankaktien und -anleihen weist ebenfalls wie das zweite Variablenpaar eine tiefe Korrelation mit -0.15 auf und ist sogar im negativen Bereich. Die Steigung der Regressionsgeraden ist deshalb negativ, wie man in Abb. 42 sehen kann. Die Minima der Zeitreihen fallen zeitlich auseinander (der 24. Juni 2016 ist das Datum des Minimumwerts für die Bankaktien und 12. März 2015 ist das Datum des Minimumwerts für die Bankanleihen). Auch reflektiert sich die tiefe Korrelation der beiden Anlagebausteine visuell, da die Daten als gleichförmige Punktelwolke (rot gestricheltes Rechteck) dargestellt werden können - mit vereinzelt Ausreißern. Ähnlich wie in den vorherigen Variablenpaaren scheint eine einhergehende Analyse bezüglich möglicher Strukturbrüche angezeigt, da sich Extremwerte in gewissen Perioden zu häufen scheinen.

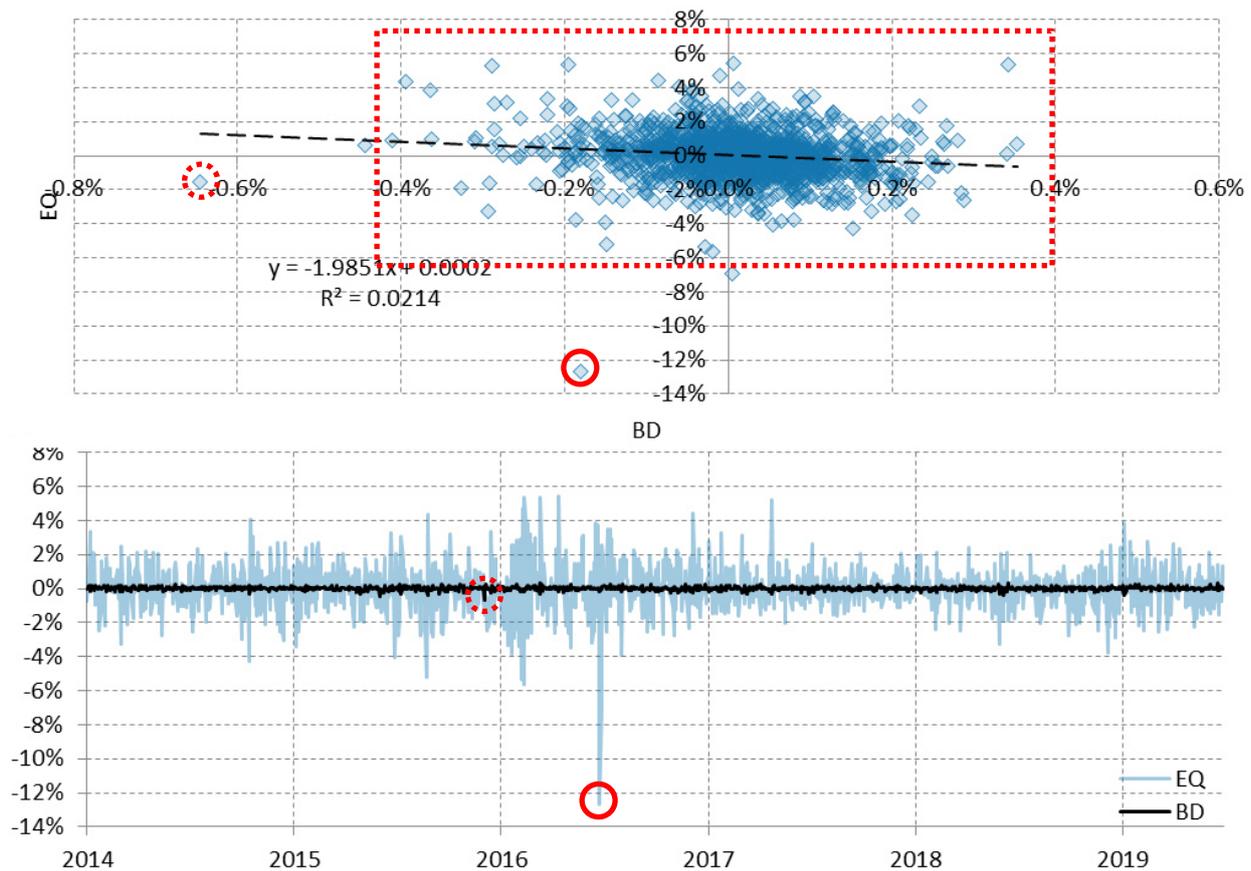


Abb. 42: Streudiagramm (oben) und Balkendiagramm (unten) der täglichen Renditen der Bankaktien und der Bankanleihen (Bloomberg L.P., 2019e). Das Streudiagramm zeigt die lineare Regression der Renditen der Bankaktien (EQ) auf die Renditen der Bankanleihen (BD). Die Steigung, der Y-Achsenabschnitt und die Güte der Regression  $R^2$  sind ebenfalls angegeben.

Die Schlussfolgerung aus den Analysen in diesem Unterabschnitt ist, dass eine einhergehende Untersuchung der Variablen bzw. Variablenpaaren bezüglich möglicher Strukturbrüche angezeigt ist. Dies auch mit dem Hintergrund, dass die Verwerfung der Normalverteilungsannahme (Tab. 6) für die einzelnen Zeitreihen mögliche Veränderungen des datengenerierenden Prozesses als wahrscheinlich erachten lassen.

## 4.2 Zeitliche Zuordnung, Identifikation und Charakterisierung der Marktregime

Dieser Abschnitt soll die Zeitreihen nach Strukturbrüchen untersuchen, die Marktregime zeitlich zuordnen und entsprechend zu identifizieren und charakterisieren. Dazu wird die im theoretischen Teil vorgestellten Wavelet-Methoden verwendet. Es handelt sich hier um eine reine Vergangenheitsanalyse ohne prognostischen Charakter, welche die Prognosen im Kapitel 5 vorbereiten sollen.

Im Normalzustand<sup>109</sup> des Untersuchungsgegenstandes werden stabile Marktverhältnisse und Portfolioparameterschätzungen erwartet. Dies steht im Gegensatz zu einer gestressten Marktsituation, welche sich in stark variierenden Portfolioparameterschätzungen materialisiert und daher hochvolatile Allokationssignale verursacht. Dieser Abschnitt soll die Zeitperiode dieses Normalzustandes anhand von Methoden aus der WA definieren und die entsprechende gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung für den Normalzustand berechnen. Durch die Erstellung von uni- und bivariaten Skaleogramme<sup>110</sup> der drei Zeitreihen des Untersuchungsgegenstandes auf täglicher Basis wird der Marktzustand identifiziert. Die univariaten Skaleogramme basieren dabei auf der SWT und die bivariaten Skaleogramme auf der Wavelet-Kohärenz. Die Berechnungen und Darstellungen wurden dabei durch die R-Pakete `dplr` (Bunn, et al., 2021) und `WaveletComp` (Roesch & Schmidbauer, 2018) erstellt<sup>111</sup>. Für die Berechnung verwenden beide R-Pakete das Morlet-Wavelet<sup>112</sup> bis zu einem Skalenbereich von  $j = 8$ , d.h.  $2^8 = 256$  Tage. Zur Nachvollziehbarkeit wurde der Programmiercode im Appendix wiedergegeben.

In Abb. 43 kann erkannt werden, dass in der ersten Zeitperiode (*AT1\_S.1*) von Anfang August 2015 bis Ende September 2016 für die täglichen Renditen von *AT1-CoCos* eine Veränderung des datengenerierenden Prozesses stattgefunden hat. Das Diagramm indiziert dies an durch die erhöhte Energie im halbjährlichen Bereich. Die Veränderung ist möglicherweise auf eine Regimeveränderung zurückzuführen. Für den Anfang dieser Periode könnte der Auslöser die Wachstumsschwierigkeiten in China und die in diesem Zusammenhang stehende Krise an den globalen Rohstoffmärkten sein. Die zweite Periode (*AT1\_S.2*) von Anfang Februar 2017 bis Ende November 2017 signalisiert ebenso einen Regimewechsel, welcher aber nicht so ausgeprägt und nachhaltig scheint wie die vorhergehende Periode, da die gemessenen Energien eher im vierteljährlichen Bereich sind. Überdies ist die Periode eher geprägt von außerordentlich hohen Renditen und weniger von gestressten Märkten mit Schwankungen gegen unten. Die dritte Periode (*AT1\_S.3*) weist ebenso weniger persistente Strukturveränderungen als wie die erste Periode, da die Energien im monatlichen Skalenbereich liegen. Die Regimeveränderung für diese dritte Periode wurde Anfang Februar 2018 durch den *Volmageddon*<sup>113</sup> ausgelöst und dauerte bis Ende Februar 2019.

---

<sup>109</sup> Wie in der Forschungslücke bereits beobachtet wurde, wird in der Forschungsliteratur bezüglich dem Forschungsobjekt von einem Normal- und einem Stress-Zustand ausgegangen. Davon soll auch in dieser Dissertation ausgegangen werden.

<sup>110</sup> Zum Zweck der besseren Ersichtlichkeit wurden die Skaleogramme im Appendix in vergrößerter Form nochmals abgebildet.

<sup>111</sup> `dplr` und `WaveletComp` sind R-Pakete für die stetige Wavelet-basierte Analyse von Zeitreihen. Die Nullhypothese, dass es keine (gemeinsame) Periodizität in der Serie gibt, wird über p-Werte getestet, die aus der Simulation gewonnen werden, wobei das zu simulierende Modell aus einer Vielzahl von Optionen ausgewählt werden kann. Die Auswahl ist im Programmiercode ersichtlich.

<sup>112</sup> Das Morlet-Wavelet eignet sich durch seine abgerundete Form im Zeitbereich bzw. durch seine Glockenkurvenform im Frequenzbereich sehr gut für die Zeit-Frequenz-Analyse, da visuell eindeutige Ergebnisse erzielt werden können. Bei anderen Wavelets können die Ergebnisse schwerer interpretierbar sein.

<sup>113</sup> Der plötzliche Anstieg des Volatilitätsindex beendete eines der ruhigsten Kapitel an den US-Aktienmärkten - eine jahrelange Phase, in der die Turbulenzen an den Aktienmärkten bei etwa der Hälfte ihres historischen Durchschnitts lagen (Kawa, 2019).

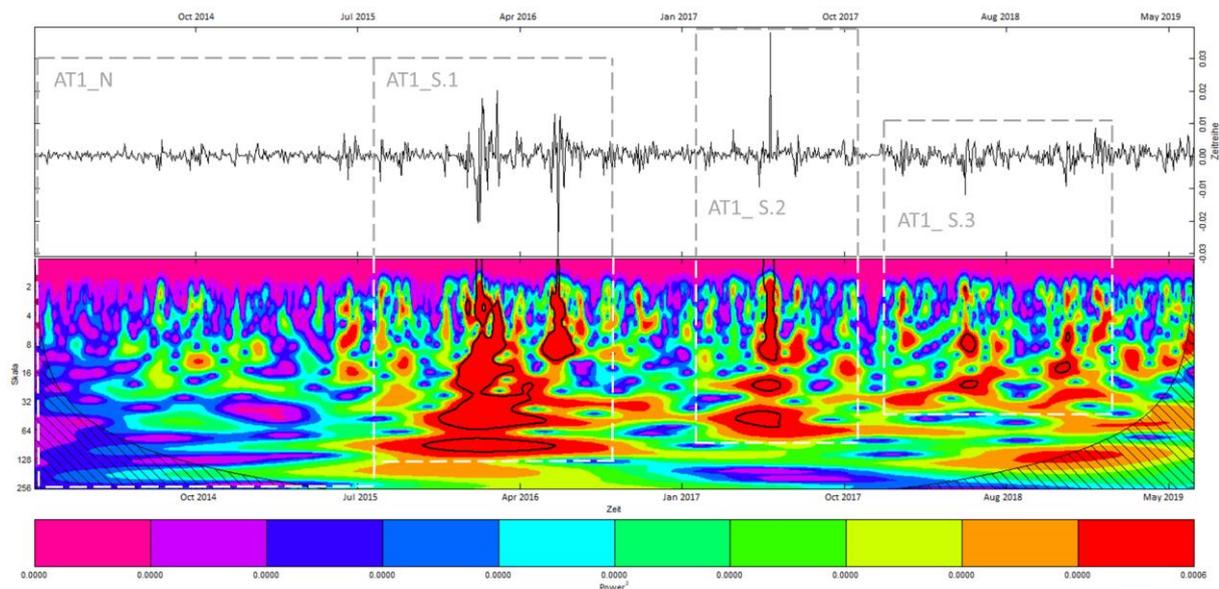


Abb. 43: Univariates Skaleogramm der AT1-Pwa-Renditen (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis des R Studio Pakets `dpLR` (Bunn, et al., 2021) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Im oberen Zeitbereich wurden die identifizierten Regime durch AT1\_N für das normale Marktregime, AT1\_S.1 für das erste gestresste Marktregime, AT1\_S.2 für das zweite gestresste Marktregime und AT1\_S.3 für das dritte gestresste Marktregime gekennzeichnet. Die assoziierten Bereiche wurden mit dem Skalenbereich in der unteren Hälfte der Abbildung verbunden. Die horizontale Achse ist dabei die Zeitachse und die vertikale Achse ist für den Zeitbereich die Amplitude in Form der täglichen Renditen der Bankaktien und für den unteren Bereich zeigt die Achse die Skala  $2^j$  für die verschiedenen Skalenbereiche  $j$  an. Die Farben geben die relative Höhe des quadrierten Wertes der Amplitude (*Power*) wieder. Der rote Bereich gibt demnach an, dass sich der Wert der quadrierten Amplitude signifikant von seinem Umfeld abgrenzt und stark erhöht ist. Der Einflusskegel (schwarz-schraffierter Bereich) gibt an, welcher Bereich mit Vorsicht interpretiert werden muss, da die längeren Wavelets über den Bildrand hinausgehen und somit keine verlässlichen Werte mehr liefern.

Die Zeitperiode bis zur ersten Periode (AT1\_N) weist für dieses Skaleogramm keine Strukturbrüche auf, es lässt sich somit auch ein stabiles Regime vermuten. Dieses stabile Regime wird hier als der normale Marktzustand für die AT1-CoCos-Renditen angenommen. AT1\_S.1 scheint die Zeitperioden mit dem signifikantesten und nachhaltigsten Marktstress zu sein. Für die Bankaktienrendite lässt sich ein ähnliches Bild erkennen (Abb. 44), wobei in der Zeitperiode von AT1\_S.2 fast kein Marktstress erkennbar ist. Im Vergleich zu AT1\_S.1 beginnt BAK\_S etwas früher, endet aber zum etwa gleichen Zeitpunkt.

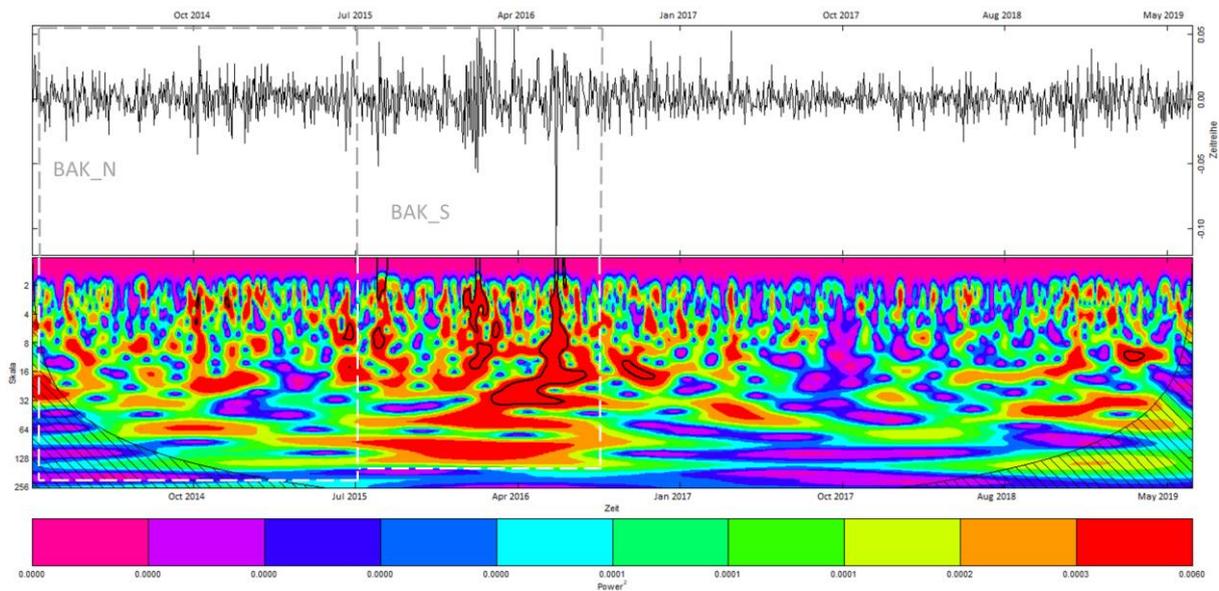


Abb. 44: Univariates Skaleogramm der Bankaktien-Renditen (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis des R Studio Pakets `dplR` (Bunn, et al., 2021) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Im oberen Zeitbereich wurden die identifizierten Regime durch BAK\_N für das normale Marktregime und BAK\_S für das gestresste Marktregime gekennzeichnet. Die assoziierten Bereiche wurden mit dem Skalenbereich in der unteren Hälfte der Abbildung verbunden. Die horizontale Achse ist dabei die Zeitachse und die vertikale Achse ist für den Zeitbereich die Amplitude in Form der täglichen Renditen der Bankaktien und für den unteren Bereich zeigt die Achse die Skala  $2^j$  für die verschiedenen Skalenbereiche  $j$  an. Die Farben geben die relative Höhe des quadrierten Wertes der Amplitude (*Power*) wieder. Der rote Bereich gibt demnach an, dass sich der Wert der quadrierten Amplitude signifikant von seinem Umfeld abgrenzt und stark erhöht ist. Der Einflusskegel (schwarz-schraffierter Bereich) gibt an, welcher Bereich mit Vorsicht interpretiert werden muss, da die längeren Wavelets über den Bildrand hinausgehen und somit keine verlässlichen Werte mehr liefern.

Im Fall der Bankanleihenrendite ist ebenfalls die Stressperiode in der zeitlichen Umgebung des Sommers 2015 klar am auffälligsten (Abb. 45). Die Periode beginnt aber wieder etwas früher und endet auch etwas später.

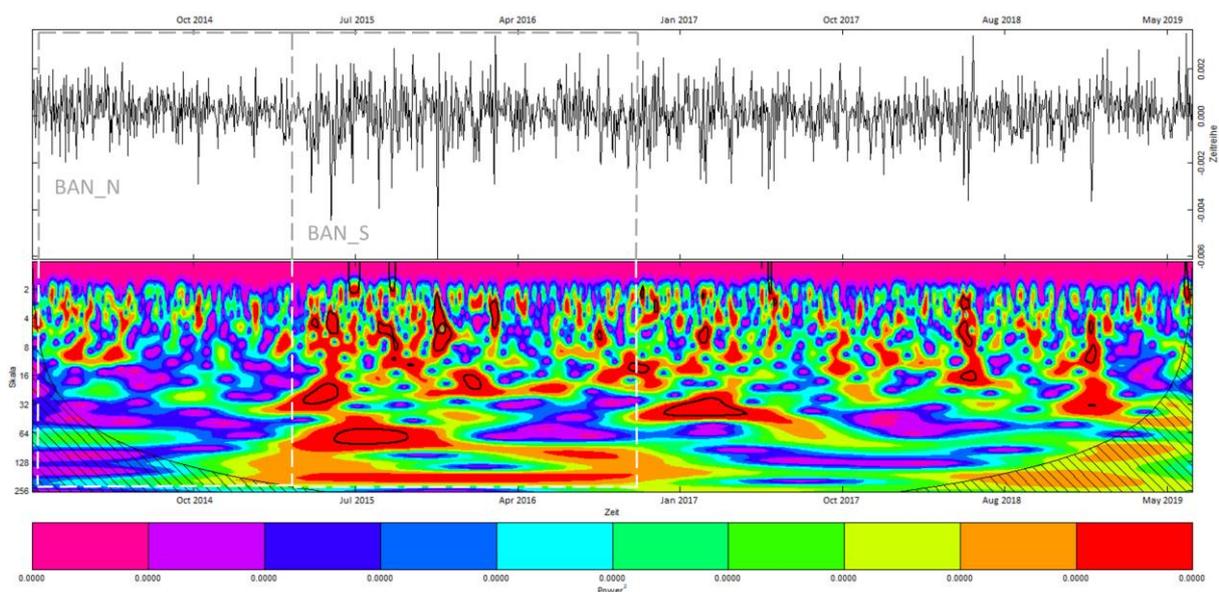


Abb. 45: Univariates Skaleogramm der Bankanleihen-Renditen (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis des R Studio Pakets `dplR` (Bunn, et al., 2021) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Im oberen Zeitbereich wurden die

identifizierten Regime durch BAN\_N für das normale Marktregime und BAN\_S für das gestresste Marktregime gekennzeichnet. Die assoziierten Bereiche wurden mit dem Skalenbereich in der unteren Hälfte der Abbildung verbunden. Die horizontale Achse ist dabei die Zeitachse und die vertikale Achse ist für den Zeitbereich die Amplitude in Form der täglichen Renditen der Bankaktien und für den unteren Bereich zeigt die Achse die Skala  $2^j$  für die verschiedenen Skalenbereiche  $j$  an. Die Farben geben die relative Höhe des quadrierten Wertes der Amplitude (*Power*) wieder. Der rote Bereich gibt demnach an, dass sich der Wert der quadrierten Amplitude signifikant von seinem Umfeld abgrenzt und stark erhöht ist. Der Einflusskegel (schwarz-schraffierter Bereich) gibt an, welcher Bereich mit Vorsicht interpretiert werden muss, da die längeren Wavelets über den Bildrand hinausgehen und somit keine verlässlichen Werte mehr liefern.

Abb. 46 stellt das bivariate Skaleogramm zwischen den Renditen von AT1-CoCos und Bankaktien dar. Der relevante Bereich wurde durch eine gepunktete Ellipse gekennzeichnet und in Abb. 47 vergrößert dargestellt. Der linke Teil dieser Ellipse zeigt die Zeitperiode des oben identifizierten Marktregimes im Normalzustand an. Der rechte Teil, die Zeitperiode mit dem gestressten Marktumfeld. Es zeigt sich für die Zeitperiode des gestressten Marktregimes, dass sich im Skalenbereich von 32 bis 128 Tagen im Vergleich zum normalen Marktregime eine erhöhte nachlaufende Abhängigkeit der AT1-CoCos manifestierte. Die Bankenkrise von 2016 ausgelöst durch die Rohstoff- beziehungsweise Chinakrise das makroökonomische Umfeld maßgeblich verschlechtert hat. Es kann erkannt werden, dass sich das makroökonomische Umfeld im Vorfeld der Bankenkrise von 2016 negativ auf die operative Situation der Banken ausgewirkt hat. Mit einem Zeithorizont von einem halben Jahr hat sich die Aktienrendite mit einer leichten, vorlaufenden Phasenverschiebung negativ auf die Anleihenrendite ausgewirkt. Dieser Effekt wurde durch zahlreiche, unternehmensspezifische Ereignisse weiter angeheizt, angezeigt durch die kurzfristige Kohärenz mit einer stärkeren Phasenverschiebung Anfang 2016.

Als erstes bedeutendes Ereignis kann die Gläubigerbeteiligung der Novo Banco, ausgelöst durch zusätzliche Abschreibungen, angeführt werden. Dabei wurde - aus Investorensicht - ein Totalverlust auf vorrangige Anleihen realisiert, welcher die schlechte Marktstimmung weiter verschlechterte. Am 20. Januar überraschte dann die Deutsche Bank mit einer Voravisierung ihres Quartalsergebnisses, welches dann offiziell am 26. Januar mit 660 Mio. EUR das erste Mal seit der Eurokrise wieder negativ ausfiel. Höhere Rückstellungen von italienischen Banken, insbesondere von Unicredit, gaben Anlass zur erhöhten Vorsicht der Investoren. Die Erwartung von höheren systemischen Risiken für europäischen Banken lässt die Risikoaversion für den ganzen Sektor ansteigen und führte in der Folge zu steigenden Risikoprämien für alle Kapitalinstrumente. Gegen Ende 2017 wird der Abhängigkeitseffekt wieder eher gleichlaufend, was auch mit der Erholung der beiden Anlagensegmenten zu tun hat.

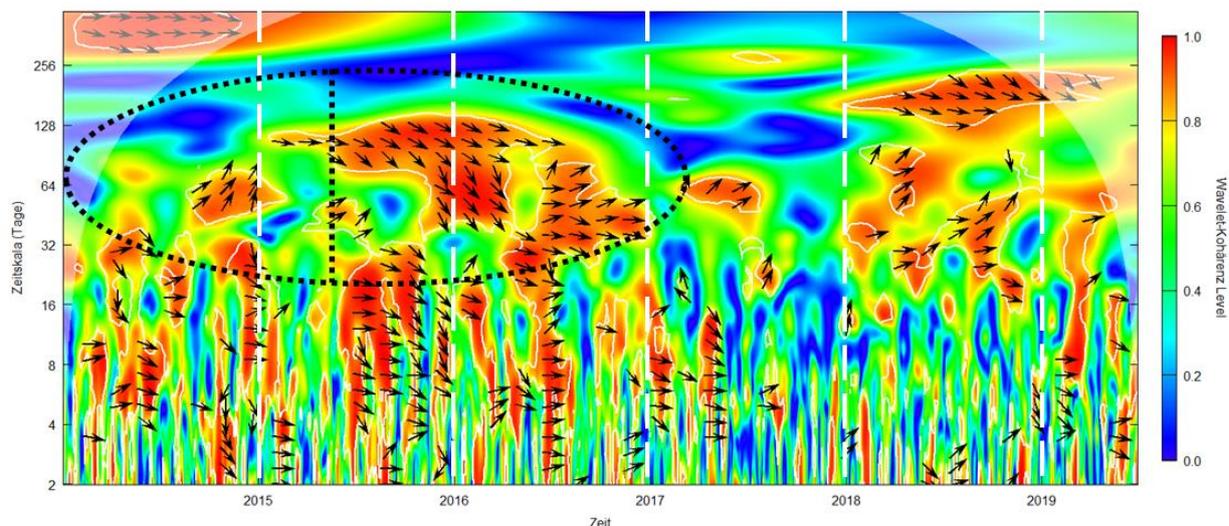


Abb. 46: Bivariates Skaleogramm zwischen den Renditen von AT1-CoCos und Bankaktien Renditen (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis des R Studio Pakets *WaveletComp* (Roesch & Schmidbauer, 2018) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Die horizontale Achse ist dabei die Zeitachse und die vertikale Achse zeigt die Skala  $2^j$  des jeweiligen Skalenbereichs  $j$  an. Die Farbenskala von rot bis blau soll, analog zur konventionellen Korrelation, die gemeinsame Variation anhand der Wavelet-Kohärenz aufzeigen. Die Phasendifferenzen werden durch Pfeile angezeigt. Eine Phasendifferenz von null bedeutet, dass sich die untersuchten Zeitreihen zusammen bewegen. Die Pfeile zeigen nach rechts (links), wenn die Zeitreihen gleichphasig (gegenphasig) sind oder positiv (negativ) korreliert sind. Pfeile, die nach oben zeigen, bedeuten, dass die erste Zeitreihe der zweiten um 90 Grad voraus ist, während nach unten zeigende Pfeile bedeuten, dass die zweite Zeitreihe der ersten um 90 Grad voraus ist. Normalerweise besteht eine Mischung von Positionen, z. B. bedeutet ein Pfeil, der nach oben und rechts zeigt, bedeutet, dass die Zeitreihen phasenähnlich sind, wobei die erste Zeitreihe, der zweiten, vorausgeht (Roesch & Schmidbauer, 2018, S. 7).

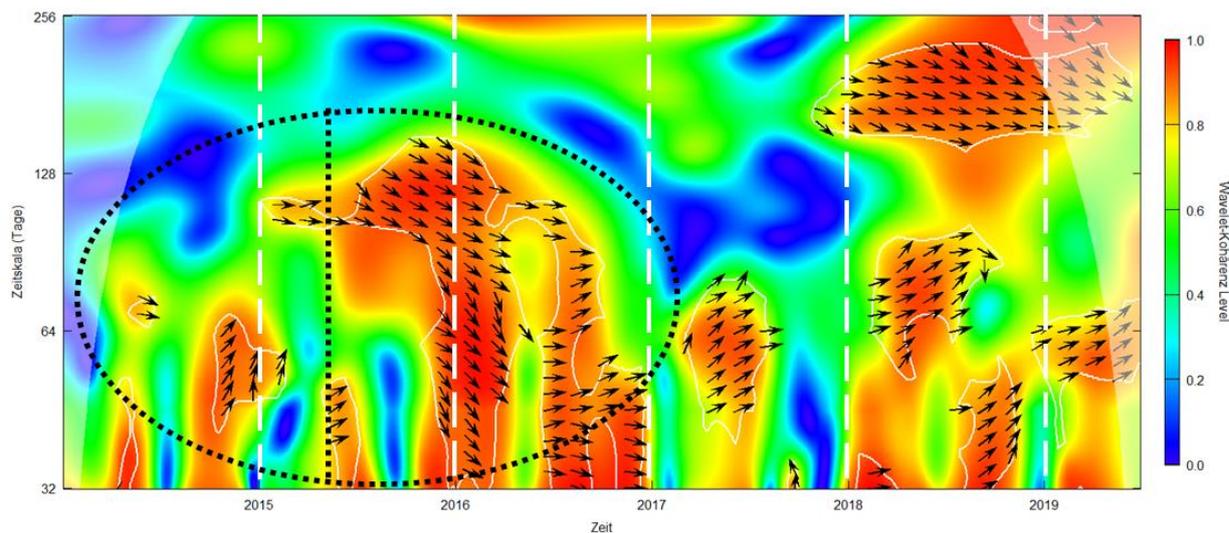


Abb. 47: Abb. 46 mit Fokus auf den Skalenbereich zwischen 32 und 256

Die Abhängigkeitsentwicklungen sind für *AT1-CoCos* und Bankanleihen ähnlich, aber schwächer ausgeprägt im mittelfristigen Skalenbereich in der Umgebung von 64 Tagen (Abb. 48 und Abb. 49 in vergrößerter Form). Es kann beobachtet werden, dass die langfristige Abhängigkeit im Skalenbereich von 256 Tagen für 2015 und 2016 sehr hoch ist und sich gleichlaufend verhält (gepunktete Ellipse im vergrößerten Diagramm). Für die Stressperiode wurde nur eine schwache, gleichlaufende Abhängigkeit

im Skalenbereich von 64 Tagen zu Beginn der Krise festgestellt (gepunktete Ellipse im originalen Diagramm). Diese lässt sich den kurzfristig stark gesunkenen Zinsen zuzuordnen, *i.e.*, die 10-jährigen deutschen Bundesanleihen von ungefähr 60 auf -20 Bps. Dieser gemeinsame Zinsfaktor beeinflusst beide Anlageklassen unterschiedlich<sup>114</sup> jedoch gleichlaufend und signifikant.

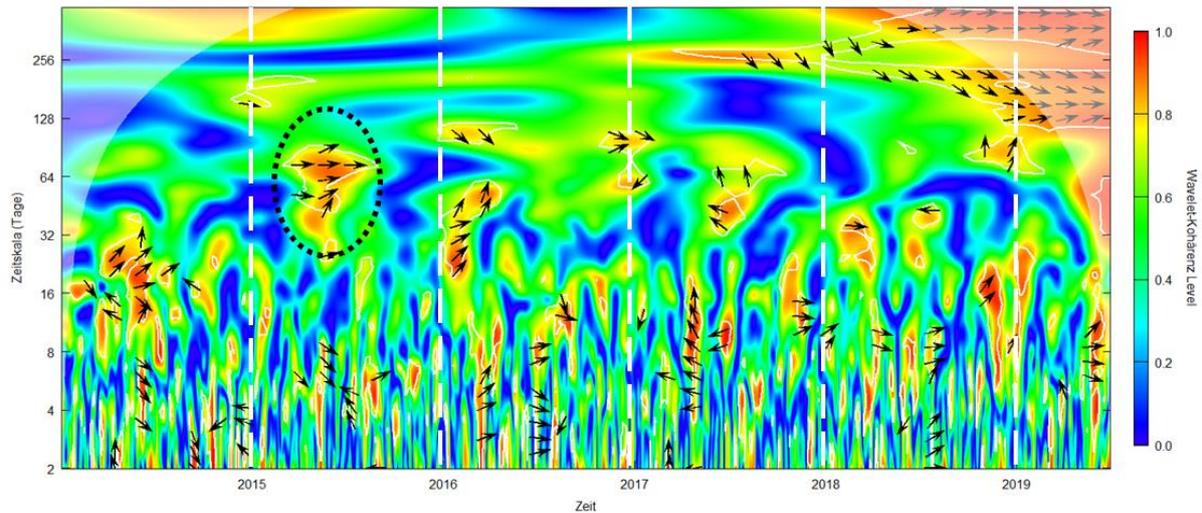


Abb. 48: Bivariates Skaleogramm zwischen den Renditen von AT1-CoCos und Bankanleihen Renditen (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis des R Studio Pakets `WaveletComp` (Roesch & Schmidbauer, 2018) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Die horizontale Achse ist dabei die Zeitachse und die vertikale Achse zeigt die Skala  $2^j$  des jeweiligen Skalenbereichs  $j$  an. Die Farbenskala von rot bis blau soll, analog zur konventionellen Korrelation, die gemeinsame Variation anhand der Wavelet-Kohärenz aufzeigen. Die Phasendifferenzen werden durch Pfeile angezeigt. Eine Phasendifferenz von null bedeutet, dass sich die untersuchten Zeitreihen zusammen bewegen. Die Pfeile zeigen nach rechts (links), wenn die Zeitreihen gleichphasig (gegenphasig) sind oder positiv (negativ) korreliert sind. Pfeile, die nach oben zeigen, bedeuten, dass die erste Zeitreihe der zweiten um 90 Grad voraus ist, während nach unten zeigende Pfeile bedeuten, dass die zweite Zeitreihe der ersten um 90 Grad voraus ist. Normalerweise besteht eine Mischung von Positionen, z. B. bedeutet ein Pfeil, der nach oben und rechts zeigt, bedeutet, dass die Zeitreihen phasenähnlich sind, wobei die erste Zeitreihe, der zweiten, vorausgeht (Roesch & Schmidbauer, 2018, S. 7).

<sup>114</sup> Die Zinssensitivität unterscheidet sich zwischen den beiden festverzinslichen Kapitalinstrumenten, da sie unterschiedlich durchschnittliche Laufzeiten bei Neuemission aufweisen.

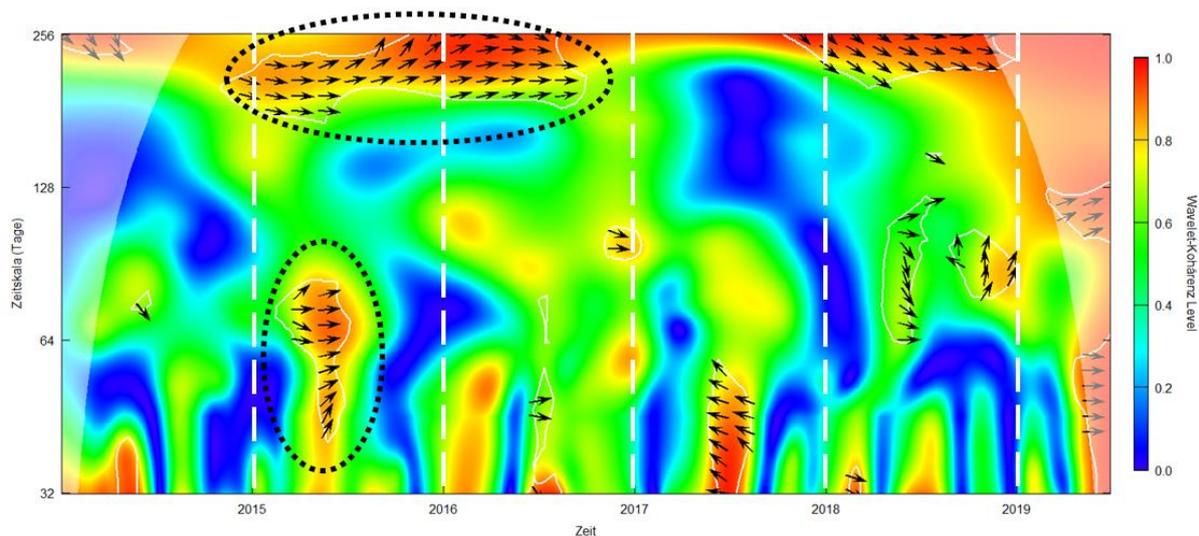


Abb. 49: Abb. 48 mit Fokus auf den Skalenbereich zwischen 32 und 256

Das Abhängigkeitsverhältnis der dritten Paarung (Bankaktienrendite und Bankanleihenrendite) ist in Abb. 50 und in Abb. 51 in vergrößerter Form dargestellt. Im mittelfristigen Skalenbereich von 64 bis 128 zeigt sich eine gleichlaufende Abhängigkeit. Dies ist ähnlich vom Zeitpunkt her wie im ersten bivariaten Skaleogramm jedoch in einem höheren Skalenbereich. Im ersten bivariaten Skaleogramm wurde diese Abhängigkeitstendenz vielfach unterbrochen. Die verbesserte Lage der europäischen Banken scheint sich nachhaltiger beziehungsweise positiv auf die Risikoprämie auszuwirken, was im längerfristigen Abhängigkeitsbereich, d.h. in einem Skalenbereich von 256 und mehr, widerspiegelt.

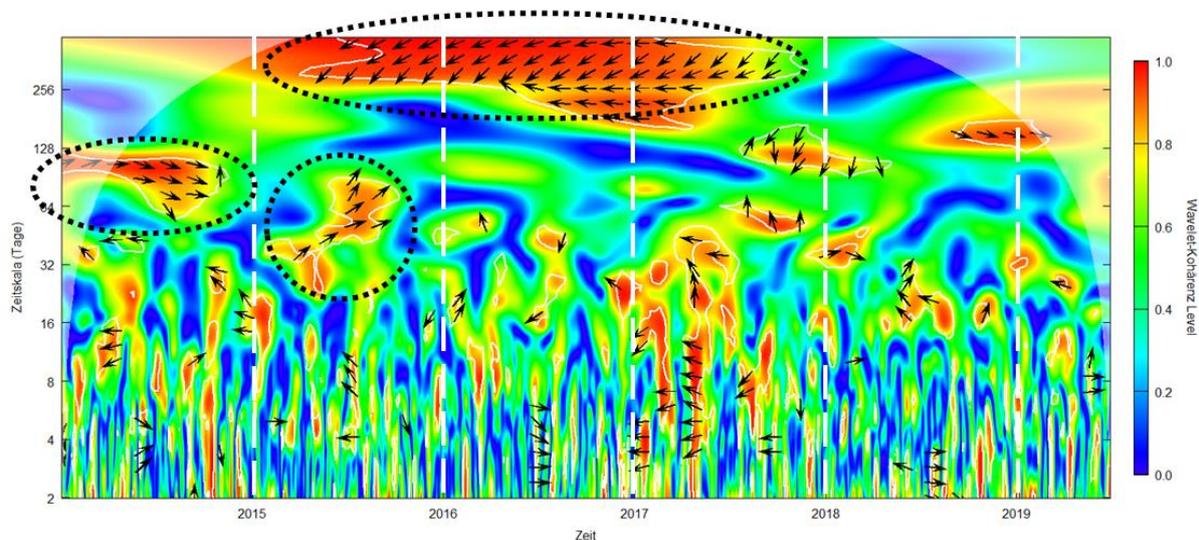


Abb. 50: Bivariates Skaleogramm zwischen den Renditen von Bankaktien und Bankanleihen Renditen (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis des R Studio Pakets WaveletComp (Roesch & Schmidbauer, 2018) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Die horizontale Achse ist dabei die Zeitachse und die vertikale Achse zeigt die Skala  $2^j$  des jeweiligen Skalenbereichs  $j$  an. Die Farbenskala von rot bis blau soll, analog zur konventionellen Korrelation, die gemeinsame Variation anhand der Wavelet-Kohärenz aufzeigen. Die Phasendifferenzen werden durch Pfeile angezeigt. Eine Phasendifferenz von null bedeutet, dass sich die untersuchten Zeitreihen zusammen bewegen. Die Pfeile zeigen nach rechts (links), wenn die Zeitreihen gleichphasig (gegenphasig) sind oder positiv (negativ) korreliert sind. Pfeile, die nach oben zeigen, bedeuten, dass die erste Zeitreihe der zweiten um 90 Grad voraus ist, während nach unten zeigende Pfeile bedeuten, dass die zweite Zeitreihe der ersten um 90 Grad voraus ist.

Normalerweise besteht eine Mischung von Positionen, z. B. bedeutet ein Pfeil, der nach oben und rechts zeigt, bedeutet, dass die Zeitreihen phasenähnlich sind, wobei die erste Zeitreihe, der zweiten, vorausgeht (Roesch & Schmidbauer, 2018, S. 7).

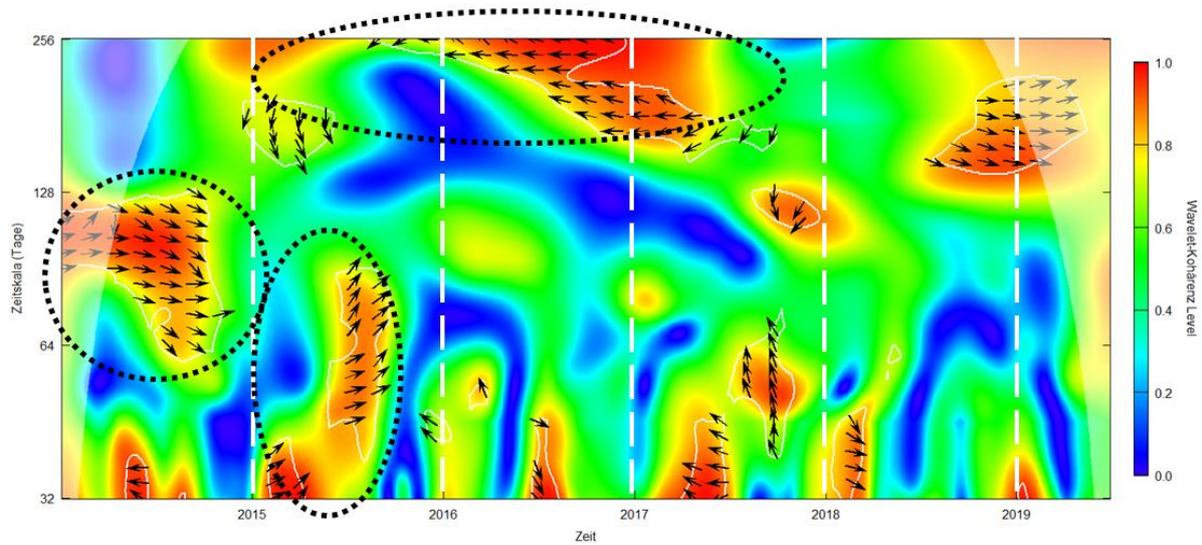


Abb. 51: Abb. 50 mit Fokus auf den Skalenbereich zwischen 32 und 256

Die Wavelet-Kohärenz-Analyse zeigt veränderte Abhängigkeitseigenschaften für das normale und das gestresste Marktregime. Das BN sollte deshalb versuchen, diese verstärkten Abhängigkeitsstrukturen während dem gestressten Marktregime/-periode *ex-ante* in Betracht zu ziehen. Tab. 7 und Tab. 8 fassen die Erkenntnisse dieses Abschnitts zusammen:

Variable	Zeitperiode (normal)	Zeitperiode (gestresst)
AT1	31/12/2013 - 31/07/2015	01/08/2015 - 30/09/2016
BAK	31/12/2013 - 31/07/2015	01/07/2015 - 30/09/2016
BAN	31/12/2013 - 30/04/2015	01/05/2015 - 31/10/2016

Tab. 7: Zusammenfassung der identifizierten Zeitperioden des normalen und gestressten Marktregimes

X-Variable	Y-Variable	Zeitskala	Effekt
AT1	BAK	32-128 Tagen	verstärkter nachlaufender Effekt
AT1	BAN	64 Tage	gleichlaufender Effekt
		256 Tage	gleichlaufender Effekt
BAK	BAN	64 Tage	vorlaufender Effekt
		256 Tage	nachlaufender, entgegengesetzter Effekt

Tab. 8: Zusammenfassung der wichtigsten Phasenverschiebungen

Die uni- und bivariaten Skaleogramme lassen eine visuelle Identifikation der beiden Regimezustände zu, wobei die bivariaten Diagramme zusätzlich veränderte Abhängigkeitsmechanismen offenbaren. Im Kapitel 5 soll für den BN-basierten Ansatz die gemeinsame Renditeverteilung berechnet werden, wobei für die Zeitperiode im normalen Regime die minimale Zeitspanne verwendet wird, d.h. 31/12/2013 – 30/04/2015.

### 4.3 Kennzahlen für die Evaluation der Portfoliorenditen

Für die Evaluation im Kapitel 5 bezüglich der Ergebnisse der Portfoliooptimierung werden verschiedene Messgrößen verwendet. Diese werden in Tab. 9 aufgelistet und weisen neben gängigen Massen der konventionellen Portfolioanalyse auch solche aus jüngerer Forschung der *Post-Modern Portfolio Theory* auf, welche positive und negative Renditen diskriminieren beziehungsweise höhere Momente der Renditeverteilung berücksichtigen (Chen J. M., 2016, S. 27-29). Diese zusätzlichen Evaluationsmasse sollen eine verbesserte Betrachtungsweise des Portfoliorisikos ermöglichen, indem Kennzahlen verwendet werden, welche das Risikoempfinden besser reflektieren (Chen J. M., 2016, S. 32-33).

Diese verbesserte Reflexion des Risikoempfindens des Investors wird zum einen durch das Einbeziehen der Asymmetrie der Renditeverteilung ermöglicht. Positive Schwankungen sollten anders in die Risikobetrachtung einfließen als negative Schwankungen, da diese im Vergleich zu negativen Schwankungen die kumulative und durchschnittliche Rendite verbessern. Eine Verbesserung der Rendite sollte kognitiv nicht als Risiko empfunden werden.

Zum andern sollen häufigere negative Extremwerte, welche mehrere Standardabweichungen von den anderen Werten abweichen, anders behandelt werden und einen stärkeren Fokus bekommen für die Risikobetrachtung von Portfolios.

Kennzahl	Abkürzung	Typ	Zeitfenster, Datenfrequenz
Kumulierte Portfoliorendite	KPR	Renditemaß	ganze Betrachtungsperiode
Annualisierte Portfoliorendite	APR	Renditemaß	jährlich
Volatilität	VOL	Risikomaß	jährlich
Schiefe	SFE	Risikomaß	täglich
Kurtosis	KUR	Risikomaß	täglich
CVaR (95%)	CVR	Risikomaß	jährlich
Semi-Volatilität	SEV	Risikomaß	jährlich
<i>Maximum Drawdown</i>	MAD	Risikomaß	ganze Betrachtungsperiode
Gewinn-Verlust-Verhältnis	GVV	Verhältnismaß	ganze Betrachtungsperiode
Schmerzkoeffizient	SKO	Verhältnismaß	ganze Betrachtungsperiode
Sharpe-Ratio	SHR	Verhältnismaß	jährlich
Sortino-Ratio	SOR	Verhältnismaß	jährlich
Omegakoeffizient	OME	Verhältnismaß	täglich
Kappakoeffizient	KAP	Verhältnismaß	täglich
durchschnittliche Gewichtsveränderung	DGV	operationelles Maß	ganze Betrachtungsperiode
durchschnittlicher Hebel	DHE	operationelles Maß	ganze Betrachtungsperiode
maximaler Hebel	MAH	operationelles Maß	ganze Betrachtungsperiode
minimaler Hebel	MIH	operationelles Maß	ganze Betrachtungsperiode

Tab. 9: Zusammenfassung der verschiedenen Kennzahlen

Die Berechnungen beruhen auf dem R-Paket *PerformanceAnalytics* von Peterson und Carl (2020), welche sich wiederum unter anderem auf Bacon (2004) und (2008) berufen. Der Zugang zum verwendete Programmiercode ist im Appendix aufgeführt.

Die kumulierte Portfoliorendite (KPR) beschreibt ein Renditemaß, welches die effektive Gesamtportfoliorendite für den ganzen Betrachtungszeitraum aufzeigt. Je höher die Kennzahl vergleichsweise

ausfällt, desto besser die Bewertung eines Portfolios. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Bacon, 2004, S. 6):

$$\left( \prod_{t=0}^T 1 + r_{p,t} \right) - 1 \quad (4.5)$$

Das annualisierte Portfolioendite beschreibt die effektive jährliche Portfolioendite für die Betrachtungsperiode von 5.5 Jahren. Auch hier bedeutet ein höherer Wert auch eine bessere Bewertung für das Portfolio. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Bacon, 2004, S. 6):

$$\left( \prod_{t=0}^T 1 + r_{p,t} \right)^{\frac{1}{5.5}} - 1 \quad (4.6)$$

Die Portfoliovolatilität (VOL) ist die Standardabweichung der täglichen Portfolioenditen. Da es sich um ein Risikomaß handelt, sind tiefere Werte höher zu bewerten. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Bacon, 2004, S. 27):

$$\hat{\sigma}_p = \sqrt{\left( \frac{252}{T-1} \sum_{t=0}^T (r_{p,t} - \hat{\mu}_p)^2 \right)} \quad (4.7)$$

Die Schiefe (SFE) zeigt die Stärke der Asymmetrie bezüglich des Mittelwertes einer Verteilung an. Es werden hier tägliche Renditen verwendet. Je höher die Kennzahl, desto besser für die Bewertung des Portfolios, da mehr extreme Wahrscheinlichkeitsmaße auf der rechten Seite des Mittelwerts zu liegen kommt. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Bacon, 2004, S. 83-84):

$$\frac{1}{T} \sum_{t=0}^T \left( \frac{r_{p,t} - \hat{\mu}_p}{\hat{\sigma}_{p,t}} \right)^3 \quad (4.8)$$

Die Kurtosis (KUR) zeigt die Stärke der Ausprägung von dicken Enden bezüglich des Mittelwertes einer Verteilung an. Es werden hier tägliche Renditen verwendet. Je tiefer die Kennzahl, desto besser für die Bewertung des Portfolios, da extreme Renditen weniger wahrscheinlich sind. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Bacon, 2004, S. 84-85):

$$\frac{1}{T} \sum_{t=0}^T \left( \frac{r_{p,t} - \hat{\mu}_p}{\hat{\sigma}_{p,t}} \right)^4 \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \quad (4.9)$$

Der *Conditional Value-at-Risk* (CVR) bei einer Konfidenz von 95% beschreibt den erwarteten Verlust, falls das Konfidenzlevel unterschritten wird innerhalb eines Jahres. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Albrecht & Koryciarz, 2003, S. 13):

$$\mu_p - \frac{\varphi_p(-1.96)}{95\%} \hat{\sigma}_p \quad (4.10)$$

Die Semi-Volatilität (SEV) berechnet sich analog zur VOL, jedoch werden nur negative Renditen berücksichtigt. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Sortino & Price, 1994, S. 59-65):

$$\sqrt{\left( \frac{252}{T-1} \sum_{t=0}^T \min(r_{p,t} - \hat{\mu}_p, 0)^2 \right)} \quad (4.11)$$

Der *Maximum Drawdown* (MAD) gibt den Verlust der schlechtesten Verlustperiode innerhalb der Betrachtungsperiode an. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Bacon, 2004, S. 88)

$$\max_{\tau \in (0, T)} \left( \max_{t \in (0, \tau)} \left( \left( \prod_{t=0}^t 1 + r_{p,t} \right) - \left( \prod_{\tau=0}^{\tau} 1 + r_{p,\tau} \right) \right) \right) \quad (4.12)$$

Das Gewinn-Verlust-Verhältnis (GVV) wird aus dem Verhältnis der Summe der absoluten täglichen Renditen von Gewinn und Verlust innerhalb der Betrachtungsperiode berechnet.

$$\frac{\sum_{t=0}^T \mathbb{I}_{>0}(r_{p,t})}{|\sum_{t=0}^T \mathbb{I}_{<0}(r_{p,t})|} \quad (4.13)$$

Zur Berechnung des Schmerzkoeffizienten (SKO) teilen wir die Differenz zwischen der Portfoliorendite und dem risikofreien Zinssatz durch den Schmerz-Index. Der Schmerzindex ist der Mittelwert der *Drawdowns* über den gesamten Analysezeitraum. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Bacon, 2008, S. 89-91):

$$\frac{(\prod_{t=0}^T 1 + r_{p,t})^{\frac{1}{5.5}} - 1 - r_f}{\frac{1}{T} \sum_{t_n=0}^T \max_{\tau \in (0, t_n)} \left( \max_{t \in (0, \tau)} \left( (\prod_{t=0}^t 1 + r_{p,t}) - (\prod_{\tau=0}^{\tau} 1 + r_{p,\tau}) \right) \right)} \quad (4.14)$$

Die Sharpe-Ratio (SHR) setzt die Überrendite der Standardabweichung der Überrendite gegenüber. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Sharpe, 1994, S. 49-58)

$$\frac{(\prod_{t=0}^T 1 + r_{p,t})^{\frac{1}{5.5}} - 1 - r_f}{\sqrt{\left(\frac{252}{T-1} \sum_{t=0}^T (r_{p,t} - r_f)^2\right)}} \quad (4.15)$$

Die Sortino-Ratio (SOR) setzt die Überrendite der Semi-Volatilität gegenüber, wobei der *Minimum Acceptable Return (MAR)* hier als 0 angenommen wird und die Überrendite zur Rendite wird. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Sortino & Price, 1994, S. 59-65):

$$\frac{(\prod_{t=0}^T 1 + r_{p,t})^{\frac{1}{5.5}} - 1}{\sqrt{\left(\frac{252}{T-1} \sum_{t=0}^T \min(r_{p,t}, 0)^2\right)}} \quad (4.16)$$

Der Omega-Koeffizient (OME) ist ein Verhältnismaß bezüglich Risiko und Rendite eines Portfolios und ist definiert als das wahrscheinlichkeitsgewichtete Verhältnis von Gewinnen und Verlusten bei einem bestimmten Renditeziel. Dieses Renditeziel wird hier als 0 definiert. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Keating & Shadwick, 2002, S. 3), wobei hier vom Koeffizient eins subtrahiert wird:

$$\frac{\int_0^{\infty} (1 - F(r_{p,t})) dr}{\int_{-\infty}^0 F(r_{p,t}) dr} - 1 \quad (4.17)$$

Der Kappa-Koeffizient (KAP) ist ähnlich der Sortino-Ratio, mit dem Unterschied, dass das dritte Moment für die negativen Schwankungen im Nenner verwendet wird. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen (Kaplan & Knowles, 2004, S. 43)

$$\frac{(\prod_{t=0}^T 1 + r_{p,t})^{\frac{1}{5.5}} - 1}{\sqrt[3]{\int_{-\infty}^0 r_{p,t}^3 dF(r)}} \quad (4.18)$$

DGV gibt die durchschnittliche Änderung der Portfoliogewichte an über die Betrachtungsperiode. Die Kennzahl soll eine Indikation für mögliche Transaktionskosten darstellen und berechnet sich folgendermaßen:

$$\frac{1}{IT} \sum_{i=1}^I \sum_{t=t_0}^T |w_{i,t+1} - w_{i,t}| \quad (4.19)$$

DHE berechnet den durchschnittlichen Hebel des jeweiligen Portfolios. Die Kennzahl soll eine Indikation für ein erhöhtes Investitionsrisiko darstellen und berechnet sich folgendermaßen:

$$\frac{1}{T} \sum_{t=t_0}^T \mathbb{I}_{<0} \left( 1 - \sum_{i=1}^I w_i \right) \quad (4.20)$$

Der maximale Hebel (MAH) beschreibt die maximale Verschuldung im Geldmarktinstrument während der Betrachtungsperiode. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen

$$-\max \left( 1 - \sum_{i=1}^I w_i \right) \quad (4.21)$$

Der minimale Hebel (MIH) beschreibt die minimale Verschuldung im Geldmarktinstrument während der Betrachtungsperiode. Die Kennzahl berechnet sich folgendermaßen

$$-\min \left( 1 - \sum_{i=1}^I w_i \right) \quad (4.22)$$

#### 4.4 Methodische Abgrenzung

Im Vergleich zu anderen Arbeiten auf dem Forschungsgebiet hinsichtlich des Untersuchungsgegenstandes werden selbstkonstruierte Indizes für den empirischen Teil verwendet. Deren emittentenneutralen Konstruktion wurde im Unterabschnitt 4.1.2 bereits erläutert. Der Konstruktionsansatz führt zu einer klar abgegrenzten Analyse der stochastischen Abhängigkeitsstrukturen, da die gleichen Banken zu gleichen Teilen verglichen werden. Indizes aus der Praxis weisen unterschiedliche Anteile von unterschiedlichen Banken auf, was das Ergebnis stark verzerren kann. Die Dissertation fokussiert sich auf die robuste Modellierung und Schätzung der Eingabeparameter und nicht um den Optimierungs- oder

Allokationsalgorithmus *per se*. Der aktuelle Forschungsstand bezüglich des Forschungsobjektes wendet nur traditionelle Methoden aus der Zeitreihenanalyse an. Das geplante Forschungsvorhaben beabsichtigt eine methodologische Erweiterung des Forschungsstandes, welcher im Vergleich zu anderen Arbeiten verbesserte Erkenntnisse bezüglich den zeitlichen und zustandsspezifischen Anlageeigenschaften durch die Anwendung der WA und von PGM. Im Bereich der PGM werden manuelle, expertengestützte BN verwendet. In der aktuellen Forschung mit wirtschaftswissenschaftlichen Forschungsobjekten werden vorherrschend maschinelle, datengetriebene BN verwendet. Manuelle, expertengestützte BNs werden im Vergleich mehr in nicht wirtschaftswissenschaftlichen Disziplinen für Forschung und Praxis verwendet.

Die Themenstellung befasst sich mit einer aktuellen Problemstellung, welche mit den vorgeschlagenen Methoden so noch nicht bearbeitet wurde. Die Kombination und der Vergleich dieser Methoden sind außerdem auf diese Art noch in keiner Forschungsarbeit durchgeführt worden.

Die WA bietet die Möglichkeit, zeitliche Strukturen zu identifizieren, welche durch konventionelle Methoden nicht erkennbar sind. Dabei wird die Komplexität der intertemporalen Abhängigkeit von Anlageklassen, welche auch durch die unterschiedlichen Anlagehorizonte der Investorenbasis evoziert werden könnten, messbar und visualisierbar gemacht.

Auch sind keine Forschungsarbeiten zu manuellen, expertengestützten BN bekannt, welche die erläuterte Problemstellung bearbeiten. Im Generellen werden zurzeit vermehrt maschinelle, datengetriebene PGMs in wirtschaftswissenschaftlichen Forschungsarbeiten appliziert, welche mit großen Datenmengen arbeiten. Eine erhöhte Datenmenge führt aber nicht automatisch zu Ergebnissen mit erhöhter Relevanz. Dies gilt insbesondere im Finanz- und Wirtschaftsbereich, wo sich die Regulierungen beziehungsweise Rahmenbedingungen und die damit verbundenen strukturellen Zustände häufig und abrupt ändern. Mehr Daten, oft aus weiter zurückliegender Vergangenheit, sind kaum relevant für Krisenmodelle, die sich alle auf ihre Weise unterscheiden, oder für Ereignisse, die keine historischen Präzedenzfälle haben. In solchen Fällen ist ein Expertenurteil oder spezifisches Modell besser als irrelevante Daten. Außerdem sind historische Daten immer rückwärts gerichtet; Experten können zukunftsgerichtete Ansichten haben. Die Forschungsarbeit soll zeigen, dass PGMs und BNs sehr praktische Werkzeuge sind, um verschiedenen Modellansätze auf parsimonische Art und Weise zu vielen möglichen Szenarien und Wahrscheinlichkeitsverteilungen zu kombinieren. So können „subjektive“, bayessche, mit "objektiven", frequentistischen Wahrscheinlichkeiten, die aus den historischen Beziehungen in den Daten geschätzt werden, mit impliziten risikoneutralen Marktwahrscheinlichkeiten (z.B. der durch CDS oder Kreditrisikoprämien implizierten Ausfallwahrscheinlichkeit) zusammengeführt werden.

## 5 Schätzungen und Ergebnisse

---

Dieses Kapitel soll die Auswertung<sup>115</sup> der Ergebnisse des empirischen Teils wiedergeben auf der Grundlage des theoretischen Teils und des Forschungsdesigns im letzten Kapitel. Das konkrete Ziel dieses Kapitels ist die Schätzung der Kovarianzen bzw. Korrelationen, auf deren Basis in einem nächsten Schritt optimale Portfolios konstruiert werden sollen. Zu diesem Zweck wird die Entwicklung der Korrelationen und der Portfoliogewichtungen und -renditen für die Betrachtungsperiode von H12014 bis H12019 dargelegt, diskutiert und in Bezug zu den Hypothesen gesetzt. Der Startpunkt des rollierenden Zeitfensters verschiebt sich hierbei immer um ein halbes Jahr und generiert somit 11 Schätzungen, wobei die Anzahl Schätzungen für das erweiternde Zeitfenster ebenfalls 11 sind, der Startpunkt aber immer der 31. Dezember 2013 ist. Für die Schätzungen der optimalen Portfolios ergeben sich nur 10 Datenpunkte, da ein Halbjahr als initiale Schätzperiode benötigt wird.

### 5.1 Parameterschätzungen anhand traditioneller und alternativer Schätzmethoden

Dieser Abschnitt soll einem ersten Schritt die geschätzten Parameter der Referenzportfolios mit dynamischer<sup>116</sup> Portfoliogewichtung, folgend auch dynamische Referenzportfolios genannt, darlegen und beschreiben. In zwei weiteren Schritten sollen die geschätzten Parameter, welche anhand der transformierten Daten der *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* Multiskalenanalyse (MODWT-MSA) und durch die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung (gWv), welche durch das Bayessche Netz (BN) erweitert wurde, erstellt wurden, ebenfalls visualisiert und beschrieben werden. Tab. 10 gibt dabei eine Übersicht über die einzelnen Korrelationsvariablen, welche in den Graphiken verwendet werden. Dabei stellen X und Y unterschiedliche Kapitalinstrumentindizes und Z der jeweilige Skalenbereich der MSA dar.

---

<sup>115</sup> Zum Zweck der Auswertung der Ergebnisse wurden die Daten, welche auf der RStudio-Plattform berechnet wurden, in eine Excel-Arbeitsmappe transferiert und synoptisch dargestellt. Die Daten wurden einer Plausibilitätsprüfung unterzogen, um mögliche Programmier- oder Datenfehler auszuschließen. Der Plausibilitätstest umfasst dabei Vergleiche zwischen den verschiedenen Modellen wie auch zwischen den evaluierenden Messgrößen. Dabei wurden keine bedeutenden Diskrepanzen festgestellt, welche nicht mutmaßlich im Rahmen des Forschungsziel erklärt werden können. Außerdem wurden auch Ergebnisse aus der Praxis beziehungsweise aus der Forschung als Vergleichsgröße verwendet, um mögliche technische Fehler mit hoher Sicherheit auszuschließen. Der Programmiercode, welcher in diesem Kapitel verwendet wurde, ist im Appendix abgebildet.

<sup>116</sup> Für das Referenzportfolio mit statischer Portfoliogewichtung müssen keine Parameter geschätzt werden, da die Gewichtungen per Definition vorgegeben werden.

Korrelationsmodell	Datentransformation	Zeitfenster	Korrelation
Pearson-Modell	keine	erweiternd	PCorXY_ext
Pearson-Modell	keine	rollierend	PCorXY_roll
DCC-Modell	keine	erweiternd	dcc_XY_ext
DCC-Modell	keine	rollierend	dcc_XY_roll
Pearson-Modell	MODWT-MSA	erweiternd	WZ_XY_ext
Pearson-Modell	MODWT-MSA	rollierend	WZ_XY_roll
DCC-Modell	MODWT-MSA	erweiternd	WZ_dcc_XY_ext
DCC-Modell	MODWT-MSA	rollierend	WZ_dcc_XY_roll
BN-Modell	keine	rollierend	BNCor_XY

Tab. 10: Übersicht über die Korrelationsvariablen (Quelle: Eigene Darstellung)

### 5.1.1 Parameterschätzung der Referenzportfolios mit dynamischer Portfoliogewichtung

Im Gegensatz zu den Referenzportfolios mit statischer Portfoliogewichtung, welche alle drei Kapitalinstrumente gleichgewichtet, braucht es für die dynamische Form eine Schätzung der Parameter, damit die einzelnen Gewichtungen erlangt werden können.

In Abb. 52 ist die zeitliche Entwicklung der 3 verschiedenen Korrelationen anhand des Pearson-Modells der Kapitalinstrumentindizes dargestellt. Dabei wird die Methode wie im Kapitel des Forschungsdesigns, mit rollierendem und erweiterndem Zeitfenster, angewendet.

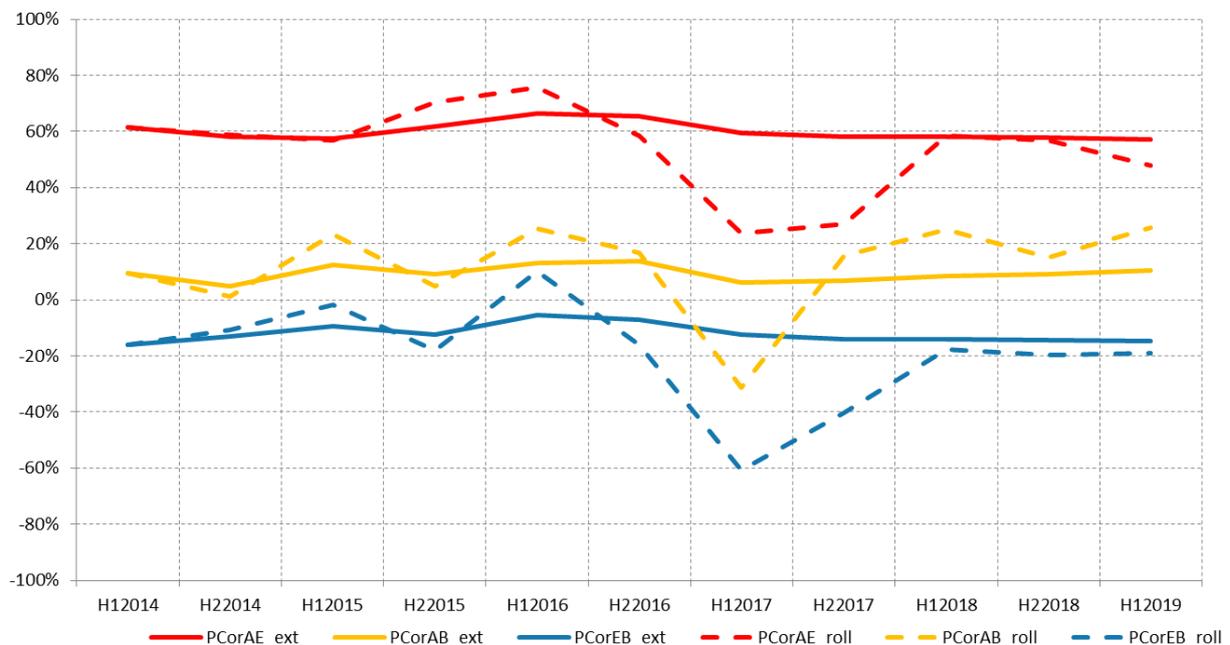


Abb. 52: Zeitliche Entwicklung der 3 Pearson-Korrelationskoeffizienten mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und rollierendem (roll) Zeitfenster ohne Datentransformation. Die Korrelation anhand des Pearson-Modells wird hier durch PCor abgekürzt. AT1-bPwa wird dabei durch den Buchstaben A und die Bankaktien bzw. die Bankanleihen durch E bzw. B gekennzeichnet.

Das erweiternde Zeitfenster schlägt sich dabei in einer geglätteteren Korrelationsschätzung nieder. Der Korrelationskoeffizient bezüglich *AT1*-bPwa und Bankaktien (*PCorAE\_ext*) oszilliert um den Durchschnitt von rund 60%. Der Korrelationskoeffizient bezüglich *AT1*-bPwa und Bankanleihen (*PCorAB\_ext*) liegt viel tiefer bei durchschnittlich 9.3%. Der Korrelationskoeffizient bezüglich Bankaktien und Bankanleihen (*PCorEB\_ext*) ist durchschnittlich negativ mit -12%. Das träge Verhalten der Korrelationskoeffizienten lässt sich dadurch erklären, dass neuere Datenpunkte und Informationen mit einem tieferen Gewicht und daher viel langsamer in die Schätzungen einfließen. Aus diesem Grund konvergieren die Koeffizienten asymptotisch gegen den langfristigen Durchschnitt. Das rollierende Zeitfenster passt sich dabei viel schneller an und weist somit auch höhere Schwankungen auf. Besonders in volatileren Marktphasen wie dem ersten und zweiten Halbjahr von 2016 und dem ersten Halbjahr von 2017 zeigt sich diese schnellere Anpassung sehr gut. Die Durchschnitte der Korrelationskoeffizienten mit rollierendem Zeitfenster liegen im ähnlichen Rahmen wie die Korrelationskoeffizienten mit erweiterndem Zeitfenster mit 54% (*PCorAE\_roll*), 12% (*PCorAB\_roll*) und -19% (*PCorEB\_roll*). Die Parameterschätzungen lassen sich im Hinblick auf die Zielsetzung dieser Forschungsarbeit so interpretieren, dass die Bankanleihen mit dem Pearson-Korrelationsmodell das größte Diversifikationspotential aufweisen über die Zeit, gefolgt von den Bankaktien und den *AT1*-bPwa mit dem wenigsten Diversifikationspotential. Dies gilt sowohl für die Methode mit dem erweiterndem Zeitfenster als auch mit dem rollierenden Zeitfenster. Das identifizierte gestresste Marktregime hat für H12016 zu einer erhöhten Korrelation geführt, welches besonders anhand des rollierenden Zeitfensters ersichtlich ist. Durch die erhöhte Bewertungsunsicherheit während eines gestressten Marktumfeldes steigen die Prämien von risikobehafteten Anlagen stark an. Dadurch entsteht ein gleichzeitiger Verkaufsdruck, welcher die Korrelation ansteigen lässt. Der gegenteilige Effekt kann nach der Stressperiode von 2016 beobachtet werden. Durch die hohen Risikoprämien haben sich risikobehaftete Anlagen (z.B. Bankaktien) stärker erholt als risikoarme Anlagen (z.B. Bankanleihen). Durch die Erholung sanken 2017 die Korrelationen anhand des rollierenden Zeitfensters auf minimale Werte, erholten sich aber wieder zu den langfristigen Durchschnitten.

Die Korrelationsschätzung anhand des *DCC*-Modells<sup>117</sup>, analog zum Pearson-Modell mit bei den zwei verschiedenen Arten des Zeitfensters, ist in Abb. 53 visualisiert. Das *DCC*-Modell (*Dynamic Conditional Correlation*-Modell) erfasst dabei die Struktur der Zeitabhängigkeit in den Zeitreihen im Gegensatz zum traditionellen Pearson-Modell. Wie im theoretischen Teil bereits aufgezeigt, wird dies anhand der Modellierung der bedingten und unbedingten Kreuzvolatilität der Zeitreihen ermöglicht.

Durch die modellimmanente Strukturierung der Zeitabhängigkeit ist der Unterschied zwischen erweiterndem und rollierendem Zeitfenster substantiell kleiner. Neueren Datenpunkten und Informationen werden somit nicht automatisch ein paritätisches Gewicht zugewiesen wie bei dem herkömmlichen Pearson-Modell, sondern in Abhängigkeit der zeitlichen Struktur der Zeitreihe. Die Variante mit rollierendem Zeitfenster unterscheidet sich nur minimal zum Pearson-Modell, da beide Methoden eine zeitnahe Anpassung der Schätzung vollziehen.

---

<sup>117</sup> Die theoretischen Grundlagen des Schätzers wie auch der Zugang zum verwendeten Programmiercode für die Berechnung sind im Appendix wiedergegeben und basieren auf Engle und Sheppard (2001).

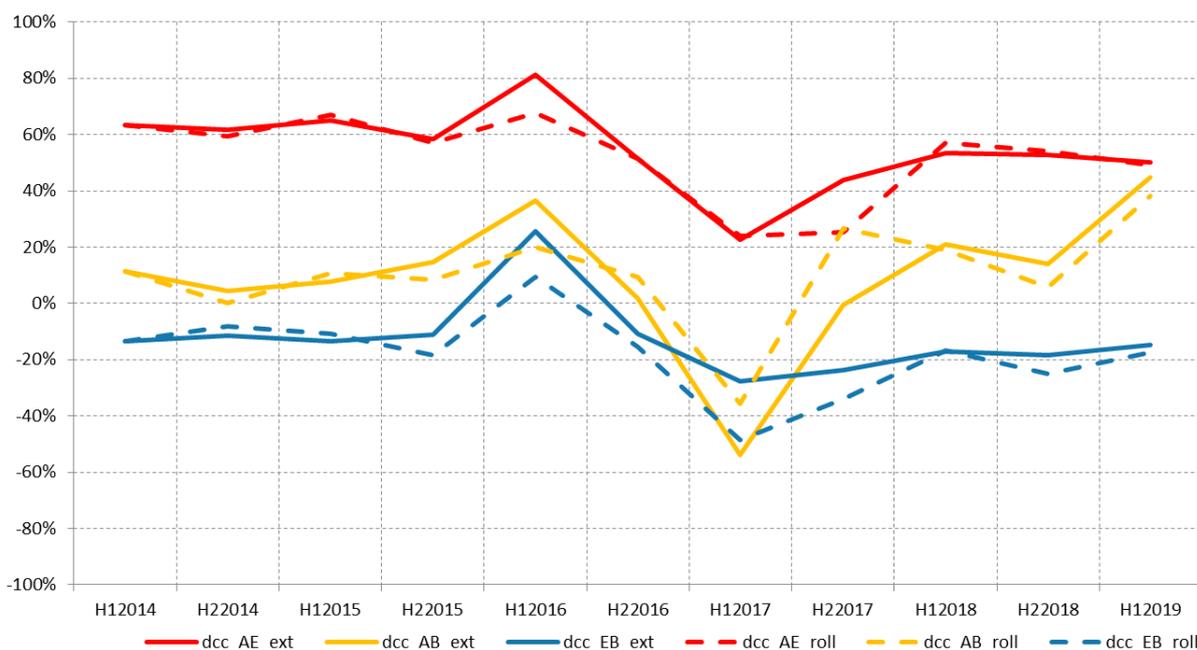


Abb. 53: Zeitliche Entwicklung der 3 *DCC*-Korrelationskoeffizienten mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und rollierendem (roll) Zeitfenster ohne Datentransformation. Die Korrelation anhand des *DCC*-Modells wird hier durch *dcc* abgekürzt. *AT1*-bPwa wird dabei durch den Buchstaben A und die Bankaktien bzw. die Bankanleihen durch E bzw. B gekennzeichnet.

Die Durchschnitte der Korrelationskoeffizienten unterscheiden sich ebenfalls geringfügig gegenüber den äquivalenten Schätzungen des Pearson-Modells. Für das erweiternde Zeitfenster betragen die Durchschnitte 54% (*dcc\_AE\_ext*), 9.2% (*dcc\_AB\_ext*) und -13.2% (*dcc\_EB\_ext*) und für das rollierende Zeitfenster 52.7% (*dcc\_AE\_roll*), 9% (*dcc\_AB\_roll*) und -17.2% (*dcc\_EB\_roll*).

Die Resultate der Korrelationen anhand des *DCC*-Modells sind den vorangegangenen Resultaten des Pearson-Modells sehr ähnlich. Im Vergleich zu dem Pearson-Modell unterscheiden sich zudem die Resultate der erweiternden und rollierenden Zeitfenstermethode nur geringfügig. Dies lässt sich dadurch erklären, dass sich das *DCC*-Modell auch bei einem erweiterndem Zeitfenster adaptiv verhält. Diese Adaptivität lässt sich dadurch erklären, dass – durch die Strukturierung der zeitlichen Abhängigkeit des *DCC*-Modells - alte Datenpunkte weniger Einfluss auf die Schätzung haben als neuere Datenpunkte. Die alten Datenpunkte bleiben für die Berechnung der Schätzung erhalten, sie bekommen aber ein sehr tiefes Gewicht. Bei der rollierenden Zeitfenstermethode werden die alten Datenpunkte gänzlich gestrichen, weshalb sich die Schätzungen auch im Vergleich zur erweiternden Methode etwas schneller anpassen. Durch die Ähnlichkeit der Resultate des Pearson-Modells und des *DCC*-Modells lassen sich analoge Anmerkungen bezüglich dem Diversifikationspotential den Marktinterpretationen machen, wie sie es schon für das Pearson-Modell gemacht wurden. Die Ergebnisse dieses Unterabschnitts stellen die Referenzbasis dar, mit welcher die folgenden alternativen Schätzmethoden verglichen werden.

### 5.1.2 Parameterschätzung mit transformierten Daten anhand der *MODWT*-MSA

In diesem Abschnitt soll analog zur Schätzung der Referenzportfolios mit dynamischer Portfoliogewichtung das rollierende und das erweiternde Zeitfenster mit transformierten Daten anhand des Pearson-beziehungsweise des *DCC*-Modells erstellt werden. Die Korrelationskoeffizienten anhand des Pearson-

Modells wurde dabei mithilfe der Gleichung (11.57) geschätzt, welche für die MSA nur die stationären Detailkoeffizienten verwendet. Zur Schätzung anhand des DCC-Modells wurde die Gleichung (11.58) verwendet, welche die Skalierungskoeffizienten auch berücksichtigt. Die Begründung für die Wahl unterschiedlicher Modelle ist in 11.4.8 begründet. Die Daten wurden anhand der im theoretischen Teil bzw. Appendix dargelegten Methode der MODWT-MSA, transformiert und im nächsten Unterabschnitt dargestellt.

#### 5.1.2.1 Datentransformation anhand der MODWT-MSA

Die Methode zerlegt die Zeitreihen in verschiedene Skalenbereiche ( $j \in J = 7$ ). D.h. die verschiedenen Koeffizienten werden bis  $j = 7$ <sup>118</sup> berechnet und zeigen in der Summe<sup>119</sup> den Anteil der Amplitude und somit der täglichen Renditen, welcher in Abhängigkeit des Skalenbereichs gefiltert wurde.

Abb. 54 bis Abb. 56 zeigen dabei die verschiedenen MSA der drei Renditereihen für die ganze Betrachtungsperiode. Es wurde dafür ein Daubechies-18 (d18) Wavelet benutzt, welches der Datenstruktur ähnlich<sup>120</sup> ist und geeignet ist für längere Datenreihen<sup>121</sup>. Die Zeitachse wurde in Tagen abgebildet und die originale Zeitreihe im untersten Teil abgebildet. Die verschiedenen Skalenstufen  $j$  folgen aufsteigend nach oben. Am obersten Ende sind die Wavelet-Koeffizienten für  $j = 7$  abgebildet. Man erkennt, dass der Glättungseffekt zunimmt mit aufsteigendem  $j$ .

Die transformierten Daten, welche im anschließenden Unterabschnitt verwendet werden, beziehen sich aber, im Gegensatz zu den Abbildungen hier, nicht auf den ganzen Betrachtungszeitraum, sondern nur auf die maximal verfügbaren Daten zum Zeitpunkt. Die transformierten Daten erweitern sich somit mit jedem zusätzlichen Halbjahr und infolgedessen der immanente Informationsstand der Zeitreihen. Konkret ausgedrückt wird die MODWT-MSA für jedes zusätzliche Jahr nochmals neu durchgeführt. Abb. 54 bis Abb. 56 zeigen dabei die MODWT-MSA der gesamten Betrachtungsperiode.

Der Programmiercode wird als RStudio-Datei zur Verfügung gestellt. Der Link ist im Appendix ersichtlich.

---

<sup>118</sup> Für höhere Skalenbereiche werden die Werte sehr flach und sind für spätere Berechnungen wenig sinnvoll.

<sup>119</sup> Wie im Appendix dargestellt ist dies die Summe zwischen Detail- und Skalierungskoeffizienten.

<sup>120</sup> d18 weisen innerhalb der Daubechies-Wavelet-Familie bezüglich der Wavelet- und Skalierungsfunktion, mit 9 Fluchtmomenten, relativ viele Oszillationen auf. Die betrachteten Zeitreihen des Untersuchungsgegenstands weisen ebenfalls starke Schwankungen auf - insbesondere während turbulenten Marktphasen.

<sup>121</sup> Durch die lange Wavelet- und Skalierungsfunktion werden die längeren Skalenbereiche besser berücksichtigt. Dies ist für die geplante Kovarianz- und Korrelationsschätzung wichtig, da sonst zu wenig Variabilität besteht, um gültige Schätzungen zu machen.-d18 hat dabei die stabilsten Resultate geliefert.

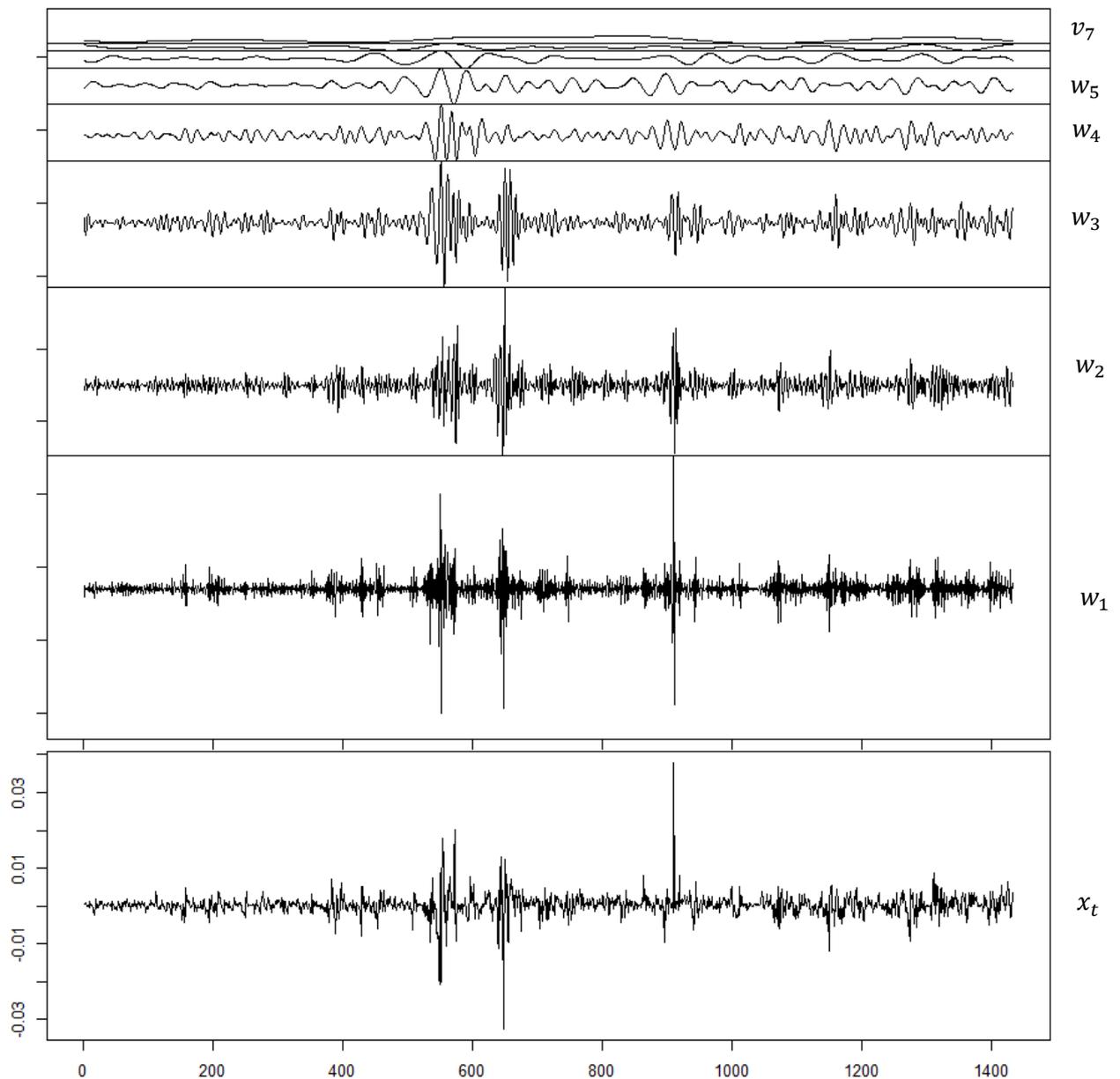


Abb. 54: MSA der AT1-bPwa-Renditen (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Funktion `modwt` und `plot.modwt` auf Basis des R Studio Pakets `wavelets` (Aldrich, 2020) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Das Diagramm ist unterteilt in verschiedene Graphen der MSA. Zuunterst befindet sich die originale Zeitreihe  $x_t$  mit der Renditenskala auf der linken Seite. Auf der rechten Achse befinden sich die Beschriftungen der Wavelet- und Skalierungskoeffizienten nach oben in aufsteigender Form. Entsprechend der Beschriftung befinden sich die einzelnen skalenbereichsspezifischen Komponenten in der Mitte. Die Beschriftungen für  $w_6$  und  $w_7$  fehlen aus Platzgründen.

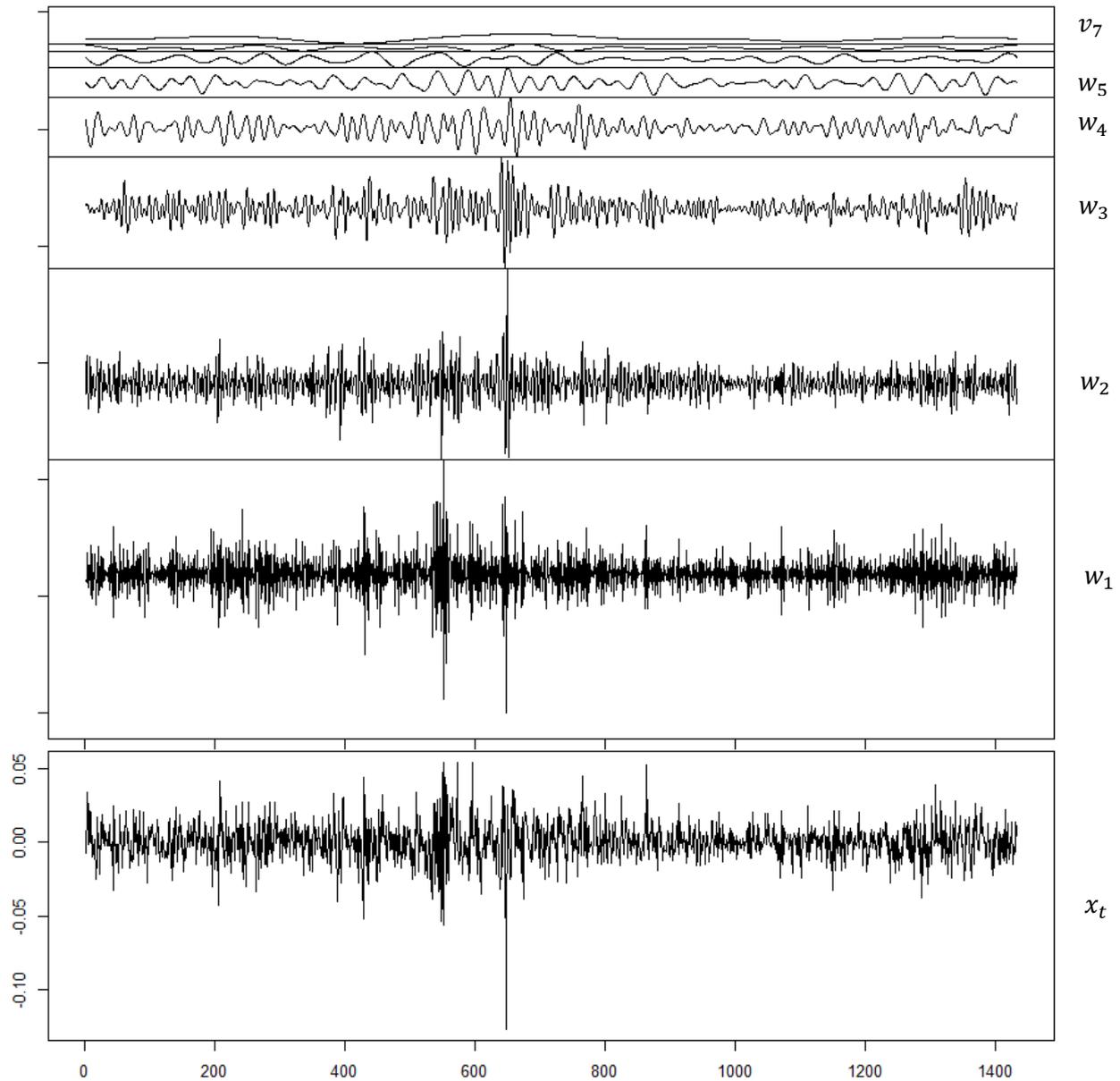


Abb. 55: MSA der Bankaktien-Renditen (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Funktion `modwt` und `plot.modwt` auf Basis des R Studio Pakets `wavelets` (Aldrich, 2020) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Das Diagramm ist unterteilt in verschiedene Graphen der MSA. Zuunterst befindet sich die originale Zeitreihe  $x_t$  mit der Renditenskala auf der linken Seite. Auf der rechten Achse befinden sich die Beschriftungen der Wavelet- und Skalierungskoeffizienten nach oben in aufsteigender Form. Entsprechend der Beschriftung befinden sich die einzelnen skalenbereichsspezifischen Komponenten in der Mitte. Die Beschriftungen für  $w_6$  und  $w_7$  fehlen aus Platzgründen.

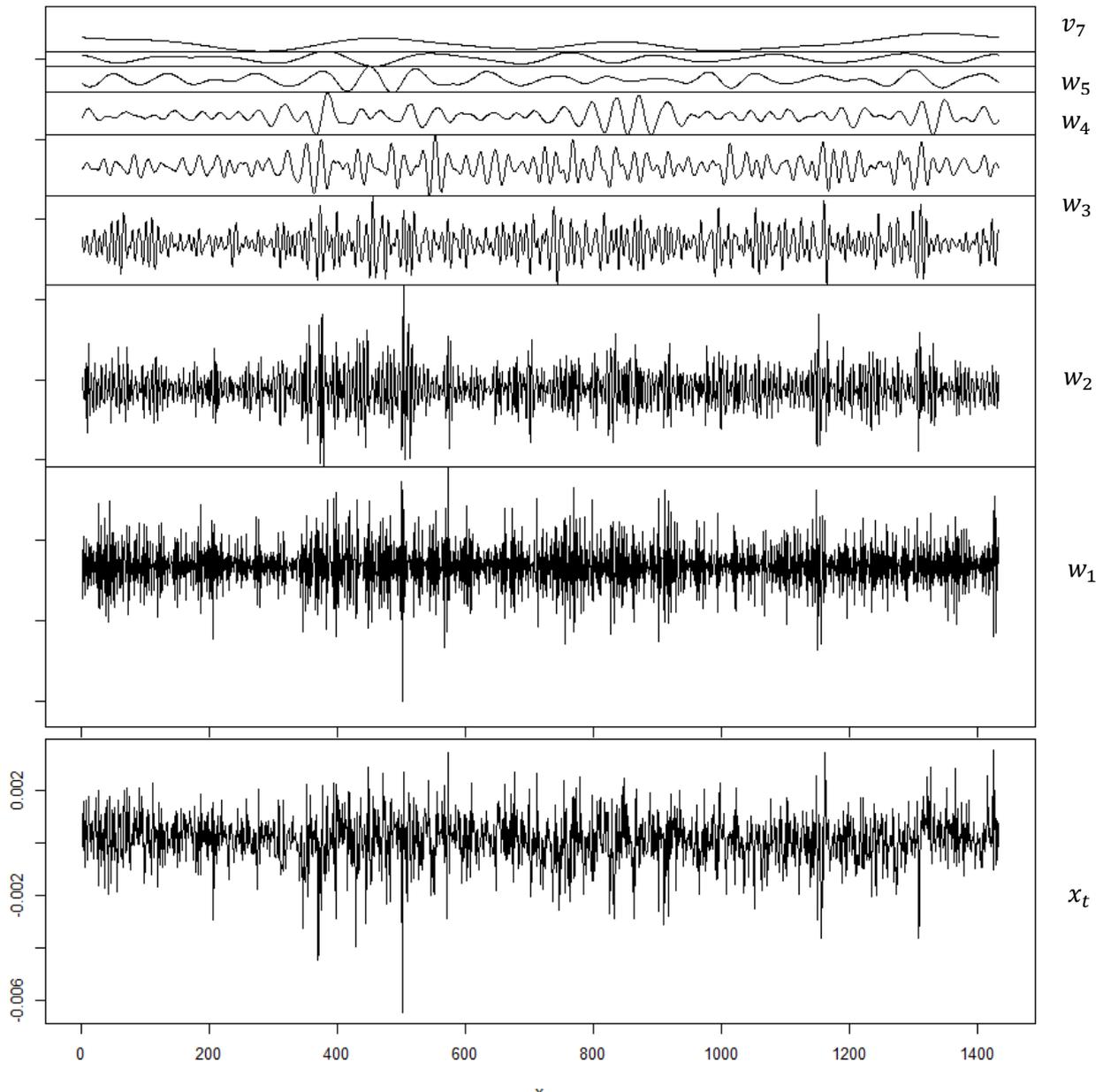


Abb. 56: MSA der Bankanleihen-Renditen (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Funktion `modwt` und `plot.modwt` auf Basis des R Studio Pakets `wavelets` (Aldrich, 2020) und den Daten aus dem Abschnitt 4.1). Das Diagramm ist unterteilt in verschiedene Graphen der MSA. Zuunterst befindet sich die originale Zeitreihe  $x_t$  mit der Renditenskala auf der linken Seite. Auf der rechten Achse befinden sich die Beschriftungen der Wavelet- und Skalierungskoeffizienten nach oben in aufsteigender Form. Entsprechend der Beschriftung befinden sich die einzelnen skalenbereichsspezifischen Komponenten in der Mitte. Die Beschriftungen für  $w_6$  und  $w_7$  fehlen aus Platzgründen.

### 5.1.2.2 Pearson-Korrelationsmodell mit erweiterndem Zeitfenster

Die Variante mit dem Pearson-Korrelationsmodell und einem erweiterndem Zeitfenster der Schätzung zeigt für den Koeffizienten für  $AT1$ -bPwa und Bankaktien für  $j < 7$  stark zeitlich konvergierende Werte an, ersichtlich in Abb. 57. Die Werte scheinen ähnlich wie beim Referenzportfolio anhand des Pearson-

Modells mit erweiterndem Zeitfenster sehr glatt und weisen abgesehen von W7\_AE\_ext auch während der Stressperiode im Jahr 2016 wenig Schwankungen auf. Für  $j < 7$  liegen die durchschnittlichen Korrelationskoeffizienten bei rund 60% ähnlich wie bei den Schätzungen für die dynamischen Referenzportfolios.

Das abweichende Verhalten von W7\_AE\_ext lässt sich zumindest teilweise technisch auf die Randproblematik<sup>122</sup> zurückführen. Daneben scheint es ein längerfristigen Diversifikationspotential zu geben, welches durch die konventionellen Schätzmethode nicht erfasst wird und auf mögliche Veränderungen der Eigenschaften des datengenerierenden Prozesses für den tieffrequenteren Skalenbereich zurückzuführen ist. Diese Veränderungen sind möglicherweise auf einen Strukturbruch bzw. eine Regimeveränderung zurückzuführen, welche sich im hochfrequenten Bereich nicht manifestiert hat. Es wird interessant zu sehen, wie sich die Schätzungen mit dem rollierenden Zeitfenster verhalten werden, da sich die Koeffizienten, besonders im gestressten Marktumfeld, schneller anpassen und ein aussagekräftigeres Bild entstehen könnte.

Für die Zielsetzung dieser Arbeit sind die Beobachtungen daher relevant, da sie Hinweise geben, dass, wie bereits erwähnt, das längerfristige Diversifikationspotential größer sein könnte als durch traditionelle Methoden indiziert wird.

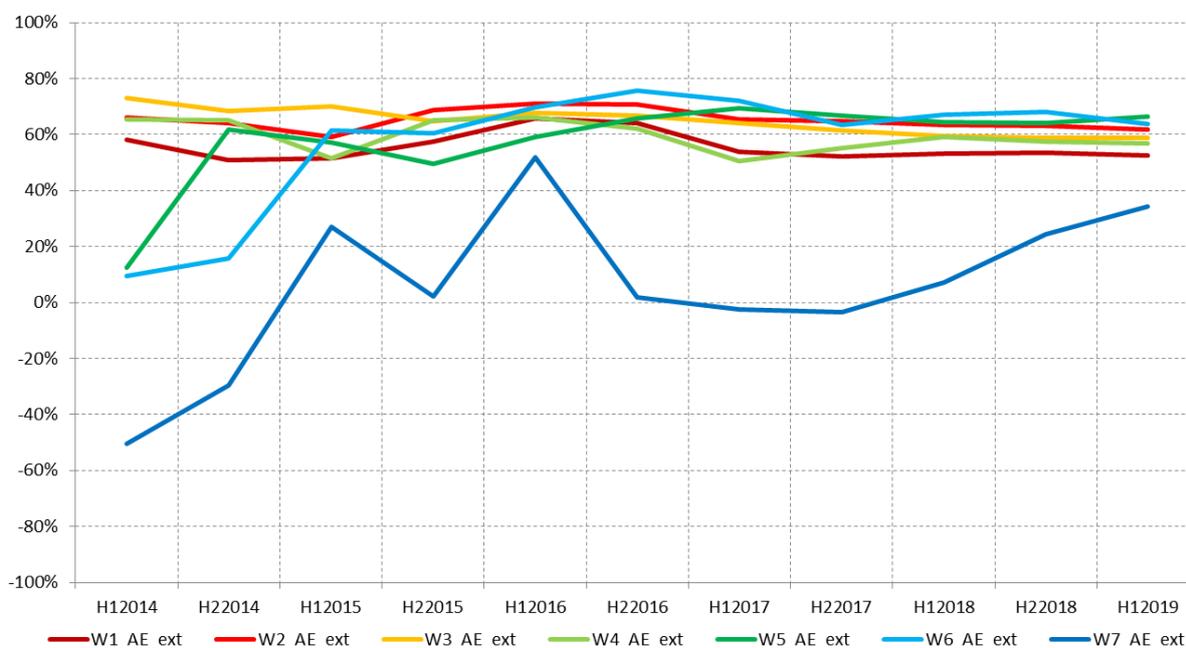


Abb. 57: Zeitliche Entwicklung des Pearson-Korrelationskoeffizienten bezüglich AT1-bPwa und Bankaktien mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

<sup>122</sup> Die Randproblematik entsteht dadurch, dass die Wavelets über den Rand der Zeitreihe hinaus gehen. Dadurch werden weniger Daten verarbeitet, was zu verzerrten Werten am Anfang bzw. am Schluss der Zeitreihe führen kann. Die Problematik wird in Kapitel 6 nochmals aufgegriffen.

Auch für den Korrelationskoeffizienten für *AT1*-bPwa und Bankanleihen (Abb. 58) zeigt sich, dass für den Skalenbereich  $j > 5$  eine Abweichung der Konvergenz (durchschnittlich rund 60%) im Vergleich zu den anderen Skalenbereichen beobachtbar ist. Für den Skalenbereich  $j < 6$  beträgt das Konvergenzniveau durchschnittlich 9.2%, was vergleichbar ist mit den Durchschnittswerten, welche anhand der traditionellen Methoden im letzten Unterabschnitt berechnet wurden.

Es scheint hier, dass für dieses Korrelationspaar der umgekehrte Effekt beobachtbar ist. Das längerfristige Diversifikationspotential scheint tiefer als durch traditionelle Methoden suggeriert. Mit Ausnahme von H12014 für W6\_AB\_ext und H12014 und H22014 für W7\_AB\_ext zeigt sich, dass die Korrelation für  $j = [6,7]$  von den anderen Skalenbereichen für die ganze Betrachtungsperiode persistent unterscheidet. Es wird interessant zu sehen, wie sich diese Persistenz anhand des rollierenden Zeitfensters verhalten wird. Dies gilt insbesondere für das Verhalten während des gestressten Marktumfelds H12016 und H22016.

Für die Zielsetzung dieser Arbeit sind die Beobachtungen daher relevant, da sie Hinweise geben, dass, wie bereits erwähnt, das längerfristige Diversifikationspotential kleiner sein könnte als durch traditionelle Methoden indiziert wird.

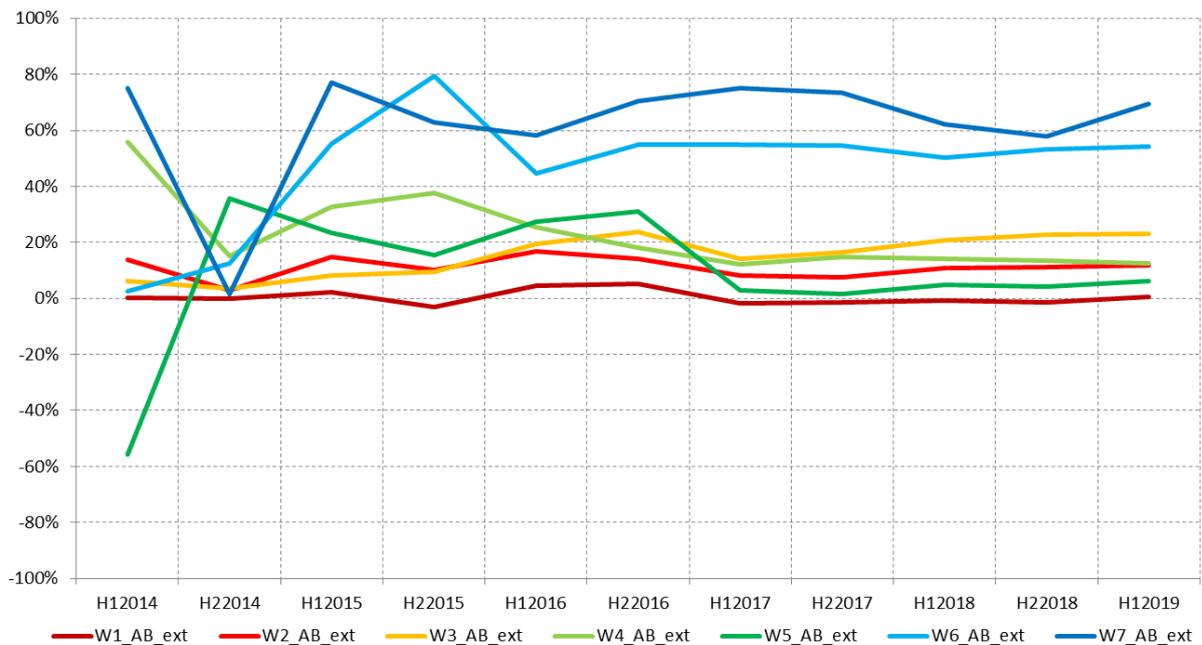


Abb. 58: Zeitliche Entwicklung des Pearson-Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1*-bPwa und Bankanleihen mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Auch für den Korrelationskoeffizienten bezüglich Bankaktien und Bankanleihen (Abb. 59) zeigt sich eine Konvergenz für den Skalenbereich  $j > 5$  auf einem Niveau von durchschnittlich -13.4%, was vergleichbar ist mit den Durchschnittswerten, welche anhand der traditionellen Methoden im letzten Unterabschnitt berechnet wurden. Der Korrelationskoeffizienten für  $j = 6$  pendelt sich bei 54.2% ein, während für  $j = 7$  keine klare Konvergenz erkennbar ist. Während der Stressperiode 2016 zeigt sich der Korrelationskoeffizient dieses Skalenbereichs eher volatil im Vergleich zu anderen Skalenbereichen. Anders als bei den vorherigen zwei Korrelationspaaren unterscheiden sich die Skalenbereiche

für  $j = [6,7]$  deutlich. Es wird interessant zu sehen, ob dieser Unterschied zwischen diesen zwei Skalenbereichen auch für die Schätzmethode anhand des rollierenden Zeitfensters bestehen bleibt. Nach Maßgabe des Skalenbereichs für  $j = 6$  könnte auch hier, wie beim letzten Korrelationspaar, das längerfristige Diversifikationspotential im Vergleich zu den traditionellen Schätzmethode überschätzt werden. Das Verhalten der einzelnen Skalenbereiche ist für  $j < 4$  kohärent, d.h. die einzelnen Skalenbereiche gehen im Durchschnitt in dieselbe Richtung.

Für die Zielsetzung dieser Arbeit sind die Beobachtungen daher relevant, da sie Hinweise geben, dass, wie bereits erwähnt, das längerfristige Diversifikationspotential kleiner sein könnte als durch traditionelle Methoden indiziert wird. Dies besonders durch die Abweichung von  $j = 6$  und auch die gegenteilige Entwicklung der Korrelation für  $j = [4,5]$  zwischen H12014 und H22015 bzw. zwischen H22105 und H12017.

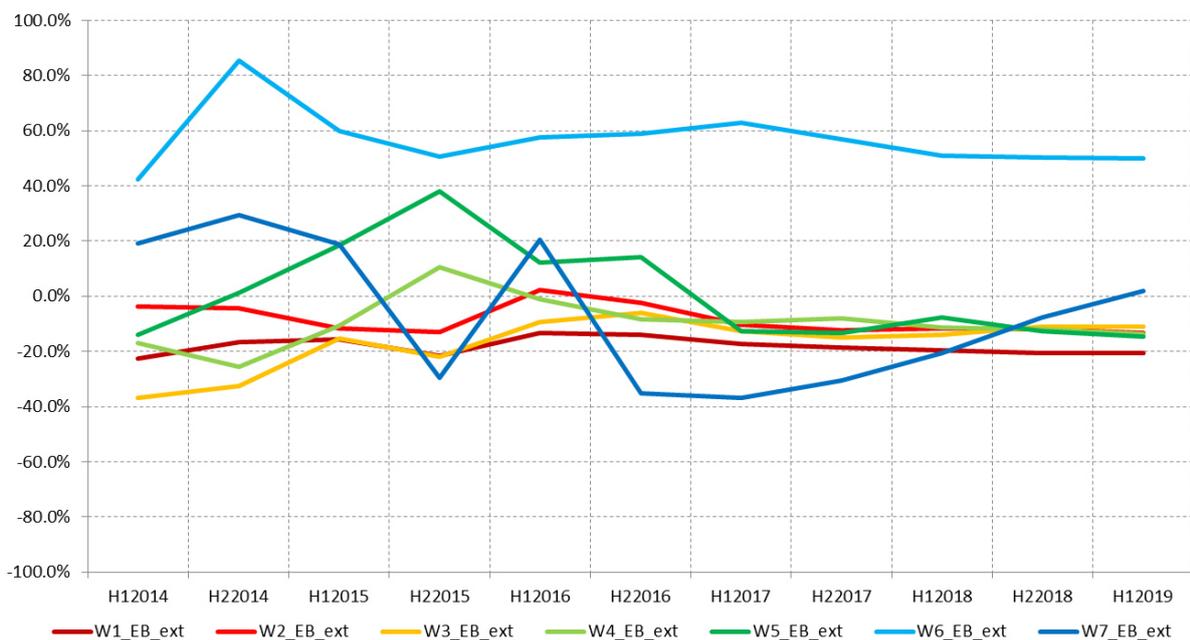


Abb. 59: Zeitliche Entwicklung des Pearson-Korrelationskoeffizienten bezüglich Bankaktien und Bankanleihen mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Insgesamt zeigt sich, dass die Schätzungen für den hochfrequenten Bereich, d.h. für  $j < 3$ , den Werten der Pearson-Korrelationsschätzung mit erweiterndem Zeitfenster ohne Datentransformation sehr ähnlich sind. Der hochfrequente Bereich scheint daher, anhand der Modellkonfiguration, wie sie in diesem Abschnitt angewendet wurde, keinen signifikanten Erkenntnisgewinn zu offenbaren, weshalb der Fokus auf den tieffrequenten Bereich gelegt wurde.

### 5.1.2.3 Pearson-Korrelationsmodell mit rollierendem Zeitfenster

Im Generellen sind die Korrelationskoeffizienten, geschätzt mit einem rollierendem Zeitfenster, für fast alle Skalenbereiche volatiler als die Schätzung mit erweiterndem Fenster. Analog zur rollierenden Schätzung für das Referenzportfolio passen sich die Koeffizienten für neue Datenpunkte schneller an.

Der Korrelationskoeffizient bezüglich *AT1-bPwa* und Bankaktien zeigt sich während der Stressperiode besonders für den Skalenbereich  $j = 7$  stark adaptiv, wobei für H12016 eine Korrelation von 60% geschätzt wird und für das zweite Halbjahr auf über -80% fällt, wie in Abb. 60 ersichtlich ist. Für  $j < 7$  fällt diese Bewegung weniger stark und um ein halbes Jahr zeitverschoben aus.

Die Erkenntnisse aus dem letzten Unterabschnitt bezüglich des tieffrequenten Skalenbereichs bestätigen sich auch anhand des rollierenden Zeitfensters in ausgeprägter Form. Im Vergleich zur Methode mit erweiterndem Zeitfenster indiziert ebenfalls *W6\_AE\_roll*, neben *W7\_AE\_roll*, ein größeres Diversifikationspotential als durch die traditionellen Methoden angezeigt. *W7\_AE\_roll* zeigt dieses Potenzial besonders früh an, was zu einem gewissen Grade auch für *W6\_AE\_roll* gilt.

Die Schlussfolgerung dieser Erkenntnisse der Korrelationsanalyse ist, dass es auf Basis des Pearson-Modells mit erweiterndem bzw. rollierendem Zeitfenster ein Diversifikationspotential gibt, welches durch die geplante Portfoliooptimierung zu evaluieren gilt.

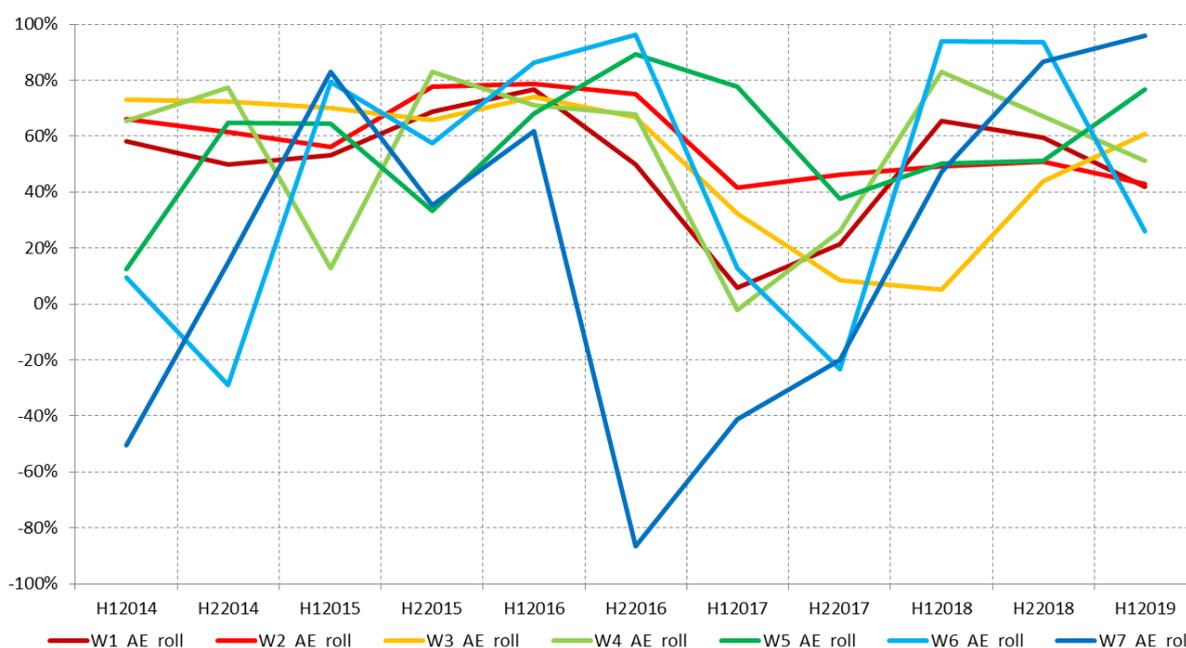


Abb. 60: Zeitliche Entwicklung des Pearson-Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1-bPwa* und Bankaktien mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

In Abb. 61 wurden die Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1-bPwa* und Bankanleihen in verschiedenen Skalenbereichen abgebildet. Für den höherfrequenten Bereich  $j > 4$  lassen sich extreme Fluktuationen aufzeigen. Dabei bewegt sich z.B. *W7\_AB\_roll* von fast 80% H12014 auf mehr als -60% im nächsten Halbjahr und wiederum auf über 80% für H12015. Auch hier werden die grundlegenden Erkenntnisse basierend auf der Methode mit dem erweiterndem Zeitfenster in ausgeprägter Form bestätigt. Die angesprochene Persistenz im letzten Unterabschnitt kann aber nicht nachvollzogen werden, da sich das rollierende Zeitfenster adaptiver verhält. Insgesamt scheint es aber hier, im Hinblick auf den weiteren Verlauf der Arbeit interessant, zu beobachten, wie sich das Diversifikationspotential auf die Renditeverteilung des optimierten Portfolios auswirken wird.

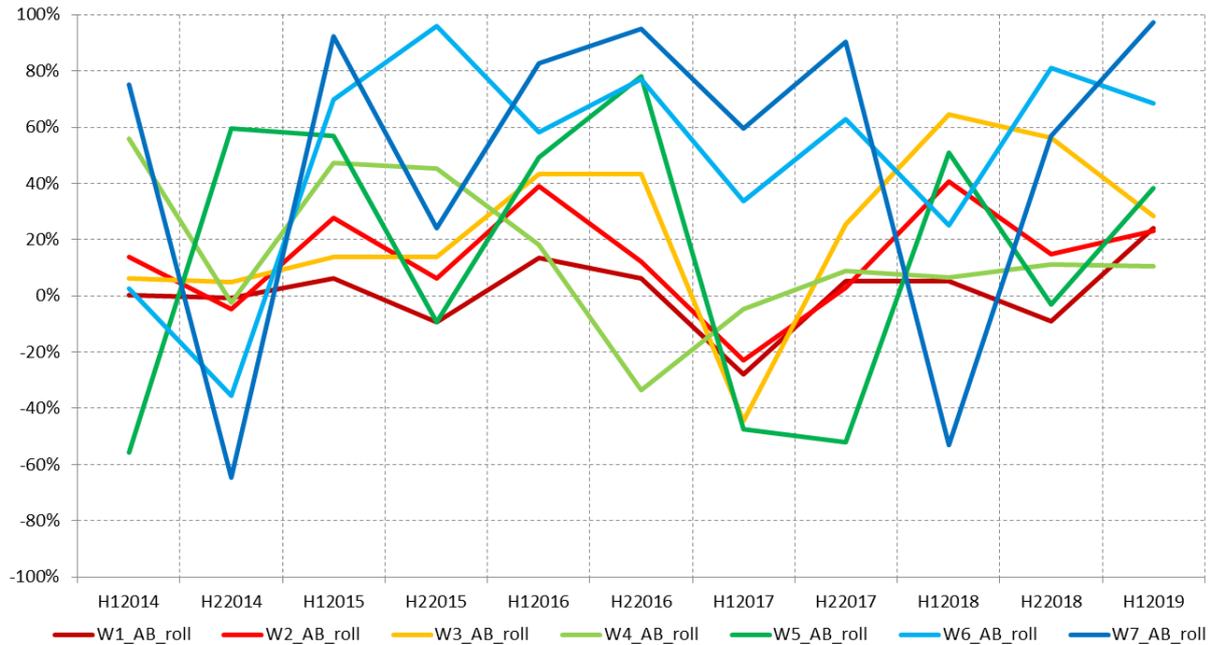


Abb. 61: Zeitliche Entwicklung des Pearson-Korrelationskoeffizienten bezüglich AT1-bPwa und Bankanleihen mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Die Korrelationskoeffizienten bezüglich Bankaktien und Bankanleihen, welche in Abb. 62 in verschiedenen Skalenbereichen abgebildet sind, zeigen für den tieffrequenten Bereich wiederum starke Fluktuationen. W7\_EB\_roll nimmt dabei extreme Werte an mit -96.4% für H12017 und 99.8% für H12019. W6\_AB\_Roll weist ein ähnliches Verhalten auf mit, wobei besonders der Einbruch im zweiten Halbjahr von 2017 fällt auf, wobei die Korrelationsschätzung von 55% auf -51% fällt. Es lässt sich aber trotz der starken Heterogenität innerhalb der verschiedenen Korrelationskoeffizienten erkennen, dass in bestimmten Marktphasen, z.B. von H12017 bis H22018, dennoch eine Kohärenz der Schätzungen erkennbar ist. Die Erkenntnis bezüglich der Diskrepanz zwischen W6\_EB\_ext und W7\_EB\_ext zeigt sich hier in ausgeprägter Form. Auch scheinen die anderen Korrelationsschätzungen für  $j < 6$  ein ähnliches Bewegungsverhalten aufzuweisen, dieses ist aber ebenfalls viel ausgeprägter. Dies ist auch hier auf die schnellere Anpassung der rollierenden Zeitfenstermethode zurückzuführen. Es wird interessant zu sehen im Teil der Arbeit, welcher diese Schätzungen anhand eines optimierten Portfolios implementiert, wie sich diese erhöhten Schwankungen auf die Renditeverteilung auswirken wird.

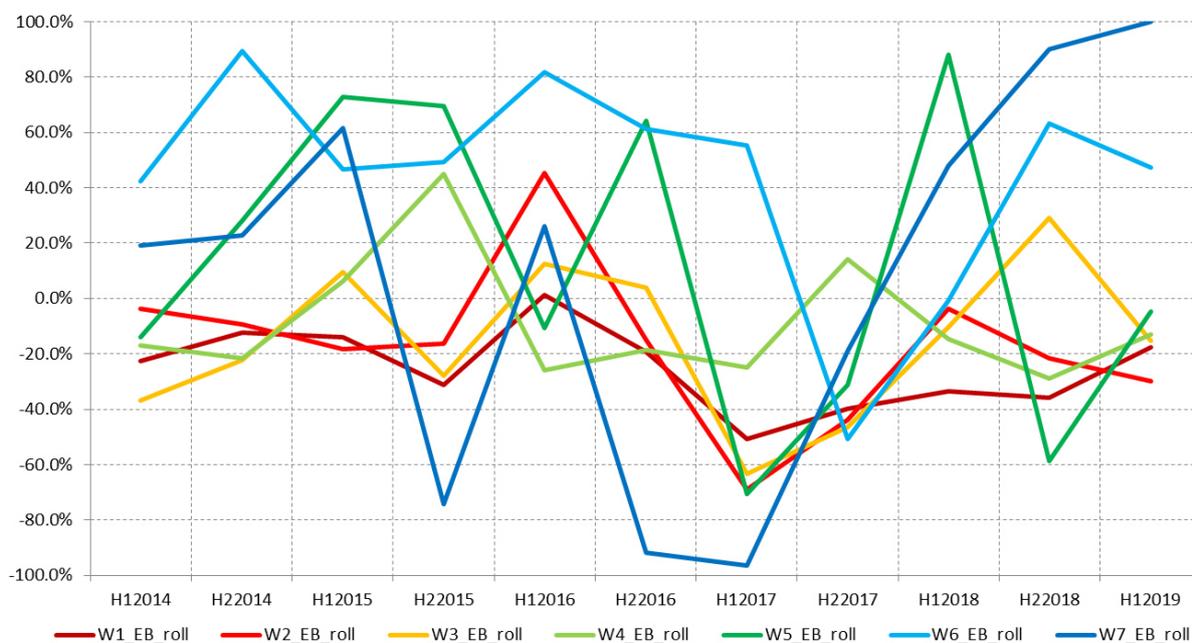


Abb. 62: Zeitliche Entwicklung des Pearson-Korrelationskoeffizienten bezüglich Bankaktien und Bankanleihen mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Insgesamt zeigt sich ähnlich wie für die Variante mit erweiterndem Zeitfenster, dass die Schätzungen für den hochfrequenten Bereich, d.h. für  $j < 3$ , den Werten der Pearson-Korrelationsschätzung mit rollierendem Zeitfenster ohne Datentransformation sehr ähnlich sind. Analog zum letzten Unterabschnitt kann der hochfrequente Bereich, anhand der Modellkonfiguration, wie sie in diesem Abschnitt angewendet wurde, keinen signifikanten Erkenntnisgewinn zu offenbaren, weshalb der Fokus auch hier auf den tieffrequenten Bereich gelegt wurde.

#### 5.1.2.4 DCC-Korrelationsmodell mit erweiterndem Zeitfenster

Die Variante mit dem DCC-Korrelationsmodell<sup>123</sup> und einem erweiterndem Zeitfenster der Schätzung zeigt für den Koeffizienten AT1-bPwa und Bankaktien für  $j > 3$  stark oszillierende Werte an, ersichtlich in Abb. 63. Für die Stressperiode H12016 und H22016 sind die Korrelationskoeffizienten, außer W3\_dcc\_AE\_ext, im positiven Bereich, wechseln dann aber für  $j > 3$  während H22017 in den tief negativen Bereich von ungefähr 70%, um dann wieder in den positiven Bereich (>80%) zu drehen.

Im Vergleich zum Pearson-Modell mit erweiterndem Zeitfenster sind die Koeffizienten aller Skalenbereiche bedeutend volatiler. In der Tendenz zeigt hier, dass mehr Diversifikationspotential vorhanden ist, besonders für den tieffrequenten Bereich, aber auch für die hochfrequenten Komponenten. Es fällt aber auf, dass dieses Potenzial für die gestresste Marktregime von H12016 bis H12017, besonders

<sup>123</sup> Es wird ein DCC-(2,2)-Korrelationsmodell angenommen. Die weiteren technischen Parameter können dem Programmiercode im Appendix entnommen werden.

im tieffrequenten Bereich, stark zurückkommt und sich den Werten des Pearson-Modells mit den originalen Daten (Referenzportfolio) bzw. den Koeffizienten der hochfrequenten Komponenten des Pearson-Modells aus dem letzten Unterabschnitt annähert. Es wird interessant zu sehen, wie sich das indizierte, höhere Diversifikationspotential auf die Renditeverteilung des optimierten Portfolios auswirken wird.

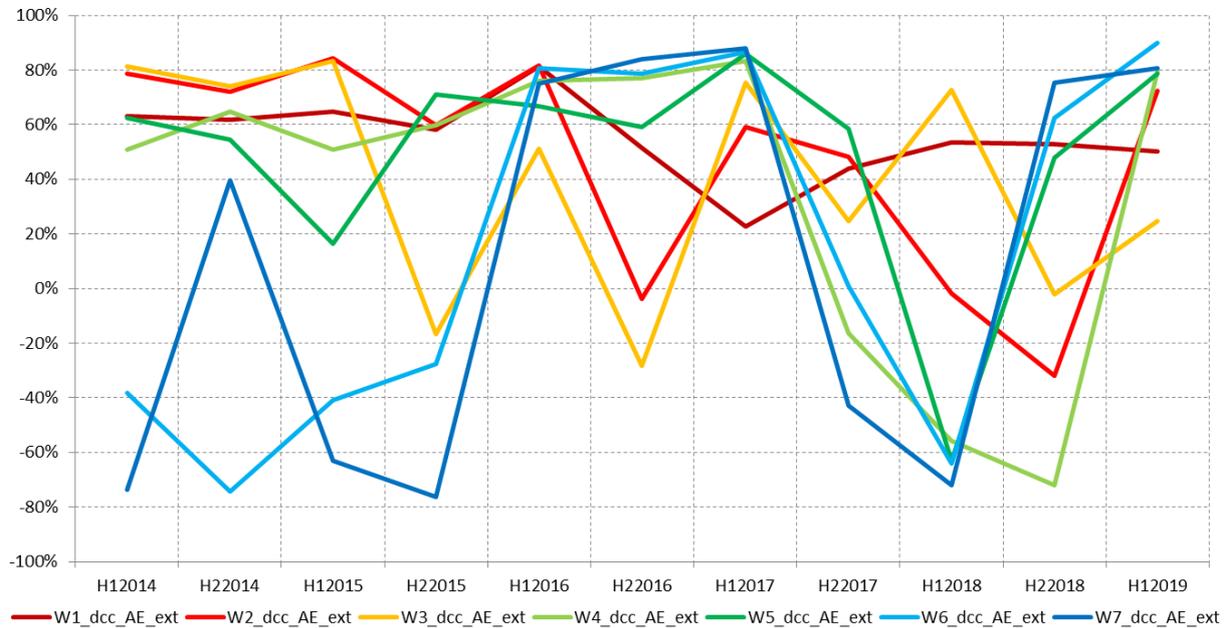


Abb. 63: Zeitliche Entwicklung des *DCC*-Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1*-bPwa und Bankaktien mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MSA*-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben *W* (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Das Bild ist für den Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1*-bPwa und Bankanleihen nur unwesentlich anders bezüglich den erhöhten Fluktuationen im tieffrequenten Bereich, auch im Vergleich zum Pearson-Modell mit erweiterndem Zeitfenster. *W7\_dcc\_ext*, als extremes Beispiel schwankt innerhalb von 80% und -80%. Außerdem lässt sich in Abb. 64 erkennen, dass sich die Vorzeichen der Korrelationen für die Betrachtungsperiode mehrmals wechseln. Es wird interessant zu sehen im Teil der Arbeit, welcher diese Schätzungen anhand eines optimierten Portfolios implementiert, wie sich diese erhöhten Schwankungen auf die Renditeverteilung auswirken wird.

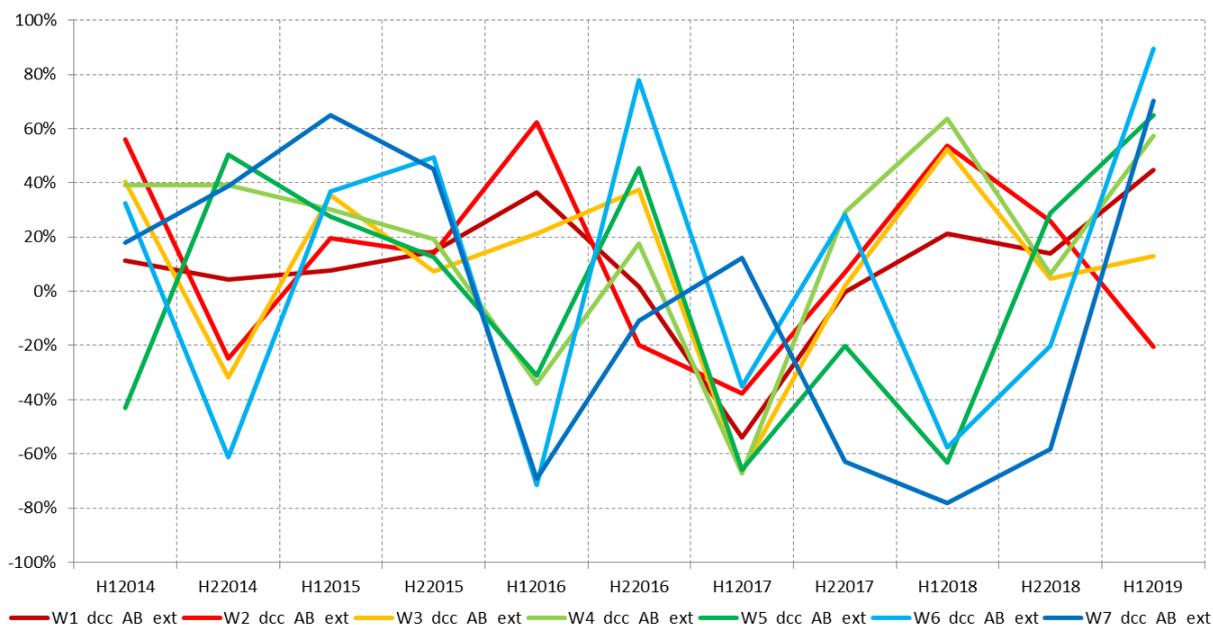


Abb. 64: Zeitliche Entwicklung des DCC-Korrelationskoeffizienten bezüglich AT1-bPwa und Bankanleihen mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Auch für den Korrelationskoeffizienten bezüglich Bankaktien und Bankanleihen zeigen sich extreme Schwankungen, wie in Abb. 65 ersichtlich ist, wobei sich der tieffrequente Bereich besonders volatil während der identifizierten Stressperiode verhält im Vergleich zum Pearson-Modell mit erweiterndem Zeitfenster. Insgesamt scheinen sich die Koeffizienten der tieferfrequenten Komponenten, d.h.  $j = [5,6,7]$ , kohärent zu verhalten und bewegen sich vielfach in die gleiche Richtung. Dasselbe gilt für die Koeffizienten der übrigen tieferfrequenten Komponenten. Ebenfalls scheinen die Koeffizienten der tieferfrequenten Komponenten den Beginn der gestressten Marktperiode, d.h. H12016, mit weniger Diversifikationspotential bezüglich des Variablenpaares zu bewerten. Es wird interessant zu sehen, wie sich diese unterschiedliche Einschätzung des Diversifikationspotentials im Vergleich zu den Referenzportfolios bzw. vom Pearson-Modell auf die Renditeverteilung der optimierten Portfolios auswirken wird.

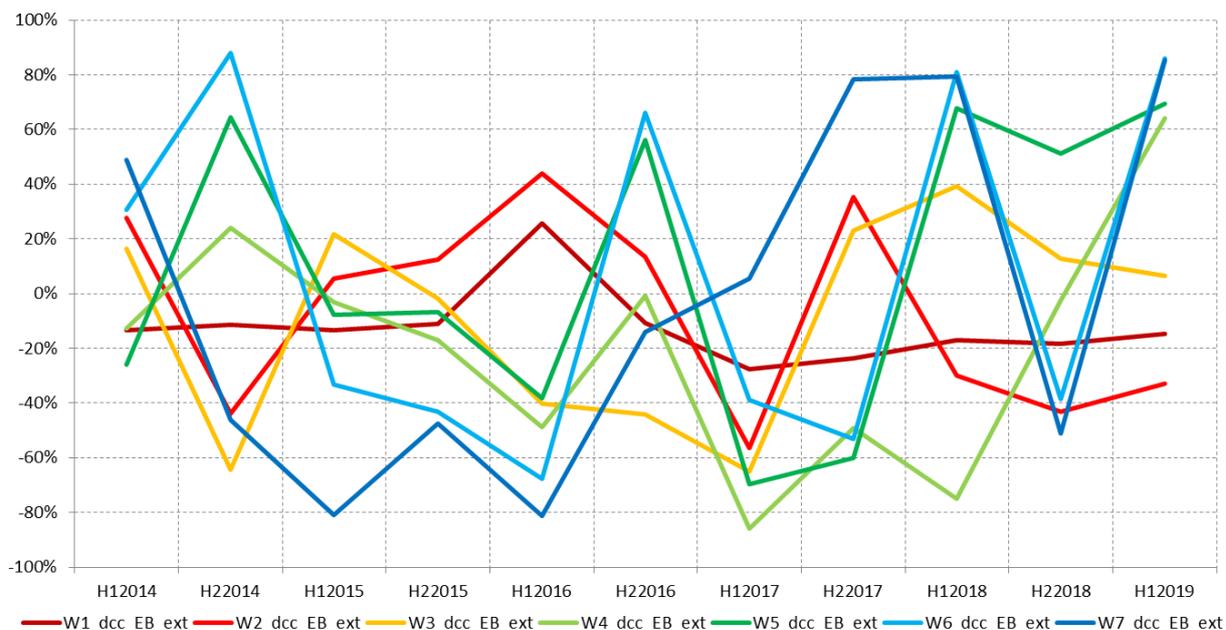


Abb. 65: Zeitliche Entwicklung des *DCC*-Korrelationskoeffizienten bezüglich Bankaktien und Bankanleihen mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben W (für Wavelet) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der Wavelet-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Insgesamt zeigt sich ähnlich wie für die Variante mit dem Pearson-Korrelationsmodell und erweiterndem Zeitfenster, dass die Schätzungen für den hochfrequenten Bereich, d.h. für  $j < 3$ , den Werten der *DCC*-Korrelationsschätzung mit erweiterndem Zeitfenster ohne Datentransformation sehr ähnlich sind. Analog zum letzten Unterabschnitt kann der hochfrequente Bereich, anhand der Modellkonfiguration, wie sie in diesem Abschnitt angewendet wurde, keinen signifikanten Erkenntnisgewinn zu offenbaren, weshalb der Fokus auch hier auf den tieffrequenten Bereich gelegt wurde.

#### 5.1.2.5 *DCC*-Korrelationsmodell mit rollierendem Zeitfenster

Ähnlich wie bei den vorhergehenden Varianten zeigt sich auch für den *DCC*-Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1*-bPwa und Bankaktien stark oszillierende Werte für die tieferfrequenten Bereiche, wie in Abb. 66 ersichtlich ist. Die höherfrequenten Bereiche haben eine gewisse Ähnlichkeit mit den ebenfalls höherfrequenten Werten der Schätzvariante mit erweiterndem Zeitfenster. Dies trifft für den tieffrequenten Bereich nicht zu, welcher teilweise stark fluktuierend von der entsprechenden Variante mit dem Pearson-Modell abweicht.

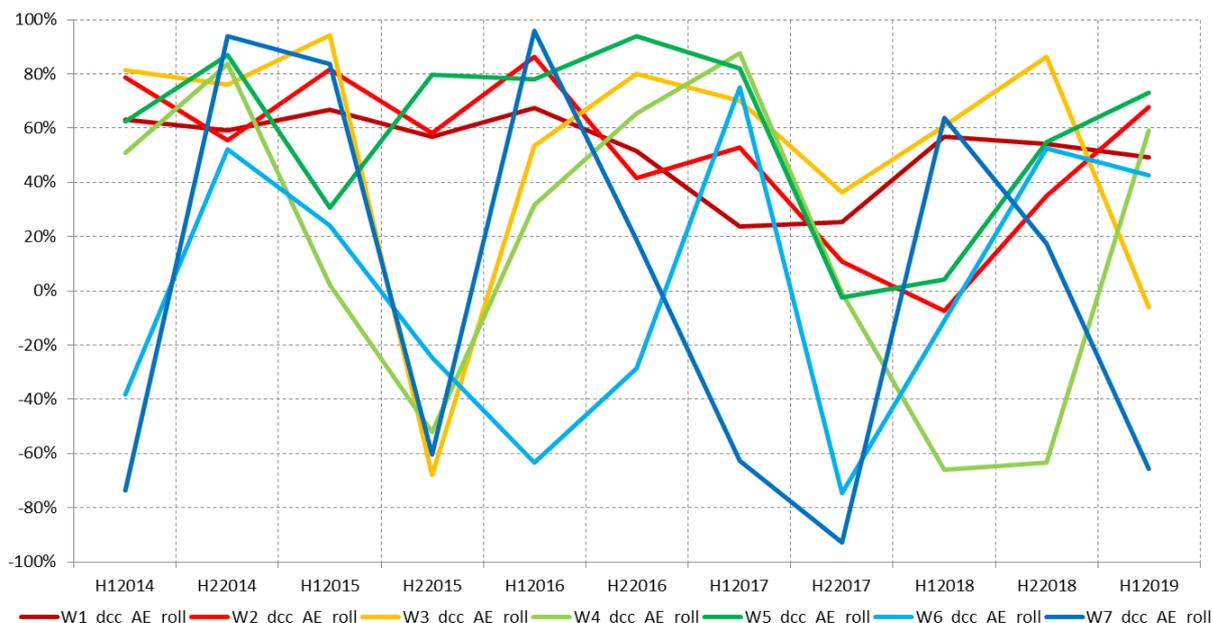


Abb. 66: Zeitliche Entwicklung des *DCC*-Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1*-bPwa und Bankaktien mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MSA*-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben *W* (für *Wavelet*) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der *Wavelet*-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Bezüglich Abb. 67 und Abb. 68 lassen sich die analogen Aussagen wie zu Abb. 66 machen. Die Koeffizienten der hochfrequenten Komponenten verhalten sich ähnlich wie in den vorherigen Schätzvarianten. Die Koeffizienten der tieffrequenten Komponenten sind stark fluktuierend und zeigen keine identifizierbaren Muster auf. Für Abb. 66 und Abb. 67 zeigt sich aber, dass die Koeffizienten der tieffrequenten Komponenten tendenziell ein höheres Diversifikationspotential indizieren, als durch die traditionellen Methoden angezeigt wird. Abb. 68 zeigt umgekehrt, dass weniger Potenzial vorhanden ist durch höhere Korrelationswerte im Durchschnitt. Es wird interessant zu sehen, wie sich die stark schwankende Korrelation der tieffrequenten Komponenten auf die Gewichtung und schlussendlich die Renditeverteilung der optimalen Portfolios auswirkt.

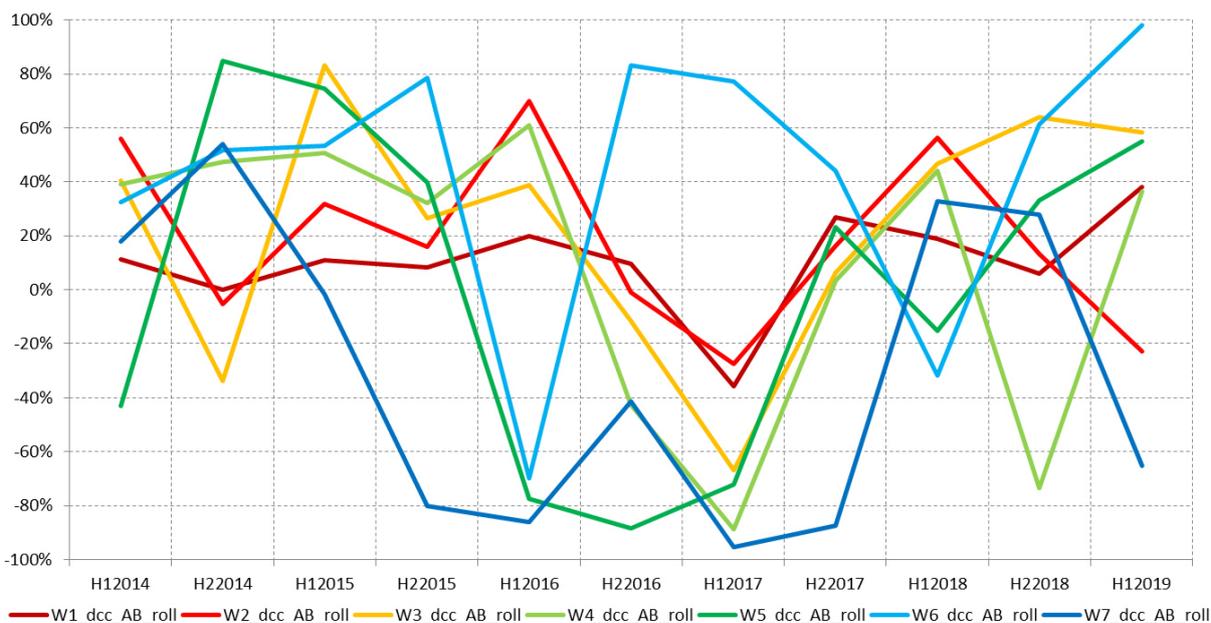


Abb. 67: Zeitliche Entwicklung des *DCC*-Korrelationskoeffizienten bezüglich *AT1*-bPwa und Bankanleihen mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MSA*-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben *W* (für *Wavelet*) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der *Wavelet*-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

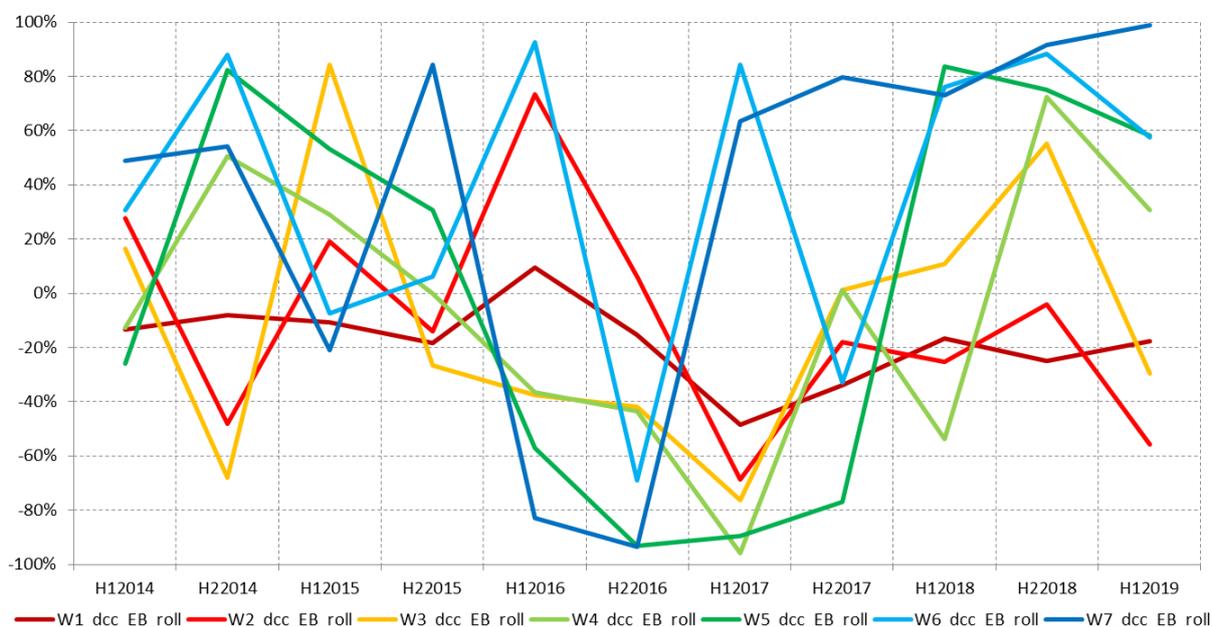


Abb. 68: Zeitliche Entwicklung des *DCC*-Korrelationskoeffizienten bezüglich Bankaktien und Bankanleihen mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MSA*-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung anhand der Daten, welche im letzten Unterabschnitt generiert wurde). Der Skalierungsparameter bezeichnet zusammen mit dem Buchstaben *W* (für *Wavelet*) den Skalenbereich. Je höher der Skalierungsparameter, desto tieffrequenter der Skalenbereich. Die einzelnen Liniendiagramme zeigen dabei die Korrelationsschätzungen (in %) anhand der *Wavelet*-Koeffizienten für das jeweilige Halbjahr auf.

Insgesamt zeigt sich auch hier, ähnlich wie für die Variante mit erweiterndem Zeitfenster, dass die Schätzungen für den hochfrequenten Bereich, d.h. für  $j < 3$ , den Werten der *DCC*-Korrelationsschätzung mit rollierendem Zeitfenster ohne Datentransformation sehr ähnlich sind. Analog zum letzten Unterabschnitt kann der hochfrequente Bereich, anhand der Modellkonfiguration, wie sie in diesem Abschnitt angewendet wurde, keinen signifikanten Erkenntnisgewinn zu offenbaren.

#### 5.1.2.6 Zusammenfassung und Interpretation

Dieser Unterabschnitt soll die bisherigen Ergebnisse zusammenfassen und auf die bestehenden Forschungsergebnisse aus anderen Studien anwenden. Die Ergebnisse der Parameter- bzw. Korrelations-schätzung dienen als Zwischenschritt, um später die Haupthypothese bezüglich der Evaluierung der Portfoliorenditen zu untersuchen.

Die Parameterschätzungen zeigen besonders für die Koeffizienten der tieffrequenten Komponenten abweichende Ergebnisse im Vergleich zu den Koeffizienten der Referenzportfolios, wobei generell beobachtbar ist, dass sich die Schätzungen mit erweiterndem Zeitfenster weniger schnell anpassen auf zusätzliche Datenpunkte als mit rollierendem Zeitfenster. Dies ist begründet dadurch, dass ältere Daten im Vergleich zu jüngeren Daten ein tieferes Gewicht erhalten. Die konvergierenden Eigenschaften der Methode mit erweiterndem Zeitfenster könnten sich auf die optimierten Portfolios durch persistenterere Portfoliogewichte auswirken. Im Umkehrschluss führen die teilweise divergierenden Eigenschaften von tieffrequenten Komponenten tendenziell zu instabilen, fluktuierenden Portfoliogewichten.

Die wichtigste Erkenntnis aus den letzten Unterabschnitten für den weiteren Verlauf dieser Forschungsarbeit ist sicherlich, dass die abweichenden Korrelationskoeffizienten der tieffrequenten Komponenten im Vergleich zu den traditionellen Methoden, welche für Referenzportfolios gebraucht wurden, ein höheres Diversifikationspotential für *AT1*-bPwa und Bankaktien indizieren. Für die anderen Korrelationspaare lässt sich diese Aussage, im Gegensatz, nicht generell machen.

Die dargelegten geplanten Untersuchungen aus Kapitel 3 beabsichtigen eine vergleichende Analyse zu den Ergebnissen der aktuellen Forschung bezüglich des Forschungsobjektes. Damit die Ergebnisse vergleichbar sind mit den Studien, soll Tab. 11 die komplexen Graphiken der letzten Unterkapitel, durch kurze deskriptive Statistiken, vereinfacht zusammenfassen. Die Durchschnitte/Mediane der Parameterschätzungen liegen alle in einem vergleichbaren Rahmen, wobei die Werte mit transformierten Daten anhand der *MSA* eine eindeutig höhere Spannweiten aufweisen - gemessen an den Minimum- und Maximum-Werten (Tab. 11).

Korrelation	PCorXY_ext			PCorXY_roll			dcc_XY_ext			dcc_XY_roll		
Korrelationspaar	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB
Durchschnitt	0.60	0.09	-0.12	0.54	0.12	-0.19	0.55	0.09	-0.12	0.52	0.10	-0.18
Median	0.58	0.09	-0.13	0.58	0.16	-0.18	0.53	0.11	-0.13	0.57	0.11	-0.17
Min	0.57	0.05	-0.16	0.24	-0.31	-0.61	0.23	-0.54	-0.28	0.24	-0.36	-0.48
Max	0.66	0.14	-0.05	0.76	0.26	0.10	0.81	0.45	0.26	0.68	0.38	0.09

Korrelation	WZ_XY_ext			WZ_XY_roll			WZ_dcc_XY_ext			WZ_dcc_XY_roll		
Korrelationspaar	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB
Durchschnitt	0.52	0.24	0.00	0.48	0.24	0.00	0.36	0.08	-0.05	0.33	0.11	0.05
Median	0.61	0.15	-0.11	0.58	0.18	-0.13	0.58	0.14	-0.11	0.53	0.20	-0.04
Min	-0.50	-0.56	-0.37	-0.87	-0.65	-0.96	-0.76	-0.78	-0.86	-0.93	-0.95	-0.96
Max	0.76	0.80	0.85	0.96	0.97	1.00	0.90	0.89	0.88	0.96	0.98	0.99

Tab. 11: Deskriptive Statistiken der Korrelationsvariablen für die ganze Betrachtungsperiode (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis der Korrelationsschätzungen der letzten Unterabschnitte). Die farblichen Unterschiede sollen das numerische Spektrum der Werte hervorheben, wobei grün hohe Werte und rot tiefe Werte darstellen. Das Pearson- und das *DCC*-Modell mit originalen Daten wird mit PCor bzw. mit dcc abgekürzt. Für die Variante mit transformierten Daten anhand der MSA werden für das Pearson-Modell die Abkürzung WZ bzw. für das *DCC*-Modell die Abkürzung WZ\_dcc gebraucht. Die Variablenpaare wurden abgekürzt. *AT1*-bPwa wird dabei durch den Buchstaben A und die Bankaktien bzw. die Bankanleihen durch E bzw. B gekennzeichnet. Die Zeitfenstervarianten wurden durch ext für erweiternd und roll für rollierend gekennzeichnet.

Die Werte aus Tab. 11 weisen Parallelen mit der Studie von Li und Li (2020, S. 9) auf, bei denen Korrelationskoeffizienten für *AT1*-bPwa und Bankaktien (AE) von 0.61, für *AT1*-bPwa und Bankanleihen (AB) von 0.17 und Bankaktien und Bankanleihen (EB) von -0.07 geschätzt wurden. Hier betragen die entsprechenden Werte für dcc\_XY\_roll (gleiche Modellausgangslage wie in der Studie), auch ersichtlich in Tab. 11, in derselben Reihenfolge, 0.52, 0.10 und -0.18 und weichen somit nur geringfügig ab.

Korrelation	PCorXY_ext			PCorXY_roll			dcc_XY_ext			dcc_XY_roll		
Korrelationspaar	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB
Durchschnitt	0.66	0.13	-0.06	0.67	0.21	-0.03	0.66	0.19	0.07	0.60	0.15	-0.03
Median	0.66	0.13	-0.06	0.67	0.21	-0.03	0.66	0.19	0.07	0.60	0.15	-0.03
Min	0.65	0.13	-0.07	0.58	0.17	-0.16	0.51	0.02	-0.11	0.52	0.10	-0.15
Max	0.66	0.14	-0.05	0.76	0.25	0.10	0.81	0.36	0.26	0.68	0.20	0.09

Korrelation	WZ_XY_ext			WZ_XY_roll			WZ_dcc_XY_ext			WZ_dcc_XY_roll		
Korrelationspaar	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB	AE	AB	EB
Durchschnitt	0.61	0.30	0.05	0.63	0.42	0.08	0.59	0.05	-0.10	0.48	-0.10	-0.28
Median	0.66	0.25	-0.02	0.73	0.43	0.03	0.76	0.10	-0.12	0.60	-0.06	-0.40
Min	0.02	0.04	-0.35	-0.87	-0.34	-0.92	-0.28	-0.71	-0.81	-0.63	-0.89	-0.93
Max	0.76	0.71	0.59	0.96	0.95	0.82	0.84	0.78	0.66	0.96	0.83	0.93

Tab. 12: Deskriptive Statistiken der Korrelationsvariablen für die Stressperiode von H12016 und H22016 (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis der Korrelationsschätzungen der letzten Unterabschnitte). Die farblichen Unterschiede sollen das numerische Spektrum der Werte hervorheben, wobei grün hohe Werte und rot tiefe Werte darstellen. Das Pearson- und das DCC-Modell mit originalen Daten wird mit PCor bzw. mit dcc abgekürzt. Für die Variante mit transformierten Daten anhand der MSA werden für das Pearson-Modell die Abkürzung WZ bzw. für das DCC-Modell die Abkürzung WZ\_dcc gebraucht. Die Variablenpaare wurden abgekürzt. AT1-bPwa wird dabei durch den Buchstaben A und die Bankaktien bzw. die Bankanleihen durch E bzw. B gekennzeichnet. Die Zeitfensertvarianten wurden durch ext für erweiternd und roll für rollierend gekennzeichnet.

Die Werte während eines gestressten Marktumfelds, identifiziert im Kapitel des Forschungsdesigns als die Periode von H12016 bis H22016, sind dabei für alle Modellvarianten leicht erhöht (Tab. 12) im Vergleich zu Tab. 11. Somit kann das Resultat in der Studie von Li und Li (2020, S. 13), welche ebenfalls verstärkte Abhängigkeiten innerhalb des Untersuchungsgegenstandes, während eines gestressten Marktumfelds, beobachteten, nachvollzogen werden. In der Studie von Li und Li (2020, S. 13) wird aber das gestresste Marktumfeld auf das gestiegene, einzelne Ausfallrisiko einer kleinen Bank bzw. einer großen Bank abgestützt. Bei einem gestiegenen Ausfallrisiko einer großen Bank wurde für alle Korrelationspaare ein Anstieg beobachtet. Bei einem gestiegenen Ausfallrisiko einer kleinen Bank wurde hingegen nur ein Anstieg bezüglich der Korrelation zwischen AT1-bPwa und Bankaktien beobachtet. Dies macht intuitiv Sinn, da die verursachte Unsicherheit bei einer großen Bank durch ihre geschäftliche Reichweite höher ist. Hohe Unsicherheit führt zu Bewertungsunsicherheit für alle Anlagen und somit zu einer konzertierten Erhöhung der Risikoprämien.

Ein weiteres Ergebnis der Studie war, dass zwischen Bankaktien und AT1-bPwa langfristig eine höhere Abhängigkeit beobachtet werden konnte als zwischen den anderen Variablenpaaren. Um die langfristigen Abhängigkeiten zu bestimmen, lassen sich die Korrelationen anhand der transformierten Daten. Die Korrelationen im tieffrequenteren Skalenbereich (W6 und W7) sind dabei im Durchschnitt 31.3% (W6\_AE\_ext und W7\_AE\_ext), 33.3% (W6\_AE\_roll und W7\_AE\_roll), 12.2% (W6\_dcc\_AE\_ext und W7\_dcc\_AE\_ext) und 0.1% (W6\_dcc\_AE\_roll und W7\_dcc\_AE\_roll) und somit einiges tiefer als bei der Studie von Li und Li (2020, S. 9). Dies ist kongruent mit den Ergebnissen aus den letzten Unterabschnitten. Die Korrelationen der tieffrequenten Komponenten zeigen ein unterschiedliches Diversifikationspotential auf als die Korrelationen auf Basis der traditionellen Schätzmethode. Die Resultate der Studie von Zeitsch und Davis (2020, S. 9-10) können hingegen nicht nachvollzogen werden. Die Studie

sieht den größten Zusammenhang zwischen *AT1-bPwa* und Bankanleihen, was mit den Ergebnissen hier nicht nachvollzogen werden kann. Tab. 11 zeigt klar, dass für alle Modellvarianten das Variablenpaar *AT1-bPwa* und Bankaktien die höchsten Korrelationsschätzungen aufweist.

### 5.1.3 Parameterschätzungen mit BN-erweiterter Wahrscheinlichkeitsverteilung

Dieser Unterabschnitt soll die Schätzung der Portfolioparameter auf Basis einer BN-erweiterten gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung (gWv) aufzeigen. In einem ersten Schritt soll die gWv im Normalzustand, anhand des identifizierten Marktregimes im Kapitel bezüglich des Forschungsdesigns, hergeleitet werden. In einem weiteren Schritt soll die Konstruktion eines expertengetriebenen BNs aufgezeigt werden, welches dann als Basis für die Herleitung der gWv im Stresszustand verwendet wird. Bevor die beiden gWv dann in einer kombinierten gWv zusammengefasst werden, welche dann als Berechnungsgrundlage für die benötigten Portfolioparameter dient, soll zunächst in einem kurzen Unterkapitel auf mögliche *Spillover*-Effekte zwischen den Renditetreiber eingegangen werden.

#### 5.1.3.1 Herleitung der gWv im Normalzustand

Für die Herleitung der gWv im Normalzustand wird, anhand der im Forschungsdesign identifizierten Periode für den Normalzustand, eine historische gWv erstellt. Diese soll durch  $k = 10$  gleichmäßige, aneinandergrenzende Intervalle oder Klassen<sup>124</sup> repräsentiert werden. Für jedes Paar von Anlagebausteinen lässt sich dabei eine Kreuzmatrix erzeugen, welche an den Rändern die marginale Verteilung der Rendite des jeweiligen Bausteins aufzeigt. Die Kreuzmatrizen der drei Anlagebausteine sind in Tab. 13 bis Tab. 15 abgebildet. Die Breite des Renditenbands der 10 Klassen wird wie folgt definiert:

$$\frac{\text{Max}(r_{\text{normal}}) - \text{Min}(r_{\text{normal}})}{10} \quad (5.1)$$

Für jedes Paar der Anlagebausteine lässt sich eine  $10 \times 10$  Kreuzmatrix erstellen.

	-0.35%	-0.26%	-0.17%	-0.07%	0.02%	0.12%	0.21%	0.30%	0.40%	0.49%	
	AT1_1	AT1_2	AT1_3	AT1_4	AT1_5	AT1_6	AT1_7	AT1_8	AT1_9	AT1_10	MARGINAL
-0.27% BAN_1	0.0%	0.0%	0.3%	0.0%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.6%
-0.22% BAN_2	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
-0.16% BAN_3	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%	0.9%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	2.0%
-0.11% BAN_4	0.0%	0.0%	0.3%	0.3%	1.4%	0.6%	0.6%	0.0%	0.0%	0.0%	3.2%
-0.05% BAN_5	0.0%	0.0%	0.3%	1.4%	3.5%	2.9%	1.2%	0.3%	0.6%	0.0%	10.1%
0.00% BAN_6	0.3%	0.3%	1.2%	2.6%	8.7%	6.6%	2.0%	0.6%	0.3%	0.0%	22.5%
0.06% BAN_7	0.3%	0.0%	2.0%	4.3%	9.2%	12.7%	3.8%	0.6%	0.0%	0.3%	33.2%
0.12% BAN_8	0.0%	0.3%	0.6%	2.3%	4.9%	6.1%	3.2%	0.3%	0.0%	0.0%	17.6%
0.17% BAN_9	0.3%	0.3%	0.6%	1.2%	2.6%	1.4%	0.9%	0.0%	0.3%	0.0%	7.5%
0.23% BAN_10	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	0.3%	1.4%	0.6%	0.0%	0.6%	0.0%	3.2%
MARGINAL	0.9%	0.9%	5.2%	12.4%	31.8%	32.7%	12.4%	1.7%	1.7%	0.3%	100.0%

Tab. 13: Kreuzmatrix zwischen *AT1-bPwa* und Bankanleihen, welche zusammen mit den beiden andern Kreuzmatrizen die gWv im Normalzustand bildet (Quelle: Eigene Darstellung)

<sup>124</sup> Die Konstruktion dieser Intervalle oder Klassen erfolgt analog zur Erstellung eines bivariaten Histogramms.

	-3.41%	-2.58%	-1.75%	-0.91%	-0.08%	0.76%	1.59%	2.43%	3.26%	4.10%	
	BAK_1	BAK_2	BAK_3	BAK_4	BAK_5	BAK_6	BAK_7	BAK_8	BAK_9	BAK_10	MARGINAL
-0.35% AT1_1	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%
-0.26% AT1_2	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%
-0.17% AT1_3	0.0%	0.9%	0.6%	2.3%	0.9%	0.6%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	5.2%
-0.07% AT1_4	0.0%	0.6%	1.4%	4.0%	2.9%	2.6%	0.9%	0.0%	0.0%	0.0%	12.4%
0.02% AT1_5	0.0%	0.3%	1.2%	5.8%	9.5%	11.3%	3.2%	0.6%	0.0%	0.0%	31.8%
0.12% AT1_6	0.0%	0.0%	0.6%	2.6%	5.8%	12.7%	7.8%	2.3%	0.6%	0.3%	32.7%
0.21% AT1_7	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	1.7%	2.6%	4.6%	3.2%	0.3%	0.0%	12.4%
0.30% AT1_8	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%	0.3%	0.3%	0.3%	0.0%	1.7%
0.40% AT1_9	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	0.0%	0.0%	0.3%	0.3%	0.6%	0.3%	1.7%
0.49% AT1_10	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%
MARGINAL	0.3%	1.7%	3.8%	15.9%	20.8%	30.9%	17.6%	6.6%	1.7%	0.6%	100.0%

Tab. 14: Kreuzmatrix zwischen Bankaktien und AT1-bPwa, welche zusammen mit den beiden andern Kreuzmatrizen die gWv im Normalzustand bildet (Quelle: Eigene Darstellung)

	-0.27%	-0.22%	-0.16%	-0.11%	-0.05%	0.00%	0.06%	0.12%	0.17%	0.23%	
	BAN_1	BAN_2	BAN_3	BAN_4	BAN_5	BAN_6	BAN_7	BAN_8	BAN_9	BAN_10	MARGINAL
-3.41% BAK_1	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	0.0%	0.3%
-2.58% BAK_2	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.6%	0.6%	0.0%	0.3%	0.3%	1.7%
-1.75% BAK_3	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	1.2%	0.9%	0.9%	0.3%	0.0%	3.8%
-0.91% BAK_4	0.3%	0.0%	0.0%	0.6%	0.9%	2.9%	6.1%	2.9%	1.2%	1.2%	15.9%
-0.08% BAK_5	0.0%	0.0%	0.3%	0.6%	1.4%	4.6%	6.6%	4.9%	2.3%	0.0%	20.8%
0.76% BAK_6	0.0%	0.0%	1.4%	0.9%	3.8%	7.2%	10.1%	4.6%	1.7%	1.2%	30.9%
1.59% BAK_7	0.0%	0.0%	0.0%	1.2%	2.6%	2.9%	6.9%	2.9%	0.9%	0.3%	17.6%
2.43% BAK_8	0.0%	0.0%	0.3%	0.0%	0.6%	2.0%	1.4%	1.4%	0.6%	0.3%	6.6%
3.26% BAK_9	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	1.2%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	1.7%
4.10% BAK_10	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	0.0%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.6%
MARGINAL	0.6%	0.0%	2.0%	3.2%	10.1%	22.5%	33.2%	17.6%	7.5%	3.2%	100.0%

Tab. 15: Kreuzmatrix zwischen Bankanleihen und Bankaktien, welche zusammen mit den beiden andern Kreuzmatrizen die gWv im Normalzustand bildet (Quelle: Eigene Darstellung)

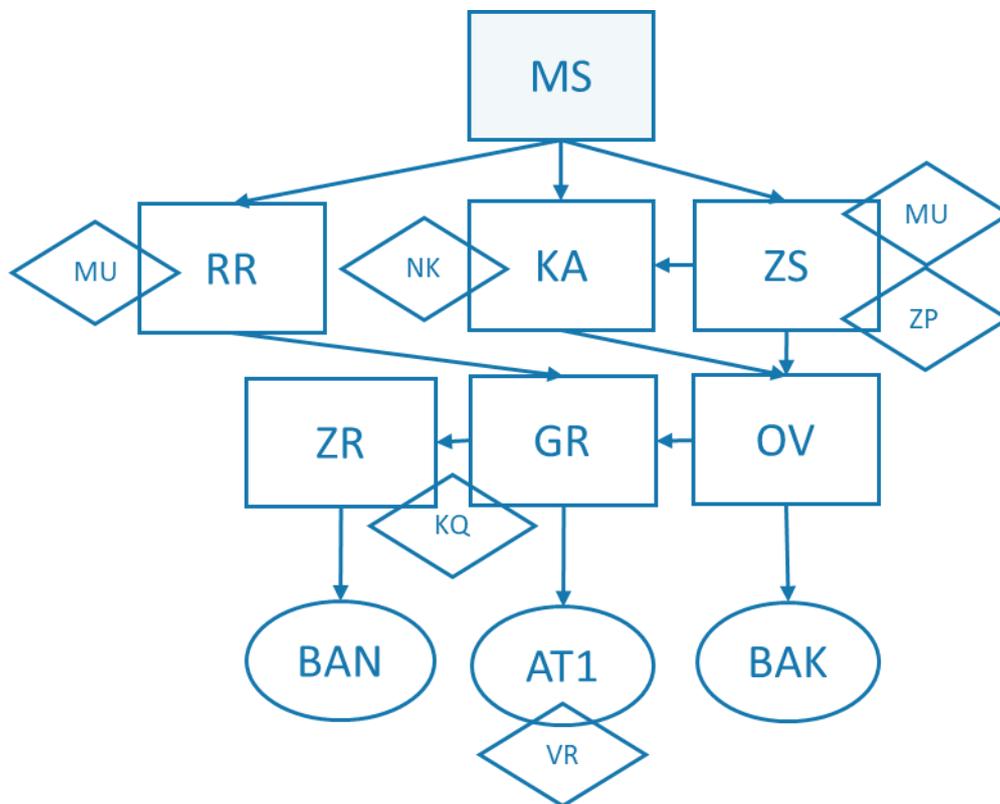
Die Kreuzmatrix in Tab. 13 stellt dabei die gWv von Bankanleihen und AT1-bPwa dar. Die zweite Matrix (Tab. 14), die gWv von AT1-bPwa und Bankaktien und die dritte Matrix (Tab. 15), die gWv von Bankaktien und -anleihen. Die drei Matrizen werden in einem späteren Unterabschnitt verwendet, um die die totale gWv zu berechnen und stellen das, im theoretischen Teil erwähnte, Verteilungsgesetz  $f_{\text{normal}}$  dar für den Normal-Zustand der Risiko- oder Renditefaktoren.

### 5.1.3.2 Konstruktion eines expertengetriebenes Bayesschen Netzes (BN) zur Herleitung der gemeinsamen Renditeverteilung im Stress-Zustand

#### Einführende Anmerkungen

Für die identifizierte Stressperiode von Anfang 2016 bis ungefähr Ende 2016 soll in diesem Unterabschnitt für das erste und das zweite Halbjahr je ein BN erstellt werden. Die Struktur des Netzes, dargestellt in Abb. 69, bleibt die gleiche, jedoch sollen die bedingten Wahrscheinlichkeiten den zeitlichen Gegebenheiten angepasst werden. In einem ersten Schritt soll zuerst die grundlegende Struktur des Netzes und in einem weiteren Schritt die Berechnung der konkreten, bedingten Wahrscheinlichkeiten

erläutert werden. Dies wird anhand der Erläuterung der einzelnen Regimezustände und Knotenpunkte erreicht.



MS	Makroökonomischer Schock	KA	Veränderung der erwarteten und unerwarteten Kreditausfälle
MU	Marktunsicherheit	OV	Operative Verluste
ZP	Zentralbankpolitik	GR	Gläubigerbeteiligungsrisiko
NK	Bestand an notleidenden Krediten	ZR	Zahlungsausfallsrisiko
KQ	Kapitalqualität	BAN	Bankanleihen
VR	Verlängerungsrisiko	AT1	AT1- bPwa
RR	Regulatorische Reaktionsfunktion	BAK	Bankaktien
ZS	Veränderungen der Zinsstrukturkurve		

Abb. 69: Generelle Struktur des BNs (Quelle: Eigene Darstellung mithilfe der Erläuterungen und Illustrationen in Rebonato und Denev (2013, S. 147-164) und Denev (2015, S. 350-417). Die einzelnen Abkürzungen werden im betreffenden Unterabschnitt erläutert.)

Die bedingten Wahrscheinlichkeiten werden durch historische Häufigkeiten, Marktmodelle oder durch qualitative, kausale Assessments<sup>125</sup> geschätzt. Dabei wird folgende quantitative Zuordnung für die qualitative<sup>126</sup>, subjektive Wahrscheinlichkeitseinschätzung verwendet:

Wahrscheinlichkeit	Beschreibung
5%	möglich aber sehr unwahrscheinlich
25%	unwahrscheinlich
50%	gleichwahrscheinlich
75%	wahrscheinlich
95%	nicht sicher, aber sehr wahrscheinlich

Tab. 16: Interpretation der qualitativen Wahrscheinlichkeitseinschätzungen (Quelle: Eigene Darstellung)

In Abhängigkeit der Anzahl Dimensionen der zu kalibrierenden, bedingten Wahrscheinlichkeitsmatrizen können auch granulare<sup>127</sup> Wahrscheinlichkeitsschritte verwendet werden. Daher werden die Wahrscheinlichkeiten teilweise auch subjektiv adjustiert. Die subjektive Adjustierung leitet sich dabei vom Kalibrierungsprozess, wie er in Denev (2015, S. 140-142) dargestellt wird, ab. Hier werden die Wahrscheinlichkeiten fein adjustiert, damit so die geringfügigen Unterschiede in den Zuständen berücksichtigt werden. Dabei werden folgende Zuordnungen definiert:

Wahrscheinlichkeit	Beschreibung
+5%	marginaler Einfluss
+10%	normaler Einfluss
+15%	signifikanter Einfluss
+20%	starker Einfluss
+25%	sehr starker Einfluss

Tab. 17: Interpretation der granularen Zwischenschritte (Quelle: Eigene Darstellung)

<sup>125</sup> Denev (2015) bietet im Kapitel 3.2 „*Expert and other Input*“ weiterreichende Informationen bezüglich der subjektiven oder semi-subjektiven Modellkalibrierung anhand von Expertenwissen. Um die verschiedenen Knotenpunkte durch erwartete Wahrscheinlichkeiten zu kalibrieren ist Expertenwissen essenziell, denn nur experten-basierte Informationen oder Terminmarktdaten sind gänzlich zukunftsorientiert. Die Subjektivität ist dabei unumgänglich führt auch zu besseren Prognoseergebnisse (Denev A. , 2015, S. 142-144) n. Diese Problematik der Subjektivität stellt sich aber auch bei sog. „objektiven“ Informationsquellen, da die Wahl des Zeitraums oder die implizite Ergodizitätsannahme bei Analysen mit historischen Daten ohne Experteninterpretation eher als subjektiv zu bezeichnen ist (Denev A. , 2015, S. 139-141).

<sup>126</sup> Im Vergleich zu den Parameterschätzungen im Abschnitt 5.1.2, welche rein quantitativ-basiert sind, werden hier teilweise qualitative Analysen gemacht. Diese werden wiederum quantifiziert, damit die benötigten Parameter geschätzt und optimale Portfolios konstruiert werden können.

<sup>127</sup> Unter granular wird hier die mögliche Feinabstufung im Kalibrierungsprozess gewisser Kontenpunkte verstanden.

## Generelle Struktur des BNs

Die Erläuterung der generellen Struktur erfolgt anhand von Abb. 69. Es soll die grundlegende Struktur bzw. Abhängigkeiten aufgezeigt werden. Das BN, welches in Anlehnung an Denev (2015, S. 72-139) konstruiert wurde, beginnt mit dem Startknotenpunkt MS (leicht bläulich dargestelltes Rechteck), welcher über keine Eltern verfügt und somit als Zufallsvariable mit unbedingten Wahrscheinlichkeiten modelliert wird, und geht bis zu den Endknotenpunkten (Ellipsen), welche die einzelnen Renditetreiber (BAN, AT1 und BAK) darstellen. Die Knotenpunkte (transparente Rechtecke) zwischen Startknotenpunkt und Endknotenpunkte stellen mögliche Ereignisse oder Zustandsänderungen, welche den renditegenerierenden Prozess beeinflussen. Diese Knotenpunkte stellen außerdem diskrete, teilweise dichotome Zufallsvariablen dar, deren Verteilung durch die (generalisierte) Bernoulli-Verteilung<sup>128</sup> gesteuert wird. Teilweise werden diese Zufallsvariablen durch exogene Regimezustände (transparente Rauten) beeinflusst.

Der Ausgangspunkt des BN, welches das Stressszenario widerspiegeln soll, stellt ein möglicher makroökonomischer Schock dar. Dieser kann beispielsweise in Form einer Währungskrise, eines Handelskriegs oder einer Rohstoffkrise erfolgen. Dieser Schock wiederum beeinflusst die regulatorische Reaktionsfunktion (RR), die aggregierten Kreditausfälle (KA) für Europa und auch die EUR-Zinsstrukturkurve (ZS). Die exogenen Regimezustände, welche mit diesen Knotenpunkten zusammenhängen, sind für die RA die Marktunsicherheit (MU), für die KA der aggregierte Bestand an Not leidenden Krediten (NK) und für die ZS die MU und die monetäre Zentralbankpolitik (ZP). Die RR beeinflusst weiter das Gläubigerbeteiligungsrisiko (GR) und KA und ZS haben einen Einfluss auf erhöhte operative Verluste (OV). OV haben wiederum einen Einfluss auf das GR durch die Verminderung des Kapitalpuffers, d.h., der Differenz zwischen verfügbarem Kapital und regulatorischen Kapitalanforderungen. In einem letzten Schritt wirken sich das GR und die OV auf die renditegenerierenden Endknotenpunkte aus. Im Fall der Bankanleihen (BAN) gibt es noch einen zusätzlichen Knotenpunkt, das Zahlungsausfallrisiko (ZR), welcher GR und BAN verbindet. Außerdem werden ZR und GR durch die Kapitalqualität (KQ) beeinflusst, wie auch der Endknotenpunkt AT1 durch das Verlängerungsrisiko (VR). In einem nächsten Schritt sollen die einzelnen Knotenpunkte genauer dargestellt und kalibriert werden.

### Startknotenpunkt: negativer Makroökonomischer Schock (MS)

Für die Kalibrierung des Startknotenpunkts wird zunächst die längerfristige makroökonomische Entwicklung in Europa untersucht. Es lassen sich hauptsächlich drei verschiedene Zustände  $\mathbf{s} = \{s_1, s_2, s_3\}$  eruieren. Der erste Zustand ist ein kontraktives makroökonomisches Umfeld  $s_1$  (reales Wachstum  $< 0$ ,

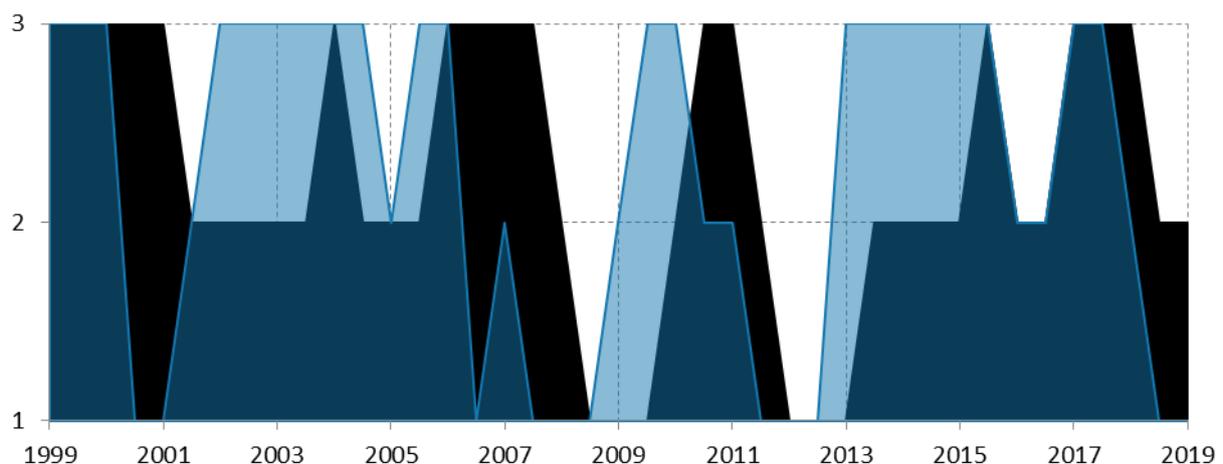
---

<sup>128</sup> Die Bernoulli-Verteilung ist ein Spezialfall ( $n = 1$  und  $k = 2$ ) der generalisierten Bernoulli-Verteilung ( $n = 1$  und  $k > 2$ ), welche wiederum eine spezielle Form der Multinomialverteilung ( $k > 2$  und  $n > 1$ ) ist, wobei  $n$  die Anzahl unabhängiger Ereignisse darstellen und  $k$  die möglichen Ausprägungen der Ereignisse mit entsprechenden Wahrscheinlichkeiten  $p_k$ . Eine weitere Spezialform der Multinomialverteilung ist die Binomialverteilung ( $n > 1$  und  $k = 2$ ).

nominales Wachstum  $< 0.5$ )<sup>129</sup>, der zweite Zustand ein stagnierendes makroökonomisches Umfeld  $s_2$  (reales Wachstum zwischen 0% (inklusive) und 0.5% (exklusive), nominales Wachstum zwischen 0.5% (inklusive) und 1% (exklusive)) und der dritte Zustand ein expansives makroökonomisches Umfeld  $s_3$  (reales Wachstum von über 0.5% (inklusive)<sup>130</sup>, nominales Wachstum von mehr als 1% (inklusive)).

In einem ersten Schritt werden die langfristigen<sup>131</sup> Zustandshäufigkeiten berechnet, welche als Grundlage für die Zustandswahrscheinlichkeiten des Startknotenpunktes dienen. Dabei werden die Zustände anhand der gleitenden 12-monatigen Durchschnitte des realen/nominalen Wachstums berechnet und den jeweiligen Zuständen zugeordnet. Diese betragen für den ersten Zustand 14.6%/14.6%, für den zweiten Zustand 46.3%/43.9% und für den dritten Zustand 39.0%/41.5%.

Da die Zustandswahrscheinlichkeiten einen antizipativen Charakter für das betreffende Quartal haben sollten, braucht es eine angemessene Erwartungskomponente, welche die oben berechneten, historischen Häufigkeiten erweitert. Der ZEW-Index der Eurozone bezüglich der zukünftigen Wirtschaftswachstumserwartungen (Jeßberger, Schulz, Brückbauer, & Schröder, 2022) und der ifo Index der Eurozone bezüglich der Geschäftsklimaerwartungen (Wohlrabe, 2022) stellen eine Approximation für die Markterwartungen der wirtschaftlichen Aussichten dar. Eine Durchschnittsbildung der beiden Indizes vermindert die Gefahr einer möglichen Verzerrung durch die unterschiedlichen Messmethoden der Indizes. Der Durchschnitt wird in einem zweiten Schritt im selben Verfahren wie beim ersten Schritt bezüglich realem/nominalen Wachstum den einzelnen Zuständen zugeordnet. Für einen negativen Wert des Durchschnitts wird dabei der erste Zustand, für Werte zwischen 0 und 20 der zweite Zustand und für Werte ab 20 der dritte Zustand<sup>132</sup> angenommen.



<sup>129</sup> Das langfristige Inflationsziel der EZB beträgt 2% und stellt somit auch die langfristigen Inflationserwartungen dar. Für die Berechnungen in diesem Kapitel werden somit 0.5% pro Quartal zum realen Wachstum addiert, um die einzelnen Zustände bezüglich des nominalen Wachstums zu eruieren.

<sup>130</sup> Das langfristige durchschnittliche reale Wachstum beträgt in Europa rund 2% pro Jahr oder 0.5% pro Quartal gemäß Eurostat. Auch die Potentialwachstumsschätzungen der Europäischen Kommission (2019) liegen bei rund 2% im längerfristigen Durchschnitt. 0.5% stellt somit die Grenze dar ab welcher die Wirtschaft nachhaltig expandiert.

<sup>131</sup> Der beobachtete Zeitraum geht von Ende 1998 bis Mitte 2019 und basiert auf Quartalsdaten.

<sup>132</sup> Der langfristige Durchschnittswert des berechneten Durchschnitts beträgt rund 20 und entspricht somit dem Analog des realen Potentialwachstums

Abb. 70: Zustandsverläufe des realen Wachstums (schwarz) und der durchschnittlichen, vorlaufenden Indikatoren (hellblau) (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Die Veränderungen der Zustände sind in Abb. 70 dargestellt, wobei der Zustand des realen Wachstums schwarz und die durchschnittlichen, vorlaufenden Indikatoren hellblau dargestellt werden. Die Schnittmenge, das heißt, übereinstimmende Zustände erscheinen dunkelblau.

Die Kongruenz der simultanen beziehungsweise zeitverschobenen Zeitreihen ist 37% und 50%. Zeitverschoben bedeutet hier die Verschiebung des vorlaufenden Indikators um ein halbes Jahr in die Vergangenheit. Somit prognostiziert der vorlaufende Indikator den Zustand des realen Wachstums in der Hälfte der Zeit richtig. Es liegt daher nahe die Häufigkeiten der Zustände des realen Wachstums in Abhängigkeit des Zustandes des vorlaufenden Indikators aus der Vorperiode zu betrachten. Tab. 18 stellt dies in synoptischer Form dar. Die erste Zeile ist die unbedingte Häufigkeit, welche wir im ersten Schritt schon berechnet haben.

Zustand t-1	$P_t(s_1)$	$P_t(s_2)$	$P_t(s_3)$
ohne	14.6%	46.3%	39.0%
1	60.0%	40.0%	0.0%
2	0.0%	60.0%	40.0%
3	0.0%	40.0%	60.0%

Tab. 18: Häufigkeiten der Zustände des realen Wachstums in Abhängigkeit des Zustandes des vorlaufenden Indikators (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Um nun die halbjährlichen Wahrscheinlichkeiten für den Knotenpunkt zu bestimmen, kombiniert man die historischen Häufigkeiten der Zustände des Realwachstums mit den Häufigkeiten, welche durch den vorlaufenden Indikator bedingt sind. Da die Kongruenz ein gutes historisches Maß ist für die Prognosefähigkeit, macht es Sinn diese als Gewicht für die bedingten Häufigkeiten heranzuziehen. Dabei lassen sich die halbjährlichen Wahrscheinlichkeiten wie in Tab. 19 berechnen.

Zeitpunkt	$P(s_1)$	$P(s_2)$	$P(s_3)$
31/12/2013	7.3%	43.2%	49.5%
30/06/2014	7.3%	43.2%	49.5%
31/12/2014	7.3%	43.2%	49.5%
30/06/2015	7.3%	43.2%	49.5%
31/12/2015	7.3%	43.2%	49.5%
30/06/2016	7.3%	53.2%	39.5%
31/12/2016	7.3%	53.2%	39.5%
30/06/2017	7.3%	43.2%	49.5%
31/12/2017	7.3%	43.2%	49.5%
30/06/2018	7.3%	53.2%	39.5%
31/12/2018	37.3%	43.2%	19.5%

Tab. 19: Markterwartungsgewichtete Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des realen Wachstums (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Dieselben Berechnungen lassen sich auch für das nominale Wachstum durchführen, wobei die kongruente Menge 29% simultan beziehungsweise 48% zeitverschoben beträgt. Abb. 71 zeigt die Zeitreihen der Zustände visuell auf.

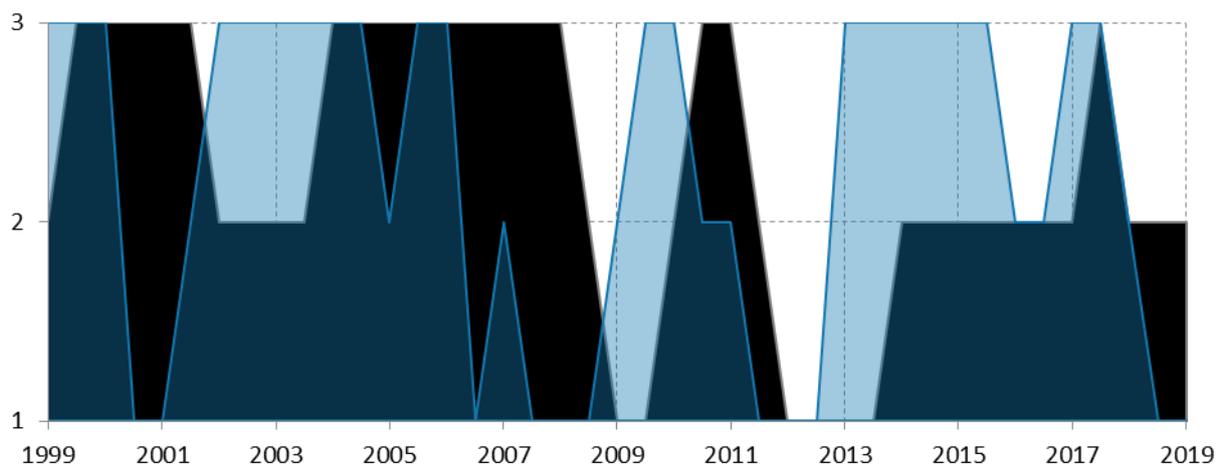


Abb. 71: Zustandsverläufe des nominalen Wachstums (schwarz) und der durchschnittlichen, vorlaufenden Indikatoren (hellblau) (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Analog lassen sich die Häufigkeiten der Zustände des nominalen Wachstums in Abhängigkeit des Zustandes des vorlaufenden Indikators berechnen und in Tab. 20 darstellen.

Zustand	$P_t(s_1)$	$P_t(s_2)$	$P_t(s_3)$
ohne	14.6%	43.9%	41.5%
1	50.0%	50.0%	0.0%
2	0.0%	60.0%	40.0%
3	0.0%	40.0%	60.0%

Tab. 20: Häufigkeiten der Zustände des nominalen Wachstums in Abhängigkeit des Zustandes des vorlaufenden Indikators (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Daraus lassen sich wiederum analog die markterwartungsgewichtete Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des nominalen Wachstums ableiten, welche in Tab. 21 dargestellt sind.

Zeitpunkt	$P(s_1)$	$P(s_2)$	$P(s_3)$
31/12/2013	7.7%	42.0%	50.3%
30/06/2014	7.7%	42.0%	50.3%
31/12/2014	7.7%	42.0%	50.3%
30/06/2015	7.7%	42.0%	50.3%
31/12/2015	7.7%	42.0%	50.3%
30/06/2016	7.7%	51.5%	40.8%
31/12/2016	7.7%	51.5%	40.8%
30/06/2017	7.7%	42.0%	50.3%
31/12/2017	7.7%	42.0%	50.3%
30/06/2018	7.7%	51.5%	40.8%
31/12/2018	31.4%	46.8%	21.8%

Tab. 21: Markterwartungsgewichtete Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des nominalen Wachstums  
(Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Die Häufigkeiten in den beiden letzteren Tabellen weichen nur geringfügig von Tab. 18 und Tab. 19 ab, da die Zustandsverläufe sehr ähnlich verlaufen (Abb. 72). Interessant hierbei und auch intuitiv verständlich ist die Periodenabhängigkeit der Diskrepanzen der Zustandsverläufe. Vor der Finanzkrise 2009 sind tendenziell bessere Zustände bezüglich des nominalen, zyklischen Wachstum zu verzeichnen im Vergleich zu der Periode nach der Finanzkrise, welche Mühe bezeugt, zyklisches Wachstum zu generieren.

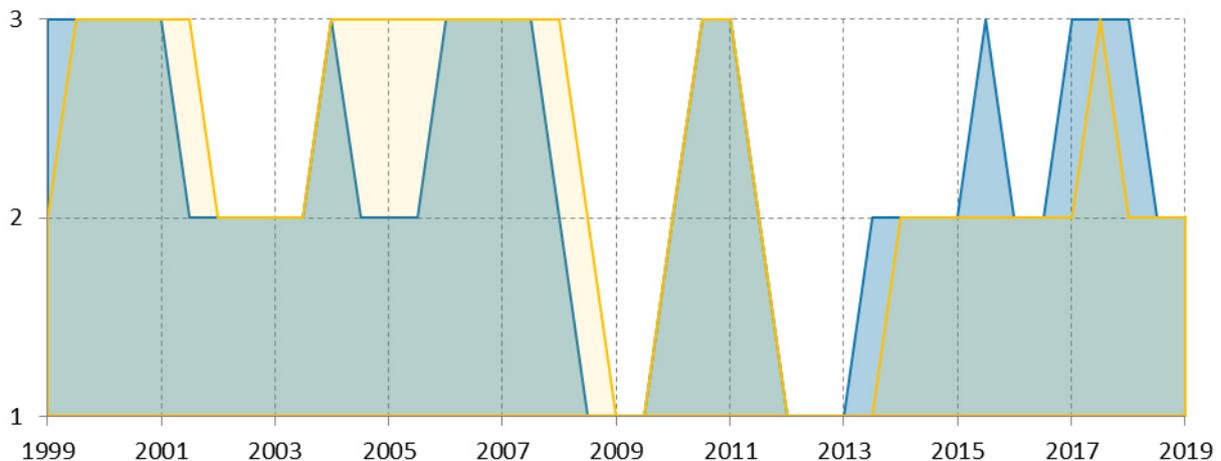


Abb. 72: Vergleich der Zustandsverläufe anhand des realen Wachstums (blau) und des nominalen Wachstums (gelb), wobei hellgrün die kongruente Zustandsmenge abbildet (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Im Kontext des Untersuchungsgegenstandes ist eine Berechnung der Zustände auf der Grundlage des nominalen Wachstums adäquater als die Berechnungsgrundlage aufgrund des realen Wachstums. Dies begründet sich in der Bedeutung der Inflation als Einflussfaktor auf die Renditetreiber (Endknotenpunkte) und der Wichtigkeiten der zyklischen Komponente für das Geschäftsmodell der Banken.

Für den Startknotenpunkt wird die Zufallsvariable dichotomisiert, da der Fokus auf dem ungünstigen Stressszenario liegt, d.h.,  $s = \{s_{\text{normal}}, s_{\text{stress}}\}$ . Die Zustände 2 und 3 werden somit unter dem

normalen Zustand zusammengefasst. Für das erste und zweite Halbjahr 2016 sind die entsprechenden unbedingten Wahrscheinlichkeiten:  $P_t(s_{\text{stress}}) = 7.7\%$  und  $P_t(s_{\text{normal}}) = 92.3\%$ .

### Exogene Regimezustände

Die Regimezustände werden in dem BN als exogene Einflussfaktoren für spezifische Knotenpunkte behandelt und werden für die jeweilige Betrachtungsperiode fixiert. Im Gegensatz dazu haben die Zwischenknotenpunkte einen endogenen Charakter. Diese Endogenität drückt sich in der seriellen Abhängigkeit von vorausgehenden Ereignissen und Zuständen aus und berücksichtigt somit die Pfadabhängigkeit dieser Folge von Ereignissen und Zuständen für die Wahrscheinlichkeiten der Zwischen- bzw. Endknotenpunkte. Die bedingten Wahrscheinlichkeiten der Zwischen- bzw. Endknotenpunkte werden somit durch die Regimezustände und Zustände der vorhergehenden Zwischenknotenpunkte vollständig determiniert. Die folgenden Unterabschnitte zeigen die einzelnen Schätzungen der bedingten Wahrscheinlichkeiten der Zwischenknotenpunkte auf.

Wie bereits im vorhergehenden Absatz erwähnt, werden einzelne Knotenpunkte durch Regimezustände beeinflusst. Dieser Unterabschnitt soll den Regimezustand der **Marktunsicherheit (MU)** bezüglich der Bewertung des Kapitals von europäischen Banken aufzeigen. Dieser ist für verschiedene Knotenpunkte ein relevanter Einflussfaktor. Stellvertretend für die Unsicherheit wird die durchschnittliche, tägliche implizite Volatilität der selektierten Bankaktien verwendet, dargestellt in Abb. 73 zusammen mit dem entsprechenden Histogramm, wobei in dunkelgrau das 5. Quintil<sup>133</sup> dargestellt ist.

---

<sup>133</sup> Ein Quintil ist ein 25%-Quantil und ein Perzentil ist ein 1%-Quantil. Mathematisch wird ein Quantil als Funktion folgendermaßen definiert:  $Q(p) = \inf \{x \in \mathbb{R} : p \leq F(x)\}, \forall p : 0 \leq p \leq 1$ . Wobei hier  $F(x)$  die historische Verteilung darstellt und wie folgt definiert wird:  $F_X(x) := P(X \leq x) = p$ .

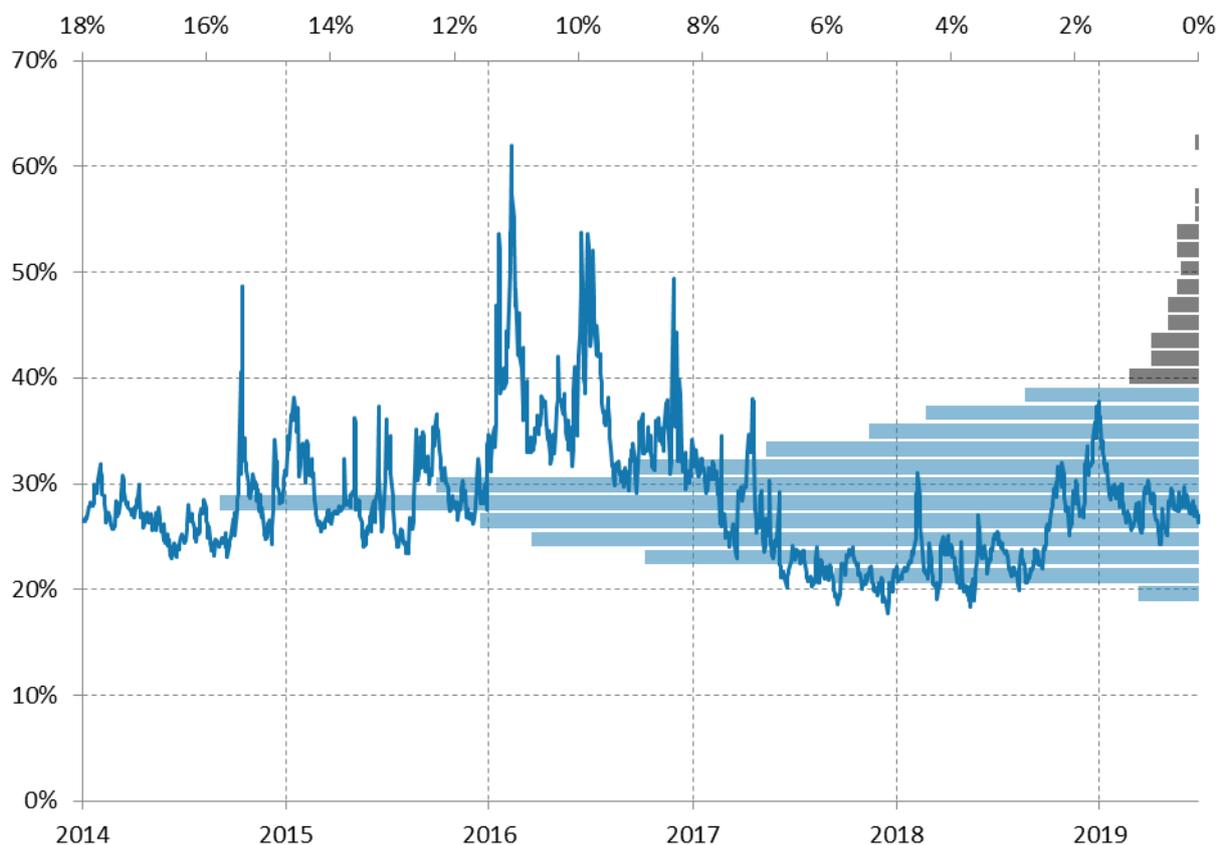


Abb. 73: Verlauf und Histogramm der täglichen, impliziten Volatilitäten der selektierten Bankaktien (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Um tägliche Ausreißer zu vermeiden, wird aus den täglichen Daten ein monatlicher, rollierender Durchschnitt berechnet. Diese werden als durchschnittliche Quartalsendwerte zu Halbjahresdaten hochgerechnet und ihren jeweiligen Quintilen zugeordnet. Die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Zustände der Unsicherheit wird dabei durch historische Zuordnungshäufigkeit zu den fünf Quintilen bestimmt, wie in Tab. 22 dargestellt.

Zustand	hist. Häufigkeit
sehr tief	16.7%
tief	25.0%
normal	25.0%
hoch	16.7%
sehr hoch	16.7%

Tab. 22: Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich der Marktunsicherheit (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Der zeitliche Verlauf dieser Zustände sieht folgendermaßen aus:

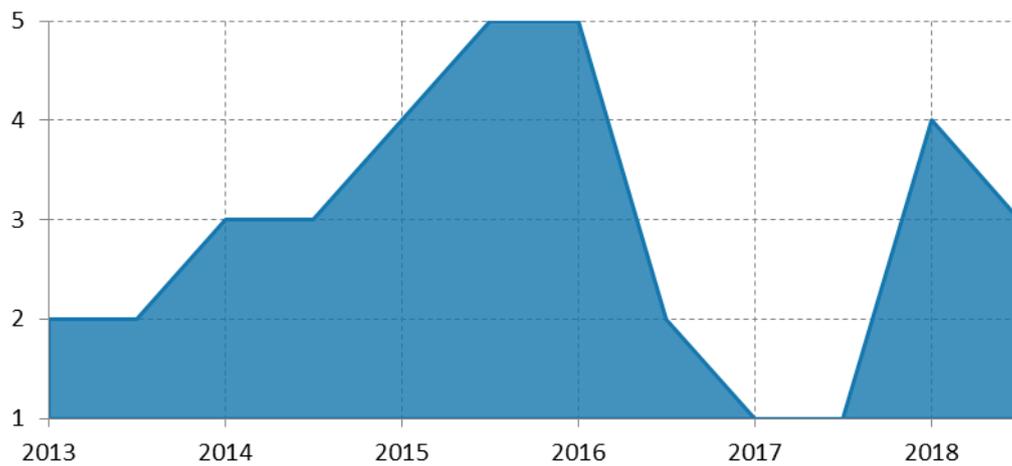


Abb. 74: Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich der Marktunsicherheit (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Für den nächsten Zwischenknotenpunkt bezüglich der Veränderungen der Zinsstrukturkurve bedarf es der vorgängigen Eruiierung des Regimezustandes der **Zentralbankpolitik (ZP)**. Dieser wird als Bernoulli-Variable mit zwei Zustandsmöglichkeiten der Geldpolitik  $s = \{s_{\text{locker}}, s_{\text{restriktiv}}\}$  definiert. Zur Kalibrierung wird die quartalsweise Veränderung des Einlagenzinssatzes der EZB  $\Delta\phi_{EZ,t}$  und die quartalsweise Veränderung des jährlichen Durchschnitts der Größe der EZB-Bilanz relativ zur Summe der nominalen BIP der Mitgliedstaaten der EU  $\Delta\phi_{BB,t}$  als Datengrundlage verwendet. Dabei werden folgende Zuordnungsregeln verwendet:

$$s(\Delta\phi_t) = \begin{cases} s = \text{locker} & \text{wenn } \phi_{EZ,t} \leq 0 \vee F_{\phi_{BB}}(\phi_{BB,t}) \geq 50\% \\ s = \text{restriktiv} & \text{wenn } \phi_{EZ,t} > 0 \wedge F_{\phi_{BB}}(\phi_{BB,t}) < 50\% \end{cases} \quad (5.2)$$

Anzumerken ist hier, dass im restriktiven Zustand beide Bedingungen erfüllt werden müssen, d.h., steigende Zinsen und ein tieferer monetärer Impuls als der langfristige Median. Abb. 75 stellt die Zustandsmigrationen über die Zeit dar, wobei  $s = \{0,1\}$ .

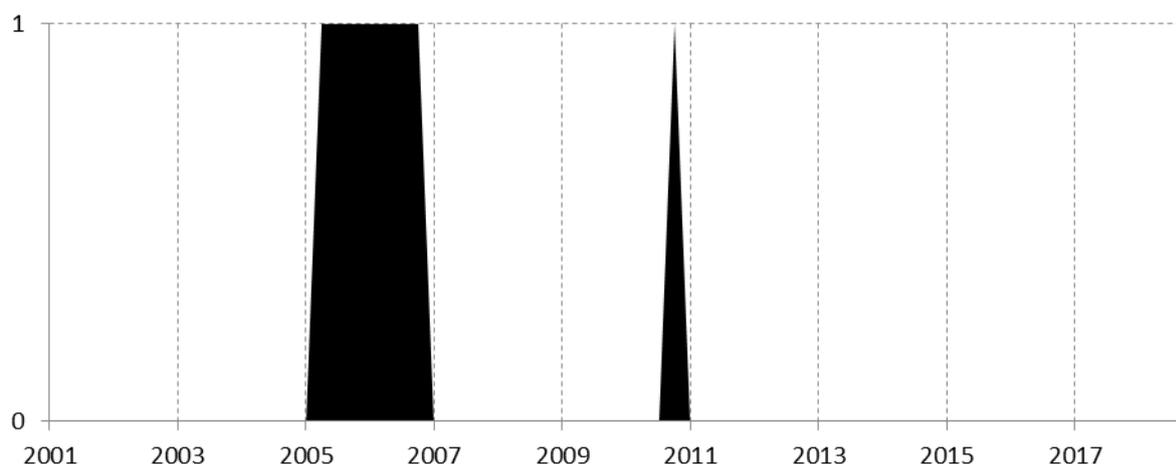


Abb. 75: Zustandsverlauf der ZP (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Die restriktive Zentralbankpolitik von Ende 2005 bis Mitte 2007 wurde durch eine lockere Zentralbankpolitik abgelöst, welche mit Ausnahme von Mitte 2011 bis mindestens Mitte 2019 angedauert hat.

Für die Bestimmung der bedingten Wahrscheinlichkeit des Zwischenknotenpunktes der Kreditausfälle (KA) ist der Regimezustand des **Bestandes an Not leidenden Krediten (NK)** maßgeblich mitentscheidend. Dieser Unterabschnitt soll diese Zustände eruieren und dann im nächsten Unterabschnitt anwenden.

Für die Eruierung des Regimezustands der NK werden, in Bezug auf die Banken des Forschungsobjektes, die durchschnittlichen Verhältnisse der Not leidenden Kredite zu den gesamten Krediten (NKK), die durchschnittlichen Verhältnisse der Not leidenden Anlagen zu den gesamten Anlagen (NAA) und die durchschnittlichen *Texas Ratios*<sup>134</sup> (*TRs*) verwendet. Dabei werden die historischen Zustände analog zu der Formel (5.3) berechnet:

$$\begin{bmatrix} 25\% \\ 25\% \\ 50\% \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Q(NKK_t) \\ Q(NAA_t) \\ Q(TR_t) \end{bmatrix} = \phi_t \quad (5.3)$$

$$s(\Delta\phi_t) = \begin{cases} s = 1 & \text{wenn } \Delta\phi_t > 0 \\ s = 2 & \text{wenn } \Delta\phi_t = 0 \\ s = 3 & \text{wenn } \Delta\phi_t < 0 \end{cases}$$

Die Entwicklung von  $s_t$  lässt sich wie folgt darstellen:

<sup>134</sup> Die *TR* ist ein in den 80er Jahren entwickelte Kennzahl für die Evaluierung der Kreditqualität einer Bank. Entwickelt von Gerard Cassidy und anderen Mitarbeiter der Royal Bank of Canada, teilt es die notleidenden Aktiva des Kreditgebers durch die Summe des harten Eigenkapitals und der Rückstellungen für Kreditausfälle (Barr, 2021).

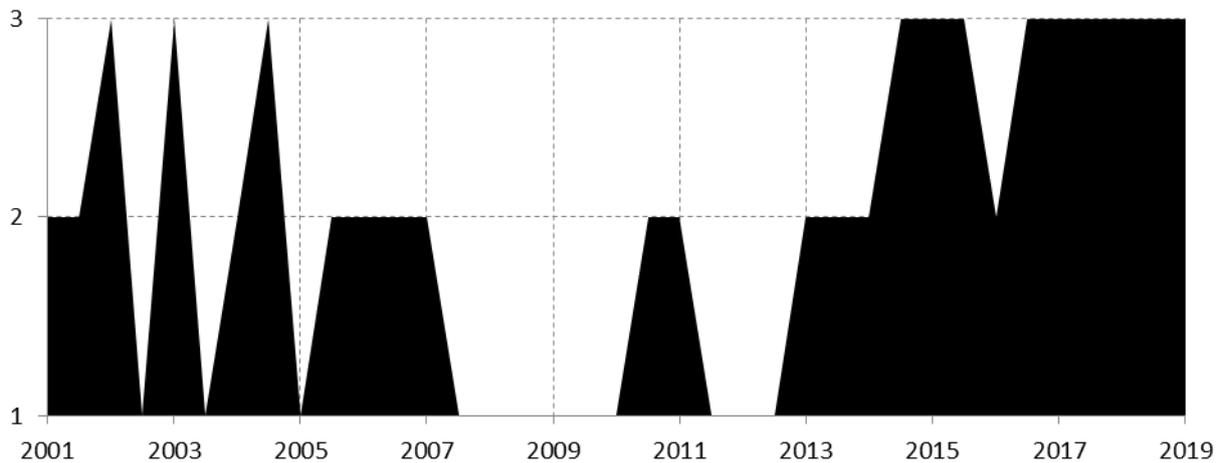


Abb. 76: Zustandsverlauf der NK (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Basierend auf dieser Zeitreihe stellen sich die historischen Häufigkeiten wie folgt dar:

Zustand	hist. Häufigkeit
viele NK	32.4%
moderate Anzahl NK	35.1%
wenige NK	32.4%

Tab. 23: Historische Häufigkeiten der NK (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Viele NK ( $s = 3$ ) stellen eine erhöhte Sensitivität der Banken gegenüber dem makroökonomischen Verlauf dar und beeinflussen dadurch die erwartete als auch unerwartete Kreditausfälle möglicherweise negativ. Das Verhalten der KA auf einen MS oder Veränderungen der Zinsstrukturkurve (ZS) in Abhängigkeit der BPK wird im nächsten Unterabschnitt behandelt.

Die Zwischenknotenpunkte ZR und GR hängen von RR und OV ab, sind aber auch durch exogene Faktoren wie die **Kapitalqualität (KQ)** mitbestimmt. Die KQ lässt sich als Kombination zwischen der Höhe beziehungsweise Stabilität des Kapitalpuffers interpretieren. Die Höhe des Kapitalpuffers ist für RR ebenfalls relevant als Referenz für die Strategie des Bankenregulators. Für die KQ ist die Höhe des Kapitalpuffers ein entscheidender Faktor für die Ausfallwahrscheinlichkeit der Bankanleihen. Um ebenfalls die Stabilität des Kapitalpuffers in ein integratives Maß einfließen zu lassen, bedarf es eines Bewertungsrahmenwerk. Im Kapital über die Bewertungsgrundlagen wird der klassische, marktba-sierte Kreditderivat-Ansatz von De Spiegeleer und Schoutens (2012) erklärt und könnte hier als Bewertungsrahmenwerk benutzt werden. De Spiegeleer *et al.* (2016) haben den Ansatz weiterentwickelt, um direkt den Einfluss der Kapitalisierung in die Ausfallwahrscheinlichkeit einfließen zu lassen. Ähnlich wie beim klassischen Ansatz wird ein stochastischer Prozess ohne Drift angenommen. Der Unterschied ist hier, dass das Basisobjekt nicht die Aktie, sondern die *CET1 Ratio* ist.

$$\frac{dCET1}{CET1} = \sigma_{CET1} dW_t \quad (5.4)$$

Die Wahrscheinlichkeit  $p^*$ , dass der obige Prozess zu einem Auslöseereignis innerhalb des Zeithorizonts  $T$  führt, wird durch folgende Gleichung modelliert (Su & Rieger, 2009):

$$p^* = \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{\zeta}{CET1}\right) - \mu T}{\sigma_{CET1}\sqrt{T}}\right) + \left(\frac{\zeta}{CET1}\right)^{-1} \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{\zeta}{CET1}\right) + \mu T}{\sigma_{CET1}\sqrt{T}}\right) \quad (5.5)$$

Wobei

$$\mu = \frac{-\sigma_{CET1}^2}{2}$$

$\zeta$  stellt dabei der Vektor dar, mit verschiedenen Auslöseniveaus, in Abhängigkeit des jeweiligen Kapitalinstruments.  $\sigma_{CET1}$  ist die Volatilität der *CET1 Ratio*.  $T$  stellt die Duration des jeweiligen Kapitalinstruments dar.  $\Phi(\cdot)$  stellt die Funktion der Standardnormalverteilung dar. Zur Kalibrierung werden für die Laufzeit  $T$  die durchschnittliche Duration für Bankanleihen verwendet. Für das Kapitalniveau, welches zur Insolvenz der Bank und einer potenziellen Abwicklung führt, werden 4.5% bezüglich der *CET1R* angenommen. Das Auslöseniveau für Kuponausfälle orientiert sich dabei an dem *AT1*-Kupon Risikolevel. Für  $\sigma_{CET1}$  wird dabei die historische Standardabweichung verwendet.

Basierend auf obiger Formel und den Kalibrierungsparameter wird die durchschnittliche Kapitalqualität der Banken innerhalb des Untersuchungsgegenstandes in Form des Ausfallrisikos berechnet. Abb. 77 zeigt dabei die annualisierte Entwicklung bezüglich des Kuponausfallsrisikos, des Nennwertrisikos auf dem 7%/5.125%-Auslöseniveaus und des Insolvenzrisikos.

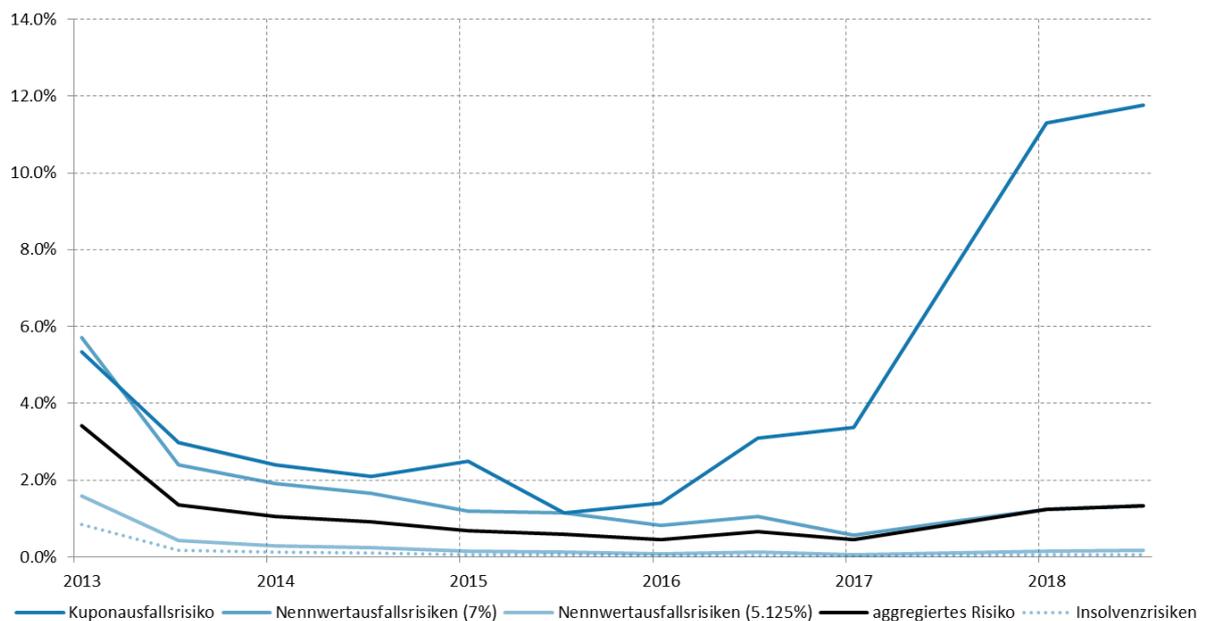


Abb. 77: Annualisierte Entwicklung bezüglich des Kuponausfallsrisikos, des Nennwertrisikos auf dem 7%/5.125%-Auslöseniveau und des Insolvenzzrisiko (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Das aggregierte Risiko wird dabei als gewichteter Durchschnitt - ohne Insolvenzzrisiken - berechnet. Das Gewicht für das Kuponrisiko ist dabei 6%, was dem durchschnittlichen Kupon von *AT1*-Anleihen innerhalb des Untersuchungsgegenstandes entspricht. Die Nennwertrisiken wurden nach der relativen Häufigkeiten der Anleihenstruktur, wie bereits in explorativen Analyse des Untersuchungsgegenstandes aufgezeigt, gewichtet, d.h., abzüglich den 6% bleiben 39% für das höhere Auslöseniveau und 55% für das tiefere Auslöseniveau.

Wie im Abschnitt über die Grundlagen der Kapitalstruktur schon erwähnt, bestehen bei *AT1*-Anleihen Risiken, dass die potenziell ewig laufenden Anleihen am optionalen Rückzahlungsdatum verlängert werden, das sogenannte **Verlängerungsrisiko (VR)**. Um den Knotenpunkt VR zu modellieren, werden die aktuellen Kreditaufschläge im Markt mit den durchschnittlichen Kreditaufschlägen bei Neuemission aller Banken des Untersuchungsgegenstandes verglichen. Die positive Veränderung dieser Differenz indiziert dabei ein ansteigendes Verlängerungsrisiko. Dies war beispielsweise während der Bankenkrise 2016 der Fall, wie in Abb. 78 ersichtlich ist.

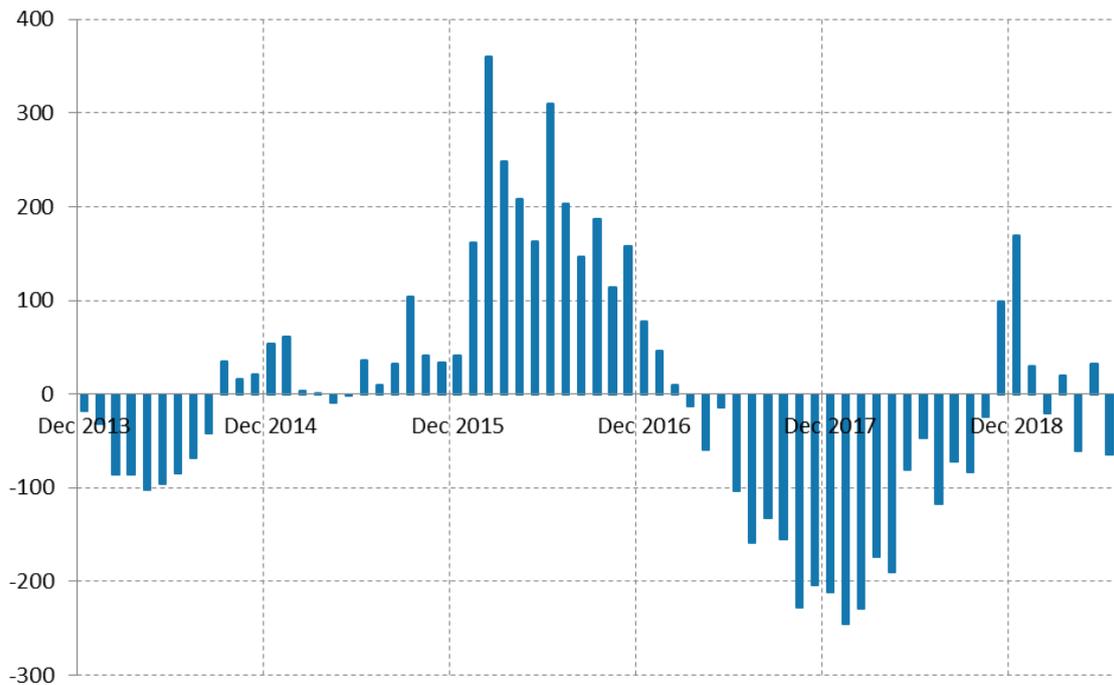


Abb. 78: Monatliche Entwicklung der Differenz der Kreditaufschläge über die Zeit in Basispunkten (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Das Histogramm in Abb. 79 zeigt dabei, dass die Differenzen rechtsschief verteilt sind, d.h., 79% sind zwischen -246 und 84 Basispunkten und die Verteilung ist auf der rechten Seite stark verlängert.

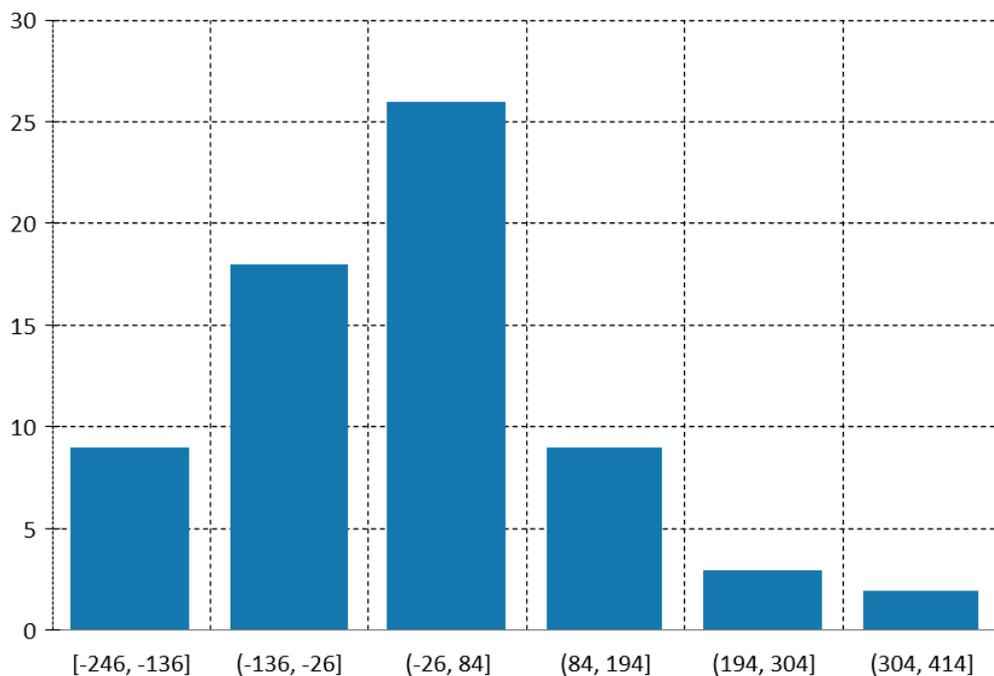


Abb. 79: Monatliche Entwicklung der Differenz der Kreditaufschläge als Histogramm in Basispunkten (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Ab 150 Basispunkten haben die Differenzen einen negativen, durchschnittlichen Effekt auf die monatliche Renditeentwicklung der AT1-Anleihen, wie man in Abb. 80 sehen kann.

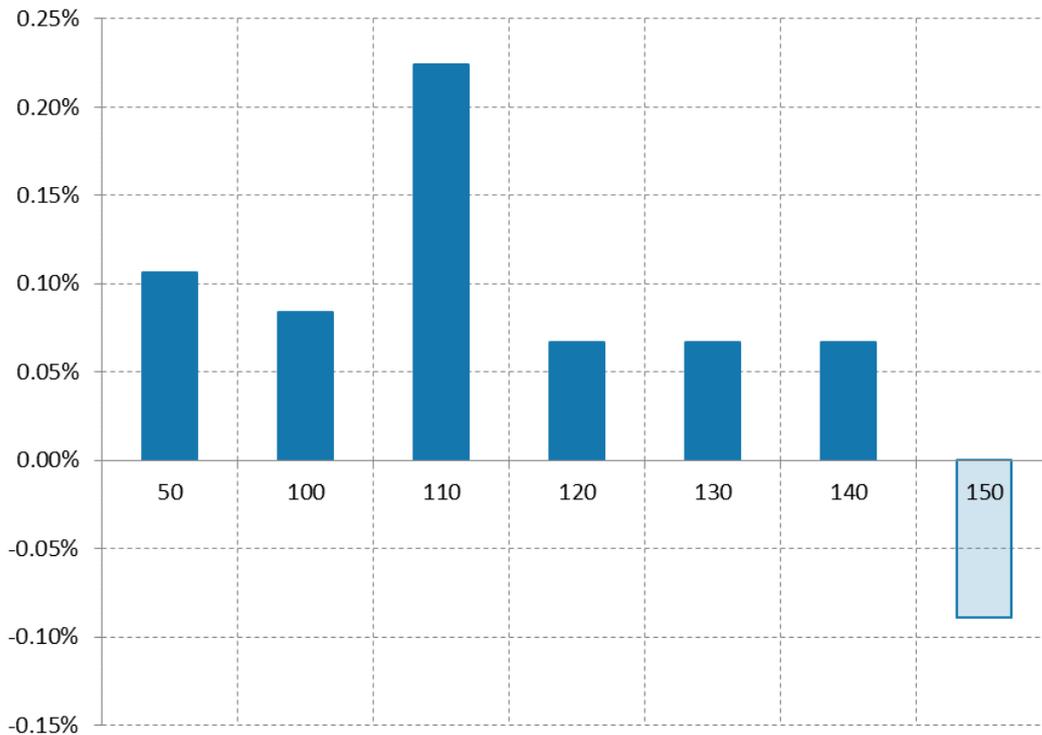


Abb. 80: Effekt der Differenz der Kreditaufschläge auf die monatliche Renditeentwicklung der AT1-Anleihen (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Bezüglich der Regimezustandes VR werden zwei mögliche Werte angenommen. Entweder es besteht ein hohes Verlängerungsrisiko oder alle optionalen Rückzahlungstermine werden mit hoher Wahrscheinlichkeit wahrgenommen, d.h.,  $s = \{s_{\text{hoch}}, s_{\text{tief}}\}$ . Um für die einzelnen Halbjahresperioden den jeweiligen Zustand zuzuordnen, werden die Perioden mit Halbjahresendwerten, welche größer als 150 Basispunkte sind,  $s_{\text{hoch}}$  zugeordnet. Die zeitliche Entwicklung dieser Zustände ist dann für  $s_{\text{hoch}} = 1$  und  $s_{\text{tief}} = 0$  abgebildet in Abb. 81.

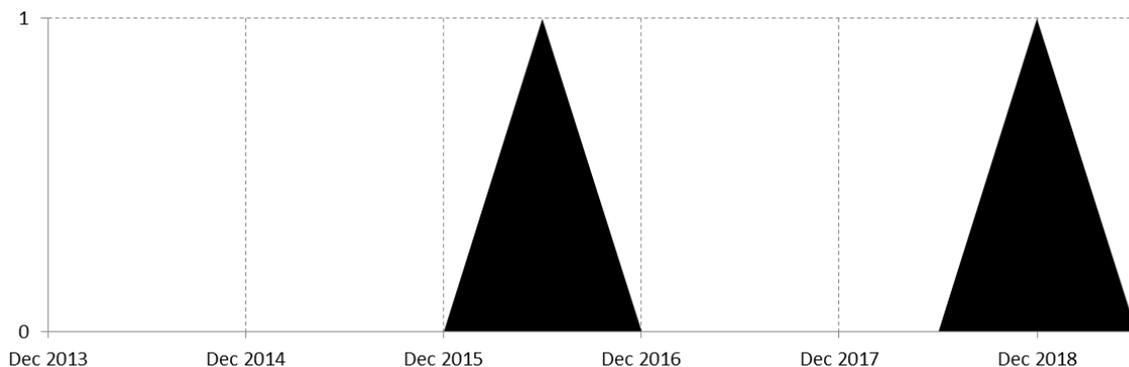


Abb. 81: Monatliche Entwicklung der Differenz über die Zeit in Basispunkten (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

### Zwischenknotenpunkte

Im Vergleich zu den exogenen Regimezuständen haben die Zwischenknotenpunkte einen endogenen Charakter. Diese Endogenität drückt sich in der seriellen Abhängigkeit von vorausgehenden Ereignissen und Zuständen aus. Die bedingten Wahrscheinlichkeiten der Zwischenknotenpunkte werden somit

durch die Regimezustände und Zustände der vorhergehenden Zwischenknotenpunkte vollständig determiniert. Die folgenden Absätze zeigen die einzelnen Schätzungen der bedingten Wahrscheinlichkeiten der Zwischenknotenpunkte auf.

Der Knotenpunkt, welcher die regulatorischen Auswirkungen eines MS auf das GR darstellen soll, ist die **regulatorische Reaktionsfunktion (RR)**. Da durch ein MS nicht nur die Kapitalbasis tangiert wird, sondern auch mögliche Anpassungen der regulatorischen Rahmenbedingungen evozieren kann, kann sich das GR von MS losgelöst verhalten. In einem ersten Schritt sollen die Veränderungen der regulatorischen Kapitalanforderungen analysiert und verdichtet werden. Dazu werden drei verschiedene Zustände angenommen: strikere, gleichbleibende und laxere Anforderungen. Die regulatorischen Kapitalanforderungen berechnen sich anhand der minimalen Kapitalanforderungen (MKA), der Gesamtkapitalanforderungen (GKA) und der Eigenkapitalanforderungen (EKA), welche im Unterabschnitt 2.2.1 „Aufbau der Bankbilanz und regulatorischer Hintergrund“ bereits erklärt und erläutert wurden. Die Quantile der Kennzahlen, in Abhängigkeit des jeweils gültigen Basel-Regelwerks, werden über einen Zeitraum von 20 Jahren berechnet und gewichtet<sup>135</sup> aggregiert. Die aggregierten Kennzahlen werden entsprechend ihrem Rang in drei Levelbereiche unterteilt. Das heißt, fällt das berechnete Quantil zwischen 0 und 1/3 wird es dem ersten Zustandsbereich zugeordnet. Die entsprechende mathematische Formalisierung schreibt sich wie folgt, wobei  $F_X(\cdot)$  die Verteilungsfunktion,  $s(\cdot)$  die Zustandszuordnungsfunktion und  $\Delta$  die Veränderung innerhalb einer Zeiteinheit darstellen:

$$\begin{bmatrix} 25\% \\ 25\% \\ 50\% \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F_{MKA}(MKA_t) \\ F_{GKA}(GKA_t) \\ F_{EKA}(EKA_t) \end{bmatrix} = \phi_t \quad (5.6)$$

$$s(\Delta\phi_t) = \begin{cases} s = 1 & \text{wenn } \Delta\phi_t > 0 \\ s = 2 & \text{wenn } \Delta\phi_t = 0 \\ s = 3 & \text{wenn } \Delta\phi_t < 0 \end{cases}$$

Angewendet auf die Daten resultieren folgende marginale Zustandswahrscheinlichkeiten, basierend auf den berechneten historischen Häufigkeiten:

Zustand	hist. Häufigkeit
laxer	2.6%
gleichbleibend	76.3%
striker	21.1%

Tab. 24: Marginale Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich der Veränderung der regulatorischen Kapitalanforderungen (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

<sup>135</sup> MKA und GKA erhalten je eine Gewichtung von 25%. Die EKA werden mit 50% stärker gewichtet, da sie einen wesentlich höheren Einfluss auf die Renditetreiber im Netzwerk haben. Die Daten basieren auf den Angaben bezüglich CRD/CRR des Unterabschnitts 2.2.1 und den entsprechenden Bloomberg-Daten (2019c).

In einem zweiten Schritt sollen analog zu den obigen Berechnungen die Veränderungen der Kapitalausstattungen<sup>136</sup> analysiert und verdichtet werden. Dazu werden die halbjährlichen Zahlen seit Ende 2007 verwendet. Die entsprechenden Zustände lassen sich folgendermaßen berechnen:

$$\begin{bmatrix} 80\% \\ 20\% \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F_{CET1R}(CET1R_t) \\ F_{LR}(LR_t) \end{bmatrix} = \phi_t$$

$$s(\Delta\phi_t) = \begin{cases} s = 1 & \text{wenn } \Delta\phi_t > 0 \\ s = 2 & \text{wenn } \Delta\phi_t = 0 \\ s = 3 & \text{wenn } \Delta\phi_t < 0 \end{cases} \quad (5.7)$$

Angewendet auf die Daten resultieren folgende marginale Zustandswahrscheinlichkeiten, basierend auf den berechneten historischen Häufigkeiten:

Zustand	hist. Häufigkeit
sinkend	7.7%
stagnierend	69.2%
ansteigend	23.1%

Tab. 25: Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich der Veränderung der regulatorischen Kapitalanforderungen (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Wenn beide Entwicklungen über die Zeit in einem Graph dargestellt werden, ergibt sich folgendes Bild:

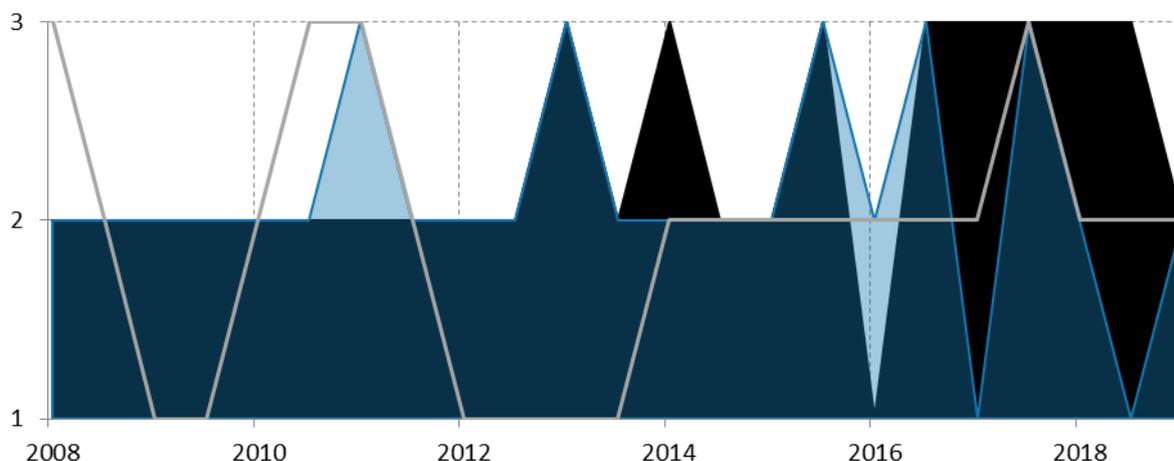


Abb. 82: Zustandsverläufe der Kapitalanforderungen (schwarz) und -ausstattungen (hellblau) (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

<sup>136</sup> Die Kapitalausstattungen beinhalten sowohl die CET1R als auch die LR, wobei die erste Kennzahl mit 80% viel stärker gewichtet wird. Wie im Kapitel 2.2.1 „Aufbau der Bankbilanz und regulatorischer Hintergrund“ bereits verdeutlicht, hat die CET1R eine größere Bedeutung als die LR bezüglich des Gläubigerbeteiligungsrisikos.

Es lässt sich erkennen, dass sich beide Zustände weitgehend kongruent verhalten, d.h., striktere Anforderungen werden durch ansteigende Ausstattungen gedeckt. Die makroökonomische Entwicklung hat aber, wie in Abb. 82 ersichtlich ist, einen Einfluss auf die Kongruenz. Der Regulator reagiert auf negative makroökonomische Schocks mit laxeren Anforderungen<sup>137</sup>. Beispielsweise wurden die Anforderungen während der Eurokrise 2011 trotz steigender Ausstattungen nicht angehoben. Die Zustandsvariable für nominelles Wachstum signalisierte aber zu diesem Zeitpunkt eine wirtschaftliche Expansion, was natürlich weder die Marktunsicherheit noch mögliche negative makroökonomische Entwicklungen reflektiert. Ergo braucht es einen Regimezustand von tiefer Marktunsicherheit, gepaart mit einem mindestens stabilen makroökonomischen Umfeld, damit der Regulator die geplanten Kapitalanforderungserhöhungen implementiert. So wurden die Anforderungen durch die erhöhte MU<sup>138</sup> bei stagnierenden Kapitalausstattungen im Verlauf der europäischen Bankenkrise 2016 gesenkt, auch wenn das makroökonomische Umfeld stabil war, mit einem Zustandswert von 2.

Für die beiden Netzwerke für 2016H1 und H2 kann somit unter den Umständen, d.h., eine MU von 4 beziehungsweise 5 zu Beginn der Periode, keine strikte regulatorische Reaktionsfunktion erwartet werden. Für den Zustandsvektor  $\mathbf{s} = \{s_{\text{flexibel}}, s_{\text{strikt}}\}$  sind die Wahrscheinlichkeiten somit  $P_t(s_{\text{flexibel}}) = 95\%$  und  $P_t(s_{\text{strikt}}) = 5\%$  und unabhängig vom Zustand des Startknotenpunktes und somit des makroökonomischen Umfelds.

Der Zwischenknotenpunkt der **Veränderungen der Zinsstrukturkurve (ZS)** modelliert die Wahrscheinlichkeit für gewisse Zustände der Veränderungen der Zinsstrukturkurve  $y_t$ . Grundsätzlich lassen sich 4 unterschiedliche Veränderungsmuster erkennen (Abb. 83).

1. Das *Bull Flattening*, welches eine **Zinsreduktion** über alle Laufzeiten impliziert, jedoch **stärker** ausgeprägt ist für die längeren Zinsen. Dies führt zu einer **Verflachung der Kurve** auf tieferem Niveau.
2. Das *Bull Steepening*, welches eine **Zinsreduktion** über alle Laufzeiten impliziert, jedoch **schwächer** ausgeprägt ist für die längeren Zinsen. Dies führt zu einer **steileren Kurve** auf tieferem Niveau.
3. Das *Bear Flattening*, welches eine **Zinserhöhung** über alle Laufzeiten impliziert, jedoch **schwächer** ausgeprägt ist für die längeren Zinsen. Dies führt zu einer **Verflachung der Kurve** auf höherem Niveau.
4. Das *Bear Steepening*, welches eine **Zinserhöhung** über alle Laufzeiten impliziert, jedoch **stärker** ausgeprägt ist für die längeren Zinsen. Dies führt zu einer **steileren Kurve** auf höherem Niveau.

---

<sup>137</sup> Ein kontraktives makroökonomisches Umfeld kann für die Banken zu einer Belastungsprobe führen, was striktere Kapitalanforderungen wenig sinnvoll erachten lassen. Um die Banken entsprechend zu entlasten, könnten entsprechend die Anforderungen relaxiert werden. Es besteht aber eine leichte Neigung die Kapitalanforderungen über einen längeren Zeitraum leicht zu erhöhen, um die angestrebten Basel III Ziele zu erreichen, weshalb die historischen Zustandshäufigkeiten eine Asymmetrie zu strikteren Anforderungen aufweisen.

<sup>138</sup> Wie in Abb. 74 ersichtlich ist der Zustand für die MU für Ende 2015 bei 4 und bei 5 ein halbes Jahr später.

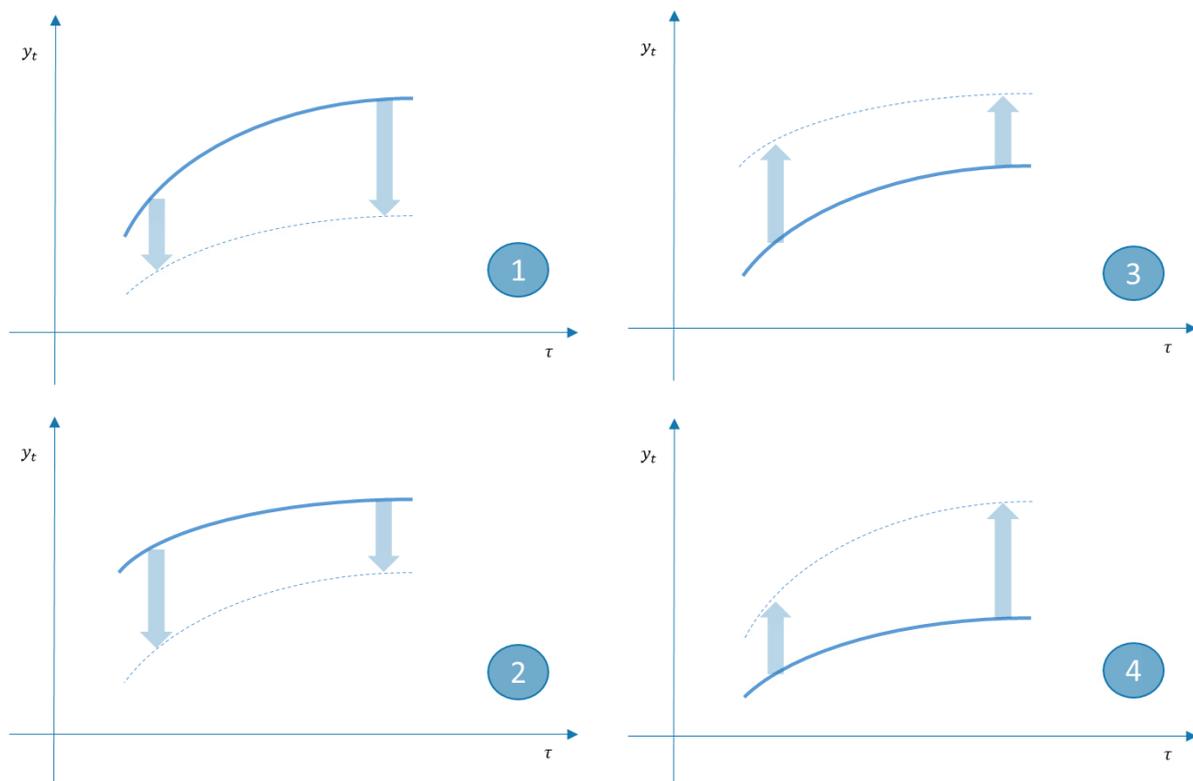


Abb. 83: Die 4 unterschiedlichen Veränderungsmuster der Zinsstrukturkurve (Eigene Darstellung)

Um diese Veränderungen der Strukturzustände zu identifizieren, wird der Ansatz von Nelson und Siegel (1987)<sup>139</sup> zu Hilfe genommen, welcher die Zinsstrukturkurve in drei verschiedene latente dynamische Strukturvariablen unterteilt. Die erste Variable  $\beta_1$  stellt das Level dar, die zweite Variable  $\beta_2$  stellt die Steigung dar und die dritte Variable  $\beta_3$  stellt die Krümmung der Zinsstrukturvariable dar. Die leicht modifizierte Version des Nelson-Siegel-Ansatzes von Diebold und Li (2005, S. 341) stellt die Zinsstrukturkurve als Funktion folgendermaßen dar:

$$y_t(\tau) = \beta_{1,t} + \beta_{2,t} \left( \frac{1 - e^{-\lambda_t \tau}}{\lambda_t \tau} \right) + \beta_{3,t} \left( \frac{1 - e^{-\lambda_t \tau}}{\lambda_t \tau} - e^{-\lambda_t \tau} \right) \quad (5.8)$$

Die Funktion entspricht einer Diskontkurve, die bei einer Laufzeit von null bei eins beginnt und sich bei unendlicher Laufzeit der Null annähert. Der Parameter  $\lambda_t$  bestimmt die exponentielle Zerfallsrate. Kleine Werte von  $\lambda_t$  bewirken einen langsamen Zerfall und können die Kurve bei langen Laufzeiten besser abbilden, während große Werte von  $\lambda_t$  einen schnellen Zerfall bewirken und die Kurve bei kurzen Laufzeiten besser abbilden können.  $\lambda_t$  bestimmt auch, wo die Ladung von  $\beta_{3,t}$  ihr Maximum erreicht. Die Ladung von  $\beta_{1,t}$  ist 1, eine Konstante, die im Grenzfalle nicht auf null abklingt, daher kann  $\beta_{1,t}$  als langfristiger Faktor betrachtet werden (siehe Abb. 84). Die Ladung von  $\beta_{2,t}$  ist  $(1 - e^{-\lambda_t \tau})/\lambda_t \tau$ , eine Funktion, die bei 1 beginnt, aber monoton und schnell auf 0 abfällt, somit kann  $\beta_{2,t}$  als kurzfristiger

<sup>139</sup> Seit dem Nachweis von Litterman und Scheinkman (1991), dass die drei Faktoren 98% der gesamten Varianz erklären, hat der Ansatz nur marginal an Relevanz eingebüßt und wird von zahlreichen Zentralbanken der Welt immer noch verwendet. Auch in der Akademischen Lehre und Forschung ist der Ansatz weiterhin aktuell, so verwendet ihn Rebonato (2018) im Zusammenhang mit der Zinskurvenmodellierung und der Zinsprognose.

Faktor angesehen werden. Die Ladung von  $\beta_{3,t}$  ist  $((1 - e^{-\lambda_t \tau}) / \lambda_t \tau) - e^{-\lambda_t \tau}$ , die bei 0 beginnt (und somit nicht kurzfristig ist), ansteigt und dann auf null abfällt (und somit nicht langfristig ist), folglich kann  $\beta_{3,t}$  als mittelfristiger Faktor angesehen werden.

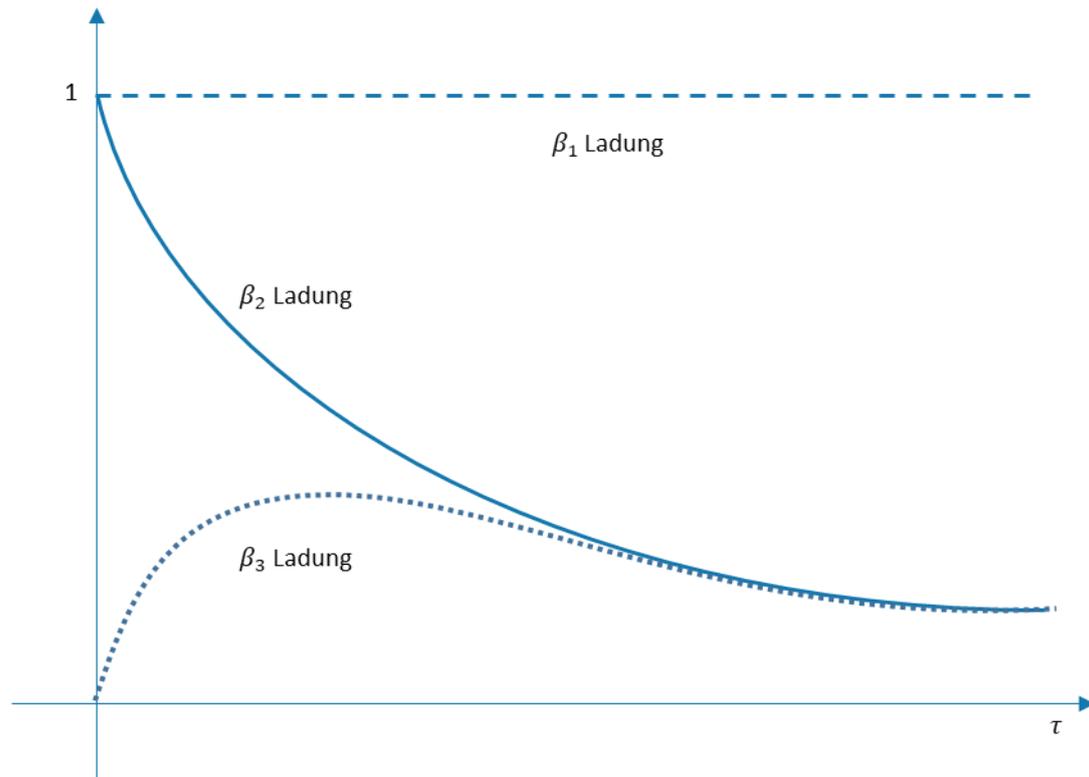


Abb. 84: Zinsstrukturkurve mit drei latenten, dynamischen Strukturvariablen (Quelle: Diebold und Li (2005, S. 342))

Die Schätzungen dieser Variablen bezüglich der EUR Kurve ist in Abb. 85 dargestellt. Sie basieren auf allen verfügbaren Laufzeitrenditen von deutschen Staatsanleihen jeweils auf Halbjahresende geschätzt.

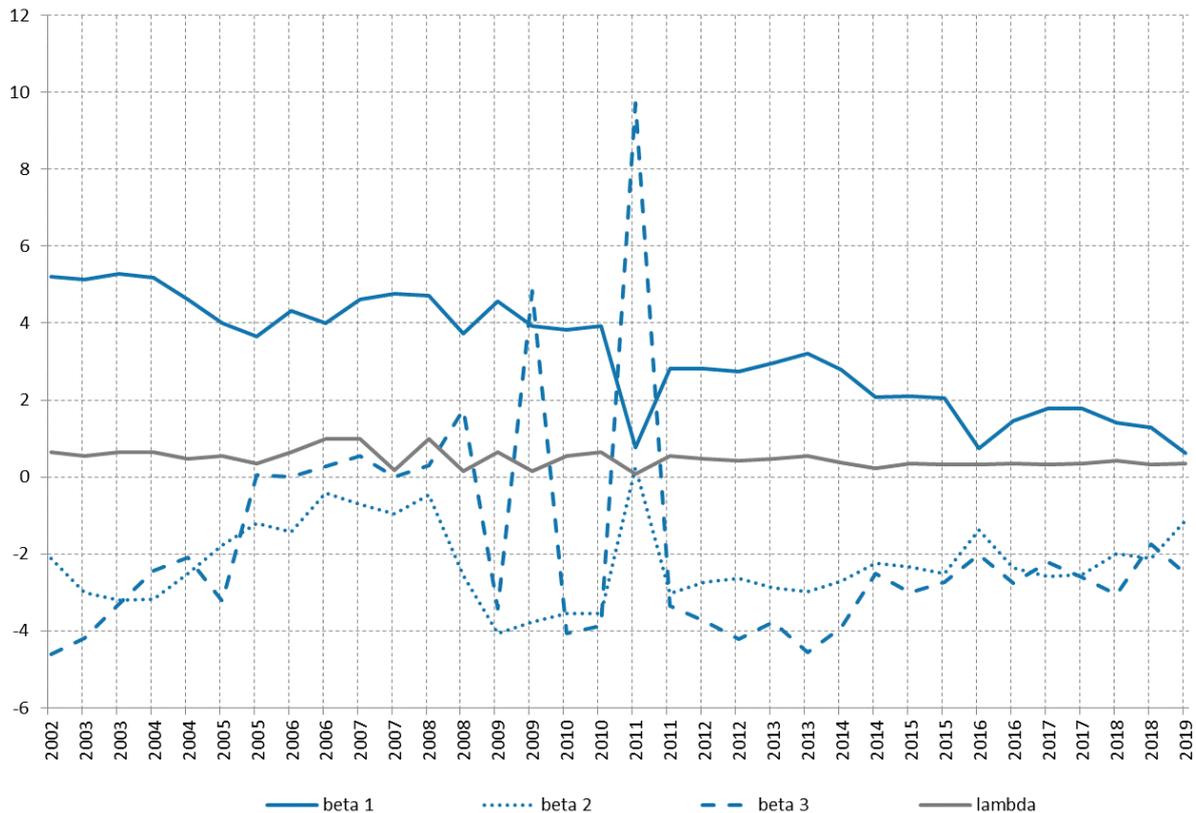


Abb. 85: Schätzungen der Zinsstrukturvariablen (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen gemäß Diebold und Li (2005, S. 341-343) auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Für die Identifikation der 4 verschiedenen Veränderungsmuster werden die ersten beiden Faktoren benötigt. Positive halbjährliche Veränderungen indizieren für den ersten Faktor ein höheres allgemeines Zinsniveau und für den zweiten Faktor ein Abflachung der Zinsstrukturkurve. Basierend auf dieser Zuordnung lassen sich folgende unbedingte historische Wahrscheinlichkeiten berechnen:

Zustand	#	hist. Häufigkeit
Bull Flattening	1	42.4%
Bull Steepening	2	21.2%
Bear Flattening	3	12.1%
Bear Steepening	4	24.2%

Tab. 26: Historische Zustandswahrscheinlichkeiten der 4 verschiedenen (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis Schätzungen der Zinsstrukturvariablen)

Die Häufigkeit einer Parallelverschiebung der Zinsstrukturkurve nach unten, d.h., die Summe der Häufigkeiten der ersten zwei Zeilen aus Tab. 26 ist dabei 63.6%. Dies ist konsistent mit dem konstanten Regimezustand einer laxen ZP und auch mit dem Abwärtstrend von  $\beta_1$  in Abb. 85. Eine hohe bzw. sehr hohe MU von 4 und 5 führt einer erhöhten Nachfrage nach sicheren Staatsanleihen und somit zu einer flacheren, tieferen Zinsstrukturkurve.

Durch Einbezug der relevanten Regimezustände bezüglich MU und ZP lassen sich folgende bedingten historischen Wahrscheinlichkeiten berechnen:

	MS [normal]	MS [stress]
Bull Flattening	40%	100%
Bull Steepening	30%	0%
Bear Flattening	0%	0%
Bear Steepening	30%	0%

Tab. 27: Bedingte historische Wahrscheinlichkeiten mit Einbezug der relevanten Regimezustände bezüglich MU und ZP (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen)

Der Einbezug führt aber auch zu weniger Datenpunkten und zu einer unbefriedigenden Kalibrierung<sup>140</sup>. Aus theoretischer Sicht machen die Zustände 3 und 4 der ZS wenig Sinn, besonders unter Berücksichtigung der genannten Umstände einer laxen Zinspolitik (ZP) und einem gestressten Marktumfeld bzw. einem vorhandenen makroökonomischen Schock (MS). Wenn ein MS vorhanden ist und somit der makroökonomische Zustand gestresst ist, ist die Wahrscheinlichkeit der Zustände 2-4 sehr gering, wobei eine steilere Kurve möglich, aber sehr unwahrscheinlich ist. Diese qualitativen, theoretischen Einschätzungen werden in Tab. 16 quantifiziert.

	MS [normal]	MS [stress]
Bull Flattening	75%	95%
Bull Steepening	25%	5%
Bear Flattening	0%	0%
Bear Steepening	0%	0%

Tab. 28: Bedingte theoretische Wahrscheinlichkeiten mit Einbezug der relevanten Regimezustände bezüglich MU und ZP (Quelle: Eigene Darstellung)

Um verschiedene Einflussgrößen in Betracht zu ziehen, werden die historischen und theoretischen Wahrscheinlichkeiten kombiniert. Die Kombination der historischen und theoretischen bedingten Wahrscheinlichkeitsmatrizen resultiert in Tab. 33, welche für das BN im ersten und zweiten Halbjahr 2016 verwendet wird.

---

<sup>140</sup> Insgesamt sind unter den gegebenen Bedingungen nur 10 Datenpunkte für MS [normal] und gar 1 Datenpunkt für MS [stress] verfügbar. Rebonato und Denev (2013, S. 165-194) zeigen für diese Kalibrierungsproblematik von zu vielen Freiheitsgraden verschiedene Lösungsmethoden auf, z.B. mit dem Maximum-Entropie-Ansatz, welcher die Kalibrierungsunsicherheit in den zugewiesenen Wahrscheinlichkeiten reflektieren lässt. Hier soll sollen das Kalibrierungsproblem dadurch gelöst werden, dass die bedingten Wahrscheinlichkeiten basierend auf qualitativen, theoretischen Experteneinschätzungen angepasst werden (Denev A. , 2015, S. 141-142).

	MS [normal]	MS [stress]
Bull Flattening	57.5%	97.5%
Bull Steepening	27.5%	2.5%
Bear Flattening	0.0%	0.0%
Bear Steepening	15.0%	0.0%

Tab. 29: Kombination der historischen und theoretischen bedingten Wahrscheinlichkeitsmatrizen (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen)

Der Knoten der **Veränderung der erwarteten und unerwarteten Kreditausfälle (KA)** ist von den Knotenpunkten MS und ZS abhängig, zudem beeinflusst der Regimezustand NK die bedingten Wahrscheinlichkeiten von KA. KA beinhaltet die Veränderung der buchhalterischen<sup>141</sup> erwarteten und unerwarteten Kreditverluste. Die erwarteten Kreditverluste reflektieren sich in den Kreditrückstellungen und die unerwarteten Kreditverluste in der Differenz zwischen den effektiven, aktuellen Kreditverlusten und den Rückstellungen der Vorperiode. Beide Masse haben einen Einfluss auf das operative Ergebnis der Banken und werden in Relation gesetzt zu den gesamthaft ausstehenden Krediten in der Bilanz. In Abb. 86 werden die Rückstellungen und die effektiven Verluste relativ zur Summe der offenen Kredite dargestellt.

---

<sup>141</sup> Die verwendeten buchhalterischen Daten wurden ab 1. Januar 2018 anhand des *International Financial Reporting Standard (IFRS) 9* berechnet. Der Standard umfasst die Klassifizierung und Bewertung, die Wertminderung und die Bilanzierung von Sicherungsgeschäften. Mit IFRS 9 wird ein zukunftsorientierter Ansatz für die Erfassung von Kreditverlusten in der Finanzbuchhaltung eingeführt - der *Expected Credit Loss (ECL)*-Ansatz - welcher eine breite Palette von Informationen berücksichtigt, einschließlich zukunftsorientierter makroökonomischer Bedingungen. Dieser neue zukunftsorientierte Ansatz ist eine Reaktion auf die Kritik am vorherigen Rechnungslegungsstandard, dem *International Accounting Standard (IAS) 39*, nach dem Kreditverluste nur dann erfasst wurden, wenn es ein klares Anzeichen für ein Kreditereignis gab, d. h. einen Ausfall oder Verzug bei Zins- oder Kapitalzahlungen (Frykström & Li, 2018).

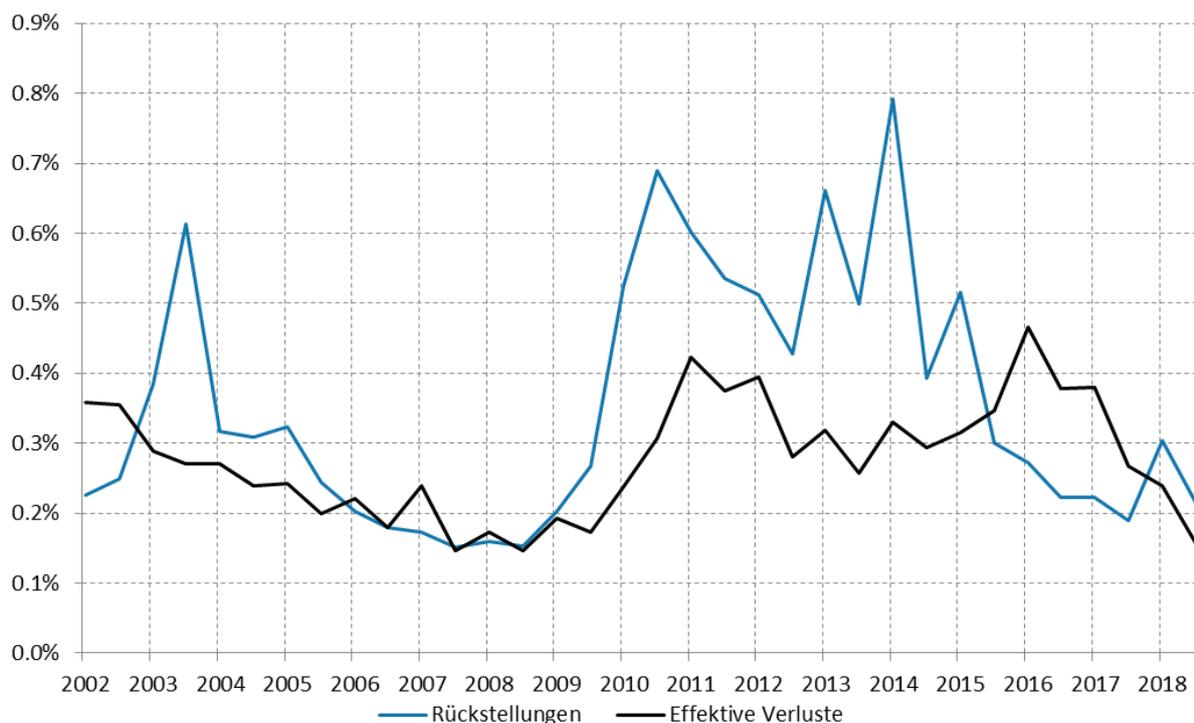


Abb. 86: Rückstellungen und die effektiven Verluste relativ zur Summe der offenen Kredite (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Davon lassen sich die relevanten Kennzahlen für die Kalibrierung von KA ableiten, dargestellt in Abb. 87.

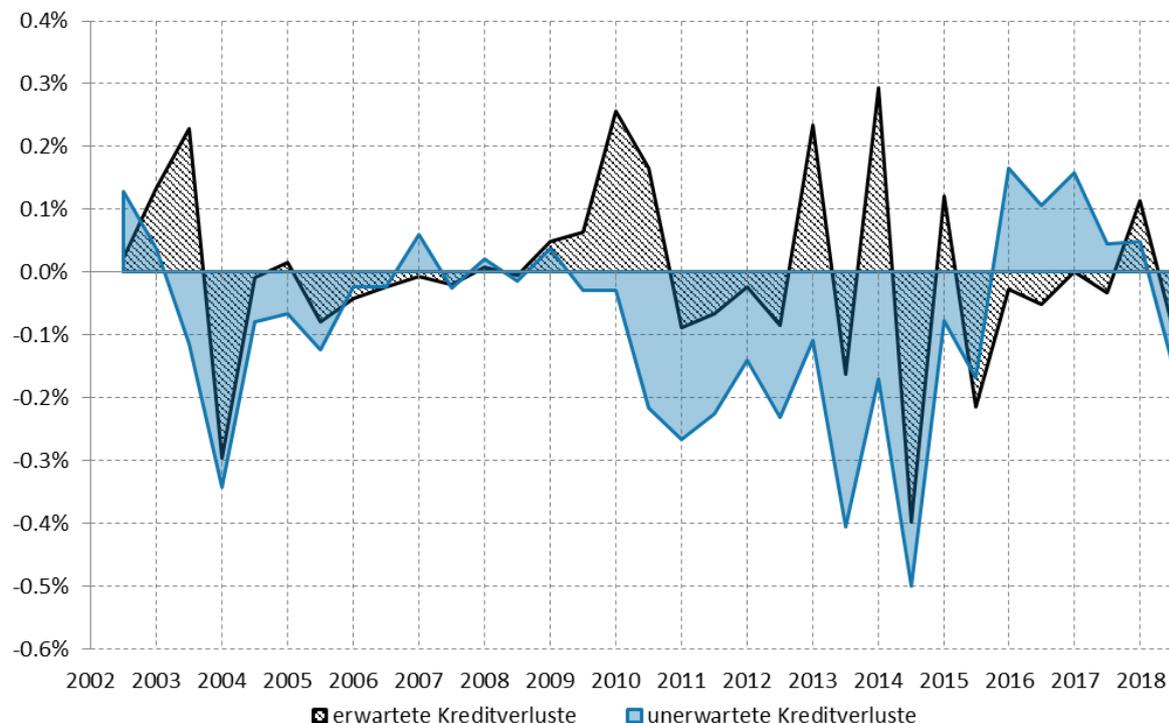


Abb. 87: Erwartete und unerwartete Kreditverluste (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Wenn man die beiden Abbildungen einander gegenüberstellt, sieht man, dass während der Finanzkrise die Rückstellungen stark zugenommen und somit eine positive Veränderung der Kreditverluste

verursacht hat. Die effektiven Verluste waren dann aber geringer als angenommen, weshalb die unerwarteten Kreditverluste im Nachgang der Krise negativ waren. In der Bankenkrise 2016 war die Situation umgekehrt. Es wurden zu wenig Rückstellungen gebildet, was dann zu unerwarteten Kreditverlusten geführt hat. Anhand der erwarteten und unerwarteten Kreditverlusten werden, analog zum vorherigen Unterabschnitt, die Zustände folgendermaßen berechnet, wobei  $\Delta$  wegfällt, da die Zeitreihe bereits differenziert wurde:

$$\begin{bmatrix} 50\% \\ 50\% \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} F_{EK}(EK_t) \\ F_{UK}(UK_t) \end{bmatrix} = \phi_t \quad (5.9)$$

$$s(\phi_t) = \begin{cases} s = 0 & \text{wenn } \phi_t < 80\% \\ s = 1 & \text{wenn } \phi_t \geq 80\% \end{cases}$$

Angewendet auf die Daten resultiert folgender marginale Wahrscheinlichkeitsvektor:

Zustand	Wert	hist. Häufigkeit
normal	0	81.9%
stark ansteigend	1	18.1%

Tab. 30: Historische, marginale Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von KA (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Für die Kalibrierung anhand von ausschließlich rein-historischen Daten sind durch die vielen Dimensionen<sup>142</sup> nicht genügend Daten vorhanden, weshalb KA rein expertenbasiert kalibriert wird, abgebildet in Tab. 31 und Tab. 32. Die expertenbasierte Kalibrierung folgt dabei den Empfehlungen von Denev (2015, S. 139-164) und wird wie folgt logisch hergeleitet.

Für das erste Halbjahr 2016 hat der Regimezustand NK den Wert 3, d.h., der Bestand an Not leidenden Krediten ist gering. Abhängig von MS und ZS sehen die beiden bedingten Wahrscheinlichkeitsmatrizen für das erste Halbjahr 2016 wie folgt aus:

---

<sup>142</sup> KA ist endogen von MS und ZS beziehungsweise exogen von NK abhängig. Da der angeregte Zustand von KA, d.h., stark ansteigende Kreditverluste, nur wenige Beobachtungen zulässt, stehen vielen Freiheitsgraden wenig Datenpunkte zur Kalibrierung zur Verfügung.

MS [normal]	Bull Flattening	Bull Steepening	Bear Flattening	Bear Steepening
normal	95%	90%	80%	75%
stark ansteigend	5%	10%	20%	25%

MS [stress]	Bull Flattening	Bull Steepening	Bear Flattening	Bear Steepening
normal	75%	70%	60%	55%
stark ansteigend	25%	30%	40%	45%

Tab. 31: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von KA in Abhängigkeit von MS und ZS für H12016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Die Wahrscheinlichkeit für einen angeregten Zustand, d.h. stark ansteigend, von KA ist, wenn MS normal ist und sich die Kurve verflacht und sinkt, eher gering. Besonders mit wenig NK, sind normale KA zu erwarten. Mit einer sinkenden, aber steileren Zinskurve steigt die Wahrscheinlichkeit für einen angeregten Zustand marginal an (gemäß Tab. 17 +5%). Falls die Kurve sich parallel nach oben verschieben, aber abflachen sollte, steigt die Wahrscheinlichkeit für einen angeregten Zustand signifikant an (gemäß Tab. 17 +15%). In einem angeregten Zustand von MS nehmen die gleichen Wahrscheinlichkeiten um 20% (starker Einfluss gemäß Tab. 17) zu, da eine Rezession mit hoher Wahrscheinlichkeit, auch in Abhängigkeit der Zinskurve, zu Kreditverwerfungen führt.

MS [normal]	Bull Flattening	Bull Steepening	Bear Flattening	Bear Steepening
normal	90%	85%	70%	65%
stark ansteigend	10%	15%	30%	35%

MS [stress]	Bull Flattening	Bull Steepening	Bear Flattening	Bear Steepening
normal	70%	65%	50%	45%
stark ansteigend	30%	35%	50%	55%

Tab. 32: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von KA in Abhängigkeit von MS und ZS für H22016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Für das zweite Halbjahr sinkt der Wert von NK jedoch auf 2. Dies beeinflusst die bedingten Wahrscheinlichkeiten für KA, wie in Tab. 32 ersichtlich ist. Für eine tiefere Zinskurve steigt die Wahrscheinlichkeit für einen angeregten Zustand von KA marginal um 5% (gemäß Tab. 17) im Vergleich zum ersten Halbjahr. Mit einer höheren Zinskurve ist aber der Einfluss des veränderten Zustands von NK auf KA größer

(+10% im Vergleich zum ersten Halbjahr, als „normal“ qualifiziert gemäß Tab. 17), da Not leidende Kredite höhere Kapitalkosten weniger gut verkraften können.

In Abhängigkeit von KA und ZS können bei den Banken stark ansteigende operative Verluste entstehen, welche durch den Knotenpunkt **Operative Verluste (OV)** modelliert wird. Damit der durchschnittliche operative Verlust innerhalb des Untersuchungsgegenstandes unabhängig von der Größe der Bank ist, wird die Umsatzrendite verwendet. Die Umsatzrendite wird aus dem Verhältnis von Betriebsergebnis und Umsatz berechnet und ist in Abb. 88 über die Zeit dargestellt.

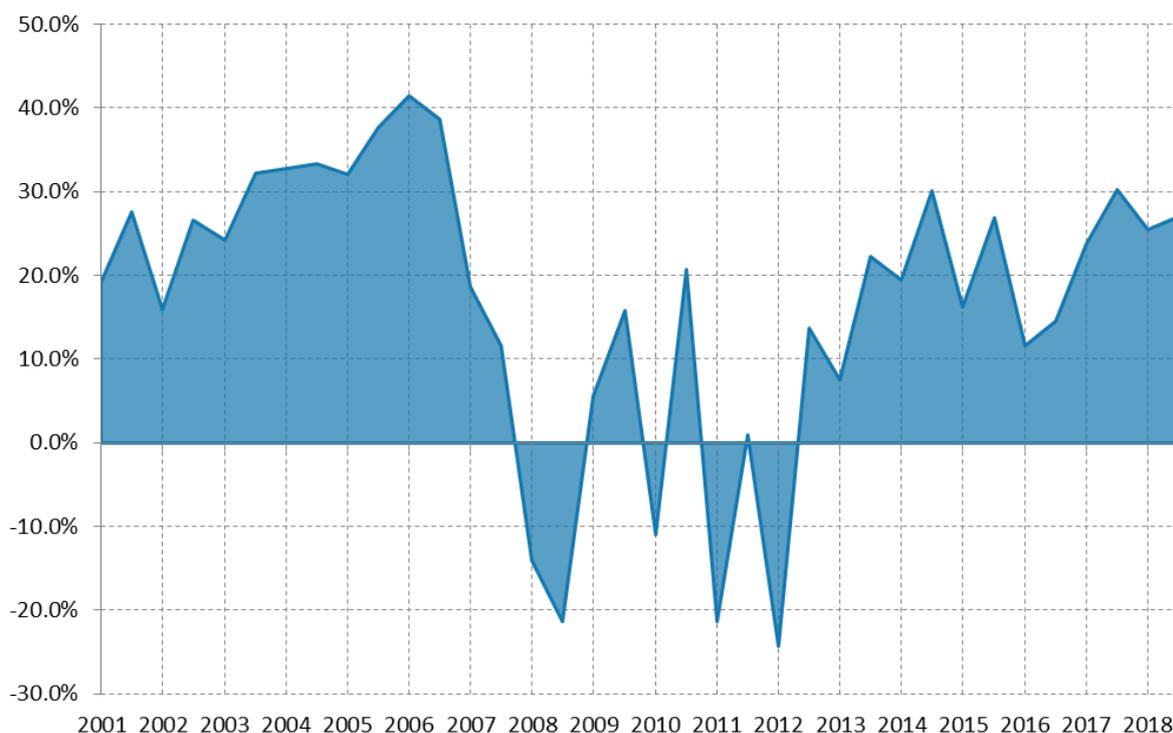


Abb. 88: Umsatzrendite des Untersuchungsgegenstandes (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Besonders während Finanzkrise und in der darauffolgenden Eurokrise wurden von den Banken im Durchschnitt hohe operationelle Verluste ausgewiesen. Diesen Verlustperioden werden gestresste Zustände zugeordnet, d.h., der Zustandsvektor formuliert sich als  $\mathbf{s} = \{s_{\text{normal}} = 0, s_{\text{gestresst}} = 1\}$  und weist folgenden marginalen Wahrscheinlichkeitsvektor auf:

Zustand	Wert	hist. Häufigkeit
normal	0	86.1%
gestresst	1	13.9%

Tab. 33: Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich OV (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Zur Bestimmung der bedingten Wahrscheinlichkeiten des Knotenpunktes sind zu wenige Datenpunkte verfügbar. Die Kalibrierung erfolgt somit analog expertengetrieben, basierend auf einer qualitativen Einschätzung und ist in Tab. 34 abgebildet.

KA [normal]	Bull Flattening	Bull Steepening	Bear Flattening	Bear Steepening
normal	80%	85%	90%	95%
gestresst	20%	15%	10%	5%

KA [gestresst]	Bull Flattening	Bull Steepening	Bear Flattening	Bear Steepening
normal	50%	55%	60%	65%
gestresst	50%	45%	40%	35%

Tab. 34: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von OV in Abhängigkeit von KA und ZS für H12016 und H22016 (Quelle: Eigene Darstellung)

ZS hat im Vergleich zu KA weniger Einfluss auf OV, da ZS vor allem die Zinsmargen negativ beeinflusst und somit die Rentabilität schmälert und KA viel schneller hohe Verluste verursachen kann, da Kredite effektiv oder potenziell nicht mehr zurückbezahlt werden. Die beste Konstellation für OV ist sicher die Kombination zwischen *Bear Steepening* und einem normalen Zustand von KA, d.h., die Wahrscheinlichkeit für einen angeregten Zustand von OV ist minimal (5%). Der schwächere Einfluss von ZS widerspiegelt sich in der geringfügigen Veränderung der Wahrscheinlichkeit für einen gestressten Zustand von OV über die verschiedenen Zustände von Knotenpunkt ZS (+5% pro Zustandsschritt gemäß Tab. 17 als „marginal“ qualifiziert). Ein gestresster Zustand von KA auf der anderen Seite hat einen starken Einfluss auf OV, mit einer erhöhten Wahrscheinlichkeit von 30% für einen gestressten Zustand. Die bedingten Wahrscheinlichkeiten gelten für das erste und zweite Halbjahr von 2016.

Der Zwischenknotenpunkt **Gläubigerbeteiligungsrisiko (GR)** ist von RR und OV abhängig, wird aber hauptsächlich durch KQ bestimmt. Die Vergangenheit hat gezeigt, dass hohe operative Verluste große Unsicherheit bezüglich der Kapitalqualität verursachen können. Während der Finanzkrise konnte man teilweise eine Einbuße von 20% bezüglich der *CET1R* beobachten, was übertragen auf die beiden Halbjahre von 2016 rund 2.8% ausmacht. Die Werte, welche durch KQ bestimmt sind, müssen also im Fall von einem gestressten Zustand von OV modifiziert werden.  $\sigma_{CET1}$  erhöht sich dabei von 0.85% auf 2.8%. Die Auswirkungen eines strikten Zustands von RR haben einen marginalen Einfluss auf GR, falls OV normal ist, da eine strikte Reaktion besser verkräftet werden kann. Im gestressten Zustand von OV hat ein strikter Zustand einen bedeutenden Einfluss auf GR, da die Kapitalanforderungen steigen, gleichzeitig die Ausstattungen fallen, was die Unsicherheit und somit die Wahrscheinlichkeit für einen gestressten Zustand von GR erhöht. Daraus lässt sich folgende bedingte Wahrscheinlichkeitsmatrix ableiten:

RR [flexibel]	OV [normal]	OV [gestresst]
normal	99.3%	83.1%
gestresst	0.7%	16.9%

RR [strikt]	OV [normal]	OV [gestresst]
normal	94.3%	73.1%
gestresst	5.7%	26.9%

Tab. 35: Bedingte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von GR in Abhängigkeit von RR, OV und KQ für H12016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Für das zweite Halbjahr 2016 ergibt sich mit der entsprechenden Anpassung der Parameter folgende bedingte Wahrscheinlichkeitsmatrix:

MS [normal]	Bull Flattening	Bull Steepening
normal	99.4%	83.4%
stark ansteigend	0.6%	16.6%

MS [stress]	Bull Flattening	Bull Steepening
normal	94.4%	73.4%
stark ansteigend	5.6%	26.6%

Tab. 36: Bedingte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von GR in Abhängigkeit von RR, OV und KQ für H12016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Neben dem Gläubigerbeteiligungsrisiko, was besonders die *AT1*-Anleihen betrifft, besteht im Fall der Insolvenz der Bank das Risiko, dass auch die vorrangigen, unbesicherten Anleihen einen Zahlungsausfall erleiden, welches durch den Knotenpunkt **Zahlungsausfallrisiko (ZR)** modelliert. Dies bedingt jedoch, dass ein hohes Gläubigerbeteiligungsrisiko besteht, da vorrangige Anleihen eine höhere Seniorität haben als *AT1*-Anleihen. Die Wahrscheinlichkeit eines Zahlungsausfalls ist 0%, falls GR im Normalzustand ist. Für den umgekehrten Fall, falls GR hoch ist, muss keine absolute Sicherheit bestehen, dass

sich auch ZR im gestressten Zustand befindet. Es ist in diesem Fall aber sehr wahrscheinlich (75%). In Abhängigkeit der Höhe des Gläubigerbeteiligungsrisikos ergibt sich eine gewisse Unschärfe bezüglich des Einflusses von GR auf ZR. Es lässt sich von diesen Aussagen folgende Matrix ableiten, welche für beide Halbjahre gilt:

	GR [normal]	GR [hoch]
normal	100.00%	25.0%
hoch	0.00%	75.0%

Tab. 37: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von ZR in Abhängigkeit von GR für H12016 und H22016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Die letzte Stufe des BN stellen die **Endpunkte** dar, welche die Renditetreiber für die drei verschiedenen Kapitalinstrumente darstellen. BAN stellt dabei den Index der Bankanleihen dar, AT1 stellt den Index für die AT1-bPwa dar und BAK stellt den Index für die Bankaktien dar. Für den gestressten Zustand werden die doppelten halbjährlichen Standardabweichungen des jeweiligen Renditetreibers verwendet. Außer für den Endknotenpunkt AT1 sind alle direkt und ausschließlich abhängig von den Eltern. Um allfällige Störfaktoren zu berücksichtigen und eine gewisse Unschärfe beizubehalten, übersetzten sich die Zustände nicht mit 100%. Für den Endknotenpunkt BAN sind die bedingten Wahrscheinlichkeiten somit wie folgt:

	ZR [normal]	ZR [hoch]
normal	95%	5%
gestresst (-3.5%)	5%	95%

Tab. 38: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von BAN in Abhängigkeit von ZR für H12016 und H22016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Der Endknotenpunkt AT1 weist neben der Abhängigkeit zu GR auch noch eine Abhängigkeit zum exogenen Faktor VR auf. Da es im ersten Halbjahr keine Indikation für ein erhöhtes Verlängerungsrisiko gab, sind die bedingten Wahrscheinlichkeiten analog zu den beiden anderen Endpunkten.

	GR [normal]	GR [hoch]
normal	95%	5%
gestresst (-11%)	5%	95%

Tab. 39: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von AT1 in Abhängigkeit von GR und VR für H12016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Für das zweite Halbjahr ist ZR aber im angeregten Zustand. Deshalb kann durch mögliche Verlängerungen von Anleihen ein gestresster Zustand von AT1 ausgelöst werden. Begründet liegt dies darin, dass die Marktteilnehmer Verlängerungen als mögliche zukünftige, noch nicht kommunizierte Krisenereignisse interpretieren. Das Risiko ist aber eher klein, weshalb hier ein normaler Einfluss von VR, d.h., +10% zugeordnet wird. VR und GR stimulieren sich gegenseitig, weshalb ein angeregter Zustand von GR zusammen mit einem angeregten Zustand von VR mit sehr hoher Sicherheit zu einem gestressten Zustand von AT1 führt. Basierend auf diesen Aussagen leiten sich die bedingten Wahrscheinlichkeiten wie folgt her:

	GR [normal]	GR [hoch]
normal	85%	1%
gestresst (-11%)	15%	99%

Tab. 40: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von AT1 in Abhängigkeit von GR und VR für H22016 (Quelle: Eigene Darstellung)

Der Endpunkt BAK verhält sich wiederum wie BAN, mit folgenden bedingten Wahrscheinlichkeiten:

	OV [normal]	OV [gestresst]
normal	95%	5%
gestresst (-31%)	5%	95%

Tab. 41: Bedingte, expertenbasierte Zustandswahrscheinlichkeiten bezüglich des Zustands von BAK in Abhängigkeit von OV für H12016 und H22016 (Quelle: Eigene Darstellung)

### 5.1.3.3 Berechnung der gWv für den Stress-Zustand der Renditetreiber

Aus den bedingten Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Knotenpunkte, des konstruierten BNs aus dem letzten Unterabschnitt, sollen nun Wahrscheinlichkeiten der Zustände für die Endknotenpunkte berechnet werden. Die GeNIe-Software<sup>143</sup> wendet die im Theorieteil dargelegten Inferenzgrundlagen<sup>144</sup> an, um die bedingten Wahrscheinlichkeiten der Endknotenpunkte zu berechnen. Abb. 89 bzw. Abb. 90 stellen dabei die Implementierungen der BN für das erste bzw. zweite Halbjahr von 2016 anhand der GeNIe-Software optisch dar.

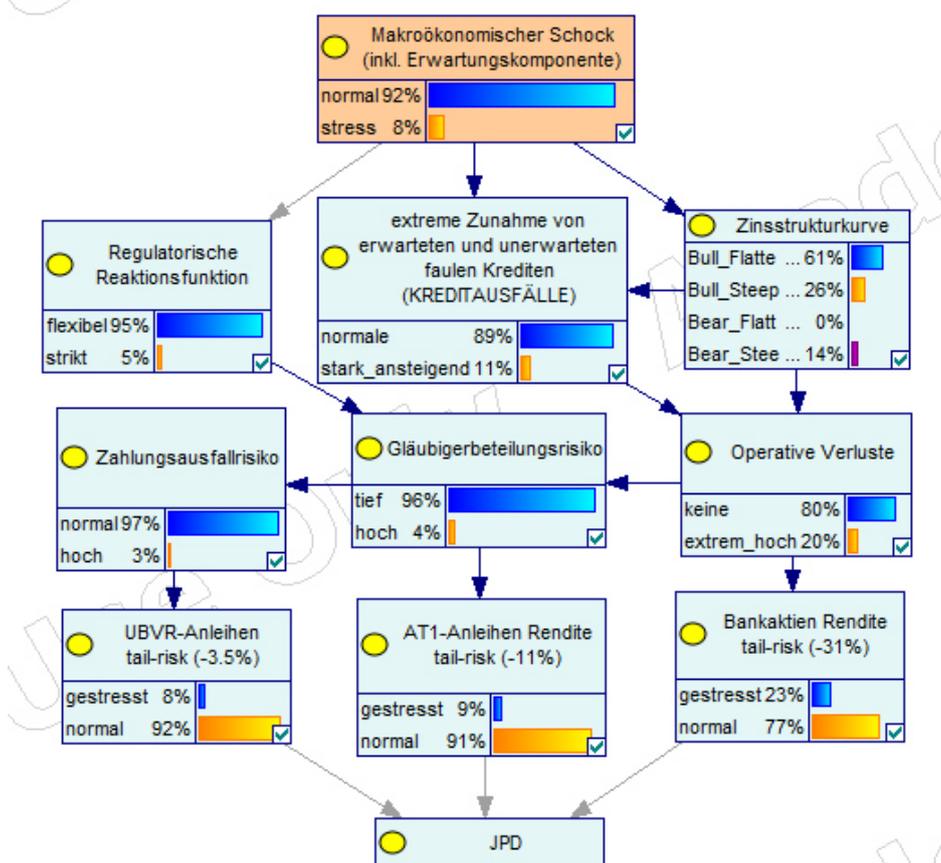


Abb. 89: Implementierung des BN für H12016 (Quelle: Darstellung anhand der Software von Bayesfusion, LLC (2022))

<sup>143</sup> Wie schon erwähnt fokussiert sich die Anwendung von PGMs auf BNs. Die GeNIe-Software von Bayesfusion, LLC (2022) bietet hierfür eine entsprechende Plattform an. Für mehr Informationen wird auf die Webseite von Bayesfusion verwiesen.

<sup>144</sup> Zur Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeiten der Endknotenpunkte wird der *Clustering Algorithm* verwendet. Zuerst wurde der Algorithmus durch Lauritzen and Spiegelhalter (1988) vorgeschlagen und dann verbessert durch verschiedene Forscher wie z.B. Jensen *et al.* (1990) oder Dawid (1992).

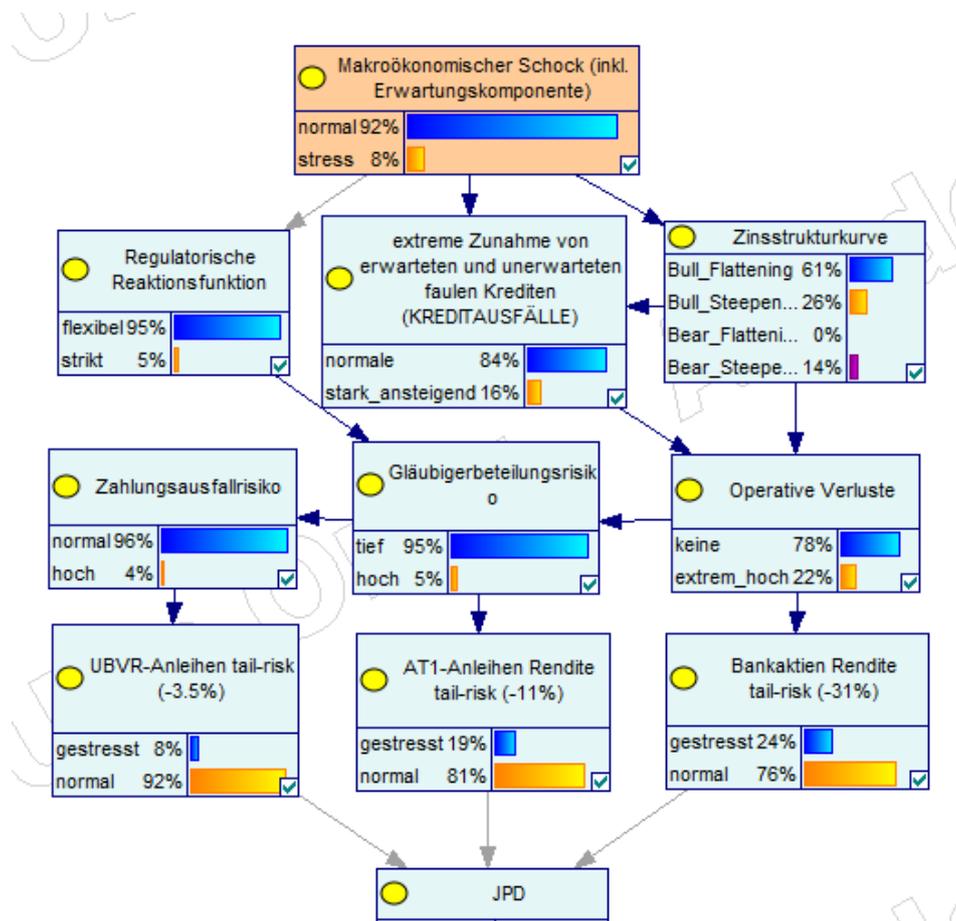


Abb. 90: Implementierung des BN für H2016 (Quelle: Darstellung anhand der Software von Bayesfusion, LLC (2022))

Die hellblauen Rechtecke stellen dabei *Chance Nodes* dar, welche den Knotenpunkten im letzten Unterabschnitt entsprechen. Der unterste Knotenpunkt *JPD* stellt dabei ein technischer Hilfsknotenpunkt dar, um die gWv der Zustände zu berechnen. Für das erste Halbjahr resultieren dabei die Wahrscheinlichkeiten, welche in Tab. 42 wiedergegeben werden.

Zustand	Bankanleihen	AT1	Bankaktien	Wahrscheinlichkeit
0	norm	norm	norm	68.6%
1	norm	stress	norm	3.9%
2	norm	norm	stress	17.6%
3	norm	stress	stress	1.8%
4	stress	norm	norm	3.7%
5	stress	stress	norm	1.0%
6	stress	norm	stress	1.0%
7	stress	stress	stress	2.4%

Tab. 42: Zustandswahrscheinlichkeiten der gWv in Abhängigkeit der Zustände der Endknotenpunkte für H12016 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Für das zweite Halbjahr sind diese leicht verschieden (Tab. 43), wobei besonders die Wahrscheinlichkeit für den Normal-Zustand leicht gesunken ist.

Zustand	Bankanleihen	AT1	Bankaktien	Wahrscheinlichkeit
0	norm	norm	norm	60.2%
1	norm	stress	norm	10.9%
2	norm	norm	stress	16.8%
3	norm	stress	stress	3.9%
4	stress	norm	norm	3.2%
5	stress	stress	norm	1.4%
6	stress	norm	stress	0.9%
7	stress	stress	stress	2.8%

Tab. 43: Zustandswahrscheinlichkeiten der gWv in Abhängigkeit der Zustände der Endknotenpunkte für H22016 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019f))

Die beiden Tabellen der gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Stress- und Normalzustände werden im übernächsten Unterabschnitt verwendet, um die totale gWv der Renditetreiber herzuleiten.

#### 5.1.3.4 Spillover-Effekte zwischen den Renditetreiber im Stresszustand

Li und Li (2020) untersuchen in ihrer Arbeit die Abhängigkeit der Renditetreiber anhand des *DCC*- und des *BEKK*-Modells. Im Vergleich zum *DCC*-Modell, welches die parallele Abhängigkeit ohne zeitliche Verschiebung untersucht, befasst sich der zweite Ansatz mit der seriellen Abhängigkeit. Diese serielle Abhängigkeit äußert sich in sogenannten *Spillover*-Effekten, d.h., wenn ein Renditetreiber in den Stresszustand wechselt (höhere Volatilität), könnten die beiden anderen Renditetreiber negativ beeinflusst werden und verzögert ebenfalls in den Stresszustand wechseln (Zunahme der Volatilitäten).

Durch die Pfadabhängigkeit von BN werden mögliche serielle Abhängigkeiten von Zustandsmigrationen in den Stresszustand modellimmanent berücksichtigt. Das konstruierte BN nimmt an, dass der Zwischenknotenpunkt OV den Zwischenknotenpunkt GR direkt beeinflusst und somit ein *Spillover*-Effekt von BAK auf AT1 und, nachgelagert über ZR, auf BAN resultieren könnte. Dieser hier angenommene kausale Zusammenhang zwischen BAK und AT1 konnte in der Studie von Li und Li (2020, S. 11) empirisch durch das *BEKK*-Modell für alle betrachteten Zeitperioden nachgewiesen werden. Auf dieser Basis wird hier im Vergleich zum *BEKK*-Modell der *Spillover*-Effekt nicht geschätzt, sondern als Kausalzusammenhang angenommen.

Auch in 4.2 konnte anhand der bivariaten Skaleogramme, welche anhand der Wavelet-Kohärenz-Analyse erstellt wurden, verschiedene *Spillover*-Effekte beobachtet werden. Tab. 8 zeigt die verschiedenen beobachteten *Spillover*-Effekte in Form von Phasenverschiebungen zusammenfassend für die Stressperiode von 2016. Für den kürzer- bis mittelfristigen Skalenbereich<sup>145</sup> konnte besonders für AT1 und BAK eine verstärkte, nachlaufende Phasenverschiebung aufgezeigt werden, welche als *Spillover*-Effekt von BAK auf AT1 interpretiert werden kann.

<sup>145</sup> Da *Spillover*-Effekt durch kurzfristig höhere Schwankungen ausgelöst werden, macht ein Fokus auf eben diesen Skalenbereich intuitiv Sinn.

### 5.1.3.5 Herleitung der totalen gWv und Berechnung der Portfolioparameter

Gemäß den theoretischen Ausführungen im Kapitel 2 kann die totale gWv der Renditetreiber durch die Gleichungen (2.41) und (2.42) berechnet werden. Für die gWv der Renditetreiber  $r_t$  im Normal-Zustand  $f_{\text{normal}}(r_t)$  wird, wie in einem früheren Unterabschnitt ausgeführt, die historische gWv der Renditen verwendet, welche mit dem normalen Marktregime assoziiert werden, kann. Die Renditetreiber im Stresszustand werden als Delta-Verteilungen modelliert. Delta-Verteilungen werden auch als Dirac-Funktionen bezeichnet und weisen eine unendlich schmale Wahrscheinlichkeitsverteilung auf. Dadurch repräsentiert die Verteilung genau eine einzige Realisation, nämlich die angenommene Rendite im Stresszustand, welche schon im Unterabschnitt bezüglich der Konstruktion des BNs bestimmt wurde. Die totalen gWv für das erste und zweite Halbjahr von 2016 sind dabei anhand von je drei Matrizen in Tab. 44 und Tab. 45 dargestellt. Dabei wurde im Vergleich zu den Wahrscheinlichkeitsmatrizen im Normal-Zustand eine weitere Klasse für den Stresszustand hinzugefügt, welcher mit S indiziert wird.

	-11.00%	-0.35%	-0.26%	-0.17%	-0.07%	0.02%	0.12%	0.21%	0.30%	0.40%	0.49%	
	AT1_S	AT1_1	AT1_2	AT1_3	AT1_4	AT1_5	AT1_6	AT1_7	AT1_8	AT1_9	AT1_10	MARGINAL
-3.50% BAN_S	3.3%	0.0%	0.0%	0.2%	0.6%	1.5%	1.5%	0.6%	0.1%	0.1%	0.0%	8.0%
-0.27% BAN_1	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.0%	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.5%
-0.22% BAN_2	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
-0.16% BAN_3	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.7%	0.7%	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	1.9%
-0.11% BAN_4	0.2%	0.0%	0.0%	0.2%	0.2%	1.2%	0.5%	0.5%	0.0%	0.0%	0.0%	2.9%
-0.05% BAN_5	0.6%	0.0%	0.0%	0.2%	1.2%	3.0%	2.5%	1.0%	0.2%	0.5%	0.0%	9.3%
0.00% BAN_6	1.3%	0.2%	0.2%	1.0%	2.2%	7.5%	5.7%	1.7%	0.5%	0.2%	0.0%	20.7%
0.06% BAN_7	1.9%	0.2%	0.0%	1.7%	3.7%	8.0%	11.0%	3.2%	0.5%	0.0%	0.2%	30.6%
0.12% BAN_8	1.0%	0.0%	0.2%	0.5%	2.0%	4.2%	5.2%	2.7%	0.2%	0.0%	0.0%	16.2%
0.17% BAN_9	0.4%	0.2%	0.2%	0.5%	1.0%	2.2%	1.2%	0.7%	0.0%	0.2%	0.0%	6.9%
0.23% BAN_10	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.2%	1.2%	0.5%	0.0%	0.5%	0.0%	2.9%
MARGINAL	9.0%	0.8%	0.8%	4.7%	11.3%	28.9%	29.7%	11.3%	1.6%	1.6%	0.3%	100.0%

	-31%	-3.41%	-2.58%	-1.75%	-0.91%	-0.08%	0.76%	1.59%	2.43%	3.26%	4.10%	
	BAK_S	BAK_1	BAK_2	BAK_3	BAK_4	BAK_5	BAK_6	BAK_7	BAK_8	BAK_9	BAK_10	MARGINAL
-11.00% AT1_S	4.2%	0.0%	0.1%	0.2%	0.8%	1.0%	1.5%	0.9%	0.3%	0.1%	0.0%	9.0%
-0.35% AT1_1	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.8%
-0.26% AT1_2	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.8%
-0.17% AT1_3	1.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.6%	0.8%	1.2%	0.7%	0.2%	0.1%	0.0%	4.7%
-0.07% AT1_4	2.3%	0.0%	0.2%	0.3%	1.4%	1.9%	2.8%	1.6%	0.6%	0.2%	0.1%	11.3%
0.02% AT1_5	5.9%	0.1%	0.4%	0.9%	3.7%	4.8%	7.1%	4.1%	1.5%	0.4%	0.1%	28.9%
0.12% AT1_6	6.1%	0.1%	0.4%	0.9%	3.8%	4.9%	7.3%	4.2%	1.6%	0.4%	0.1%	29.7%
0.21% AT1_7	2.3%	0.0%	0.2%	0.3%	1.4%	1.9%	2.8%	1.6%	0.6%	0.2%	0.1%	11.3%
0.30% AT1_8	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.3%	0.4%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	1.6%
0.40% AT1_9	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.3%	0.4%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	1.6%
0.49% AT1_10	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%
MARGINAL	22.8%	0.2%	1.3%	2.9%	12.3%	16.1%	23.9%	13.6%	5.1%	1.3%	0.4%	100.0%

	-3.50%	-0.27%	-0.22%	-0.16%	-0.11%	-0.05%	0.00%	0.06%	0.12%	0.17%	0.23%	
	BAN_S	BAN_1	BAN_2	BAN_3	BAN_4	BAN_5	BAN_6	BAN_7	BAN_8	BAN_9	BAN_10	MARGINAL
-31% BAK_S	3.4%	0.1%	0.0%	0.4%	0.6%	2.0%	4.4%	6.5%	3.4%	1.5%	0.6%	22.8%
-3.41% BAK_1	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%
-2.58% BAK_2	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.3%	0.4%	0.2%	0.1%	0.0%	1.3%
-1.75% BAK_3	0.2%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.3%	0.6%	0.9%	0.5%	0.2%	0.1%	2.9%
-0.91% BAK_4	0.7%	0.1%	0.0%	0.2%	0.4%	1.2%	2.6%	3.8%	2.0%	0.9%	0.4%	12.3%
-0.08% BAK_5	1.0%	0.1%	0.0%	0.3%	0.5%	1.5%	3.4%	5.0%	2.7%	1.1%	0.5%	16.1%
0.76% BAK_6	1.4%	0.1%	0.0%	0.5%	0.7%	2.3%	5.1%	7.5%	4.0%	1.7%	0.7%	23.9%
1.59% BAK_7	0.8%	0.1%	0.0%	0.3%	0.4%	1.3%	2.9%	4.3%	2.3%	1.0%	0.4%	13.6%
2.43% BAK_8	0.3%	0.0%	0.0%	0.1%	0.2%	0.5%	1.1%	1.6%	0.9%	0.4%	0.2%	5.1%
3.26% BAK_9	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.3%	0.4%	0.2%	0.1%	0.0%	1.3%
4.10% BAK_10	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.1%	0.0%	0.0%	0.4%
MARGINAL	8.0%	0.5%	0.0%	1.9%	2.9%	9.3%	20.7%	30.6%	16.2%	6.9%	2.9%	100.0%

Tab. 44: Totale gWv für H12016 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der (Bloomberg L.P., 2019f))

	-11.00%	-0.35%	-0.26%	-0.17%	-0.07%	0.02%	0.12%	0.21%	0.30%	0.40%	0.49%	
	AT1_S	AT1_1	AT1_2	AT1_3	AT1_4	AT1_5	AT1_6	AT1_7	AT1_8	AT1_9	AT1_10	MARGINAL
-3.50% BAN_S	4.1%	0.0%	0.0%	0.2%	0.5%	1.3%	1.3%	0.5%	0.1%	0.1%	0.0%	8.2%
-0.27% BAN_1	0.1%	0.0%	0.0%	0.2%	0.0%	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.5%
-0.22% BAN_2	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
-0.16% BAN_3	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.7%	0.7%	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	1.9%
-0.11% BAN_4	0.5%	0.0%	0.0%	0.2%	0.2%	1.1%	0.4%	0.4%	0.0%	0.0%	0.0%	2.9%
-0.05% BAN_5	1.5%	0.0%	0.0%	0.2%	1.1%	2.7%	2.2%	0.9%	0.2%	0.4%	0.0%	9.3%
0.00% BAN_6	3.4%	0.2%	0.2%	0.9%	2.0%	6.7%	5.1%	1.6%	0.4%	0.2%	0.0%	20.7%
0.06% BAN_7	4.9%	0.2%	0.0%	1.6%	3.3%	7.1%	9.8%	2.9%	0.4%	0.0%	0.2%	30.5%
0.12% BAN_8	2.6%	0.0%	0.2%	0.4%	1.8%	3.8%	4.7%	2.4%	0.2%	0.0%	0.0%	16.2%
0.17% BAN_9	1.1%	0.2%	0.2%	0.4%	0.9%	2.0%	1.1%	0.7%	0.0%	0.2%	0.0%	6.9%
0.23% BAN_10	0.5%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.2%	1.1%	0.4%	0.0%	0.4%	0.0%	2.9%
MARGINAL	19.0%	0.7%	0.7%	4.2%	10.1%	25.8%	26.5%	10.1%	1.4%	1.4%	0.2%	100.0%

	-31%	-3.41%	-2.58%	-1.75%	-0.91%	-0.08%	0.76%	1.59%	2.43%	3.26%	4.10%	
	BAK_S	BAK_1	BAK_2	BAK_3	BAK_4	BAK_5	BAK_6	BAK_7	BAK_8	BAK_9	BAK_10	MARGINAL
-11.00% AT1_S	6.7%	0.0%	0.2%	0.5%	2.0%	2.6%	3.8%	2.2%	0.8%	0.2%	0.1%	19.0%
-0.35% AT1_1	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.7%
-0.26% AT1_2	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.7%
-0.17% AT1_3	0.9%	0.0%	0.1%	0.1%	0.5%	0.7%	1.0%	0.6%	0.2%	0.1%	0.0%	4.2%
-0.07% AT1_4	2.2%	0.0%	0.1%	0.3%	1.3%	1.6%	2.4%	1.4%	0.5%	0.1%	0.0%	10.1%
0.02% AT1_5	5.6%	0.1%	0.3%	0.8%	3.2%	4.2%	6.2%	3.6%	1.3%	0.3%	0.1%	25.8%
0.12% AT1_6	5.8%	0.1%	0.4%	0.8%	3.3%	4.3%	6.4%	3.6%	1.4%	0.4%	0.1%	26.5%
0.21% AT1_7	2.2%	0.0%	0.1%	0.3%	1.3%	1.6%	2.4%	1.4%	0.5%	0.1%	0.0%	10.1%
0.30% AT1_8	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.2%	0.3%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	1.4%
0.40% AT1_9	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.2%	0.3%	0.2%	0.1%	0.0%	0.0%	1.4%
0.49% AT1_10	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%
MARGINAL	24.4%	0.2%	1.3%	2.8%	12.0%	15.7%	23.4%	13.3%	5.0%	1.3%	0.4%	100.0%

	-3.50%	-0.27%	-0.22%	-0.16%	-0.11%	-0.05%	0.00%	0.06%	0.12%	0.17%	0.23%	
	BAN_S	BAN_1	BAN_2	BAN_3	BAN_4	BAN_5	BAN_6	BAN_7	BAN_8	BAN_9	BAN_10	MARGINAL
-31% BAK_S	3.7%	0.1%	0.0%	0.4%	0.7%	2.1%	4.7%	6.9%	3.7%	1.6%	0.7%	24.4%
-3.41% BAK_1	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%
-2.58% BAK_2	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.3%	0.4%	0.2%	0.1%	0.0%	1.3%
-1.75% BAK_3	0.2%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.3%	0.6%	0.9%	0.5%	0.2%	0.1%	2.8%
-0.91% BAK_4	0.7%	0.1%	0.0%	0.2%	0.4%	1.1%	2.5%	3.8%	2.0%	0.8%	0.4%	12.0%
-0.08% BAK_5	0.9%	0.1%	0.0%	0.3%	0.5%	1.5%	3.3%	4.9%	2.6%	1.1%	0.5%	15.7%
0.76% BAK_6	1.4%	0.1%	0.0%	0.4%	0.7%	2.2%	5.0%	7.3%	3.9%	1.7%	0.7%	23.4%
1.59% BAK_7	0.8%	0.1%	0.0%	0.3%	0.4%	1.3%	2.8%	4.2%	2.2%	0.9%	0.4%	13.3%
2.43% BAK_8	0.3%	0.0%	0.0%	0.1%	0.2%	0.5%	1.1%	1.6%	0.8%	0.4%	0.2%	5.0%
3.26% BAK_9	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.3%	0.4%	0.2%	0.1%	0.0%	1.3%
4.10% BAK_10	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.1%	0.0%	0.0%	0.4%
MARGINAL	8.2%	0.5%	0.0%	1.9%	2.9%	9.3%	20.7%	30.5%	16.2%	6.9%	2.9%	100.0%

Tab. 45: Totale gWv für H22016 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der (Bloomberg L.P., 2019f))

Auf Basis dieser Matrizen  $\{P(r_{BAN}, r_{AT1}), P(r_{AT1}, r_{BAK}), P(r_{BAK}, r_{BAN})\}$  können die Parameter, anhand der Gleichungen aus dem Abschnitt 1.3 bezüglich der Notationen und Definitionen, für die Portfolio-konstruktion berechnet werden und sind im nächsten Unterabschnitt dargestellt.

### 5.1.3.6 Resultate der Parameterschätzung

Die Schätzungen der Korrelationskoeffizienten basierend auf der totalen gWv sind in Abb. 91 dargestellt und beschränken sich auf die identifizierte Stressperiode der beiden Halbjahre von 2016. Es werden hier nur die Schätzungen mit rollierendem Zeitfenster, d.h. für den Zeitraum des jeweiligen Halbjahres, verwendet. Das erweiterte Zeitfenster macht, durch die kurze Betrachtungsperiode, wenig Sinn.

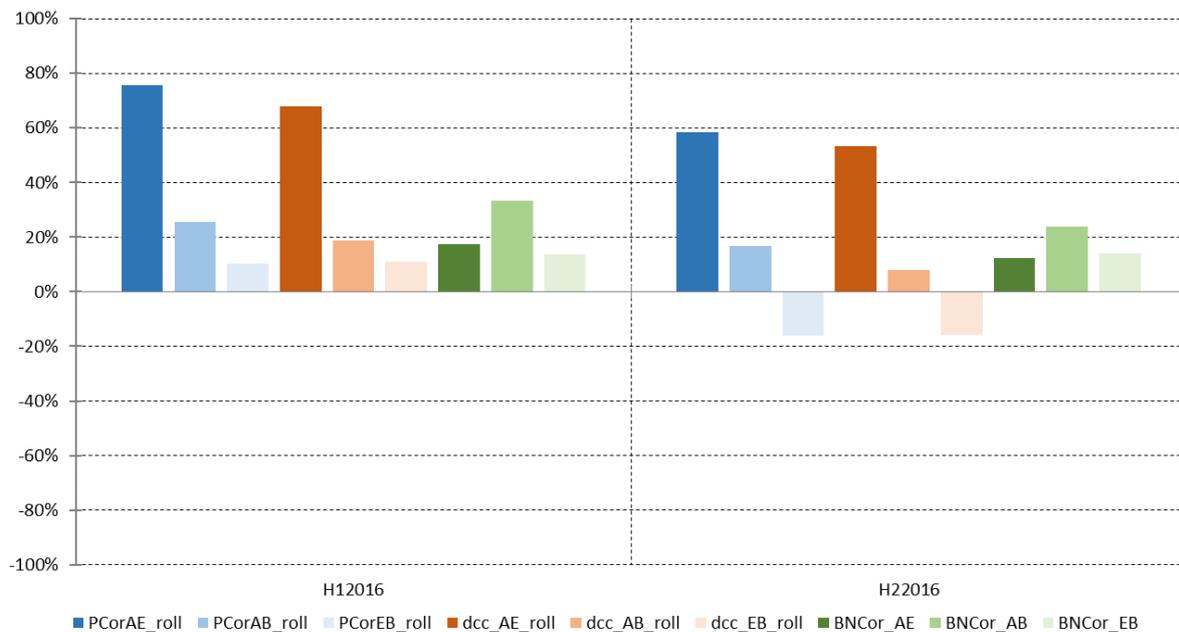


Abb. 91: Zeitliche Entwicklung der 3 BN -Korrelationskoeffizienten inkl. Referenzmasse mit rollierendem (roll) Zeitfenster und ohne Datentransformation (Datenquelle: Bloomberg)

### 5.1.3.7 Zusammenfassung und Interpretation

Die Koeffizientenschätzungen der dynamischen Referenzportfolios weisen im Durchschnitt höhere Werte auf über alle Korrelationspaare als die BN-basierten Parameterschätzungen. Außerdem sind diese allesamt positiv, wobei der Koeffizient bezüglich *AT1*-bPwa und Bankanleihen den höchsten Wert aufweist, mit 33.2% für H12016 (Abb. 91 zweiter hellgrüner Balken) beziehungsweise 23.7% für H22016. Die Pearson-Modell-Schätzungen der dynamischen Referenzportfolios bezüglich *AT1*-bPwa und Bankaktien sind mit 75.7% für H12016 und 58.4% für H22016 sehr hoch und messen den *AT1*-bPwa wenig Diversifikationspotential zu. Die Schätzungen anhand des *DCC*-Modells unterscheiden sich nur geringfügig (67.6% für H12016 und 51.5% für H22016). Im Vergleich sind die Werte der BN-basierten Koeffizientenschätzungen viel tiefer und indizieren ein mögliches Diversifikationspotential. Dieselbe Beobachtung lässt sich auch mit dem Korrelationspaar bezüglich den *AT1*-bPwa und Bankanleihen machen.

Die dargelegten geplanten Untersuchungen aus Kapitel 3 beabsichtigen eine vergleichende Analyse zu den Ergebnissen der aktuellen Forschung bezüglich des Forschungsobjektes. Die Parameterschätzungen weisen hier gegensätzliche Resultate im Vergleich zu denjenigen der Referenzportfolios und den Schätzungen mit transformierten Daten anhand der *MODWT*-MSA. Die Korrelationen sind während der gestressten Marktperiode von 2016 nicht erhöht über alle Korrelationspaare, sondern weisen eher tiefe Werte auf verglichen mit langfristigen, datenbasierten Schätzungen, wie in Unterabschnitt 5.1.2 diskutiert wurde. Auch scheint die hauptsächliche stochastische Beziehung zwischen *AT1*-bPwa und Bankanleihen zu bestehen. Anders als in Unterabschnitt 5.1.2.6 können hier die Resultate der Studie von Li und Li (2020) nicht bestätigt werden, jedoch, anders als bei der Interpretation in Unterabschnitt

5.1.2.6, die der Studie von Zeitsch und Davis (2020, S. 9-10), welche ebenfalls eine primäre stochastische Verbindung zwischen *CDS* (*Credit-Default-Swaps*<sup>146</sup>) und *AT1-bPWA* aufzeigen konnten.

Die Begründung der Abweichung zwischen den Resultaten mit transformierten Daten anhand der *MODWT-MSA* und dem Ansatz in diesem Unterabschnitt lassen sich darauf begründen, dass marktba-sierte Modelle tendenziell eine höhere Abhängigkeit aufweisen gegenüber Störfaktoren. Diese Stör-faktoren beinhalten etwa Bewertungsunsicherheiten, fehlende Liquidität oder panikgetriebene Reak-tionen der Marktteilnehmer, welche zu überhöhten Schwankungen des Marktsignals bzw. der Rendi-tedaten führen können. Die Schwankungen basierend auf den Störfaktoren sind für riskantere Anlagen größer als für sichere, stabilere Anlagen, da diese höheren Bewertungsunsicherheiten ausgesetzt sind. *AT1-bPwa* und Bankaktien haben ein relativ hohes Risiko, gemessen an deren Volatilitäten (4.1.3 zeigt die deskriptive Statistik auf). Dadurch steigt die Abhängigkeit in einem gestressten Marktzustand stark an, da extreme Datenpunkte ein sehr hohes Gewicht bekommen. Diese extremen Datenpunkte haben mit dem *DCC-Modell* etwas weniger Auswirkungen, da die Korrelation zeitabhängig geschätzt wird und sich somit den höheren Schwankungen teilweise anpasst (Abb. 91). Der fundamentale Ansatz in die-sem Unterabschnitt ignoriert diese Störfaktoren, weshalb die Korrelation zwischen *AT1-bPwa* und Bankaktien eher tief bleibt im gestressten Marktzustand im Vergleich zu den andern Ansätzen. Abb. 24 in der Problemstellung hat schon auf den Umstand hingewiesen, dass auf fundamentaler Ebene eine hohe Abhängigkeit von *AT1-bPwa* und Bankaktien nur rational ist bei tieferen Kapitalkennzahlen der Banken. Dieser Umstand wird durch die *BN-basierte* Korrelationsschätzung besser verarbeitet und reflektiert sich in den tieferen Korrelationswerten und dem besseren Diversifikationspotential. Eben-falls sehen Rebonato und Denev (2013, S. 455-456) in *BN-basierten* Portfolioallokationsalgorithmen eine höhere Stabilität der Eingabeparameter, da die Schätzunsicherheit und infolgedessen die Störfak-toren vor der Portfoliooptimierung in das Modell einfließen.

Zeitsch und Davis (2020) untersuchen das Forschungsobjekt ebenfalls anhand eines fundamentalen Modells. Dies erklärt auch, dass hier, im Gegensatz zum Ansatz mit transformierten Daten anhand der *MODWT-MSA*, ebenfalls eine primäre stochastische Verbindung zwischen Bankanleihen bzw. *CDS* und *AT1-bPWA* gefunden wurde.

## 5.2 Ergebnisse der Portfoliooptimierung

Dieser Abschnitt soll die Ergebnisse Optimierung der Referenzportfolios und der Portfolios mit den vorgeschlagenen alternativen Schätzmethoden darstellen, wobei im nächsten Unterabschnitt zuerst eine einführende Übersicht über die verschiedenen Ergebnisvariablen bereitgestellt wird.

### 5.2.1 Übersicht über die Ergebnisvariablen

Die Portfoliooptimierung für die Berechnung der Ergebnisvariablen folgt dabei dem im theoretischen Teil dargestellten Prozess zur Erlangung der optimalen Gewichte und deren impliziten

---

<sup>146</sup> Der Unterschied zwischen Bankanleihen und *CDS* liegt darin, dass Bankanleihen verbrieftes Fremdkapital sind und *CDS* das derivative Instrument dazu darstellt. Bezogen auf die Renditeeigenschaften unterscheiden sich die beiden somit nicht materiell.

Portfoliorenditen. Es wird ein Geldmarktinstrument angenommen, welches es ermöglicht, dass das Portfolio in einem Spektrum von 0-200% investiert werden kann. So können die einzelnen Bausteine gehebelt werden oder leerverkauft werden. Falls das Portfolio mehr 100% investiert ist, fungiert das Geldmarktinstrument als Finanzierung und bei weniger als 100% Investierung fungiert es als Anlageinstrument. Der entsprechende Programmiercode wurde dabei im Appendix festgehalten.

Die folgende Tabelle soll eine Übersicht über die definierten Variablen geben, welche im Anschluss für die verschiedenen Darstellungen der zeitlichen Verläufe der Portfoliogewichte beziehungsweise -renditen verwendet werden.

Korrelationsmodell	Datentransformation	Zeitfenster	Gewicht	Rendite
Pearson-Modell	keine	erweiternd	pc_ext_w_XXX	pc_ext_perf
Pearson-Modell	keine	rollierend	pc_roll_w_XXX	pc_roll_perf
DCC-Modell	keine	erweiternd	dcc_w_XXX_ext	dcc_ext_perf
DCC-Modell	keine	rollierend	dcc_w_XXX_roll	dcc_roll_perf
Pearson-Modell	MODWT-MSA	erweiternd	WZ_ext_w_XXX	WZ_ext_perf
Pearson-Modell	MODWT-MSA	rollierend	WZ_roll_w_XXX	WZ_roll_perf
DCC-Modell	MODWT-MSA	erweiternd	WZ_dcc_ext_w_XXX	WZ_dcc_ext_perf
DCC-Modell	MODWT-MSA	rollierend	WZ_dcc_roll_w_XXX	WZ_dcc_roll_perf
BN-Modell	keine	rollierend	BNCor_w_X	bn_perf

Tab. 46: Übersicht über die Ergebnisvariablen (Quelle: Eigene Darstellung)

Für die Evaluation der Portfoliorenditen sollen die Abkürzungen in Tab. 47 und die im Abschnitt 4.3 vorgestellten Kennzahlen verwendet werden.

Portfolio	Name
GGP	Gleichgewichtetes Portfolio
PCE	Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster
PCR	Pearson-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster
DCE	DCC-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster
DCR	DCC-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster
WXE	MODWT-MSA-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster
WXR	MODWT-MSA-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster
DXE	MODWT-MSA-DCC-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster
DXR	MODWT-MSA-DCC-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster
BNC	BN-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster

Tab. 47: Portfolioabkürzungen (Quelle: Eigene Darstellung)

## 5.2.2 Ergebnisse der optimierten Referenzportfolios

Für das Referenzportfolio mit statischer Gewichtung wird, wie im Kapitel bezüglich des Forschungsdesigns dargelegt, eine Gleichgewichtung der einzelnen Bausteine angewendet. Die Rendite dieses gleichgewichteten Portfolios ist in Abb. 92 dargestellt. Als Vergleichsmaße wurden die Renditen der drei Kapitalinstrumentenindizes hinzugefügt.

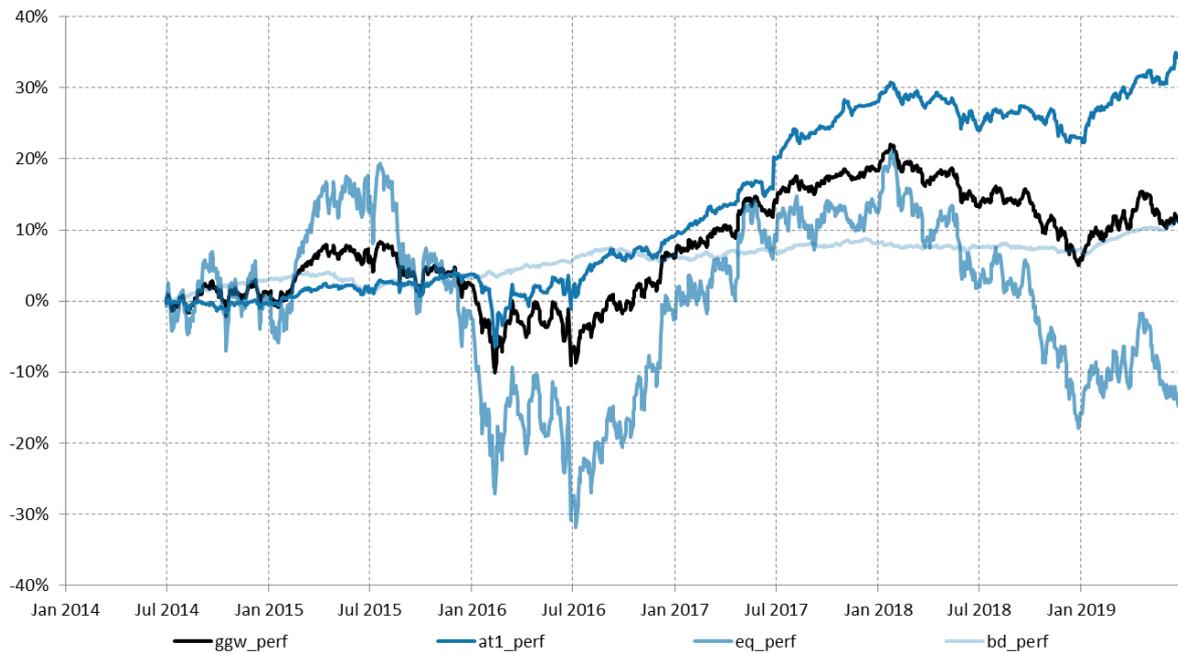


Abb. 92: Renditeverlauf des gleichgewichteten Portfolios (ggw\_perf) und der einzelnen Bausteine (at1: AT1-bPwa / eq: Bankaktien / bd: Bankanleihen) (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Es lässt sich visuell erkennen, dass AT1-bPwa der erfolgreichste Kapitalinstrumentenindex in der Betrachtungsperiode darstellt, mit 34.8% Totalrendite. Eine isolierte, statische Anlage in AT1-bPwa hätte ein besseres Ergebnis erzielt als eine Anlage in ein GGP (Gleichgewichtetes Portfolio). Dies gilt auch auf einer risikoadjustierten Ebene, wie in Tab. 48 ersichtlich ist.

Kennzahl	GGP	BD	AT1	EQ
KPR	12.3%	11.4%	34.8%	-12.5%
APR	2.3%	2.1%	5.9%	-2.6%
VOL	8.2%	1.6%	4.9%	21.6%
SFE	-93.7%	-58.0%	13.9%	-59.1%
KUR	14.46	5.84	35.81	10.42
CVR	-17%	-3%	-10%	-45%
SEV	6.0%	1.2%	3.5%	15.6%
MAD	-17.0%	-2.5%	-9.9%	-42.8%
GVV	1.06	1.26	1.29	1.00
SKO	0.50	3.24	4.63	-0.18
SHR	0.28	1.34	1.20	-0.12
SOR	0.43	1.89	1.73	-0.02
OME	5.9%	25.6%	29.5%	-0.2%
KAP	1.6%	7.9%	5.9%	-0.1%

KPR	Kumulierte Portfoliorendite	SEV	Semi-Volatilität	OME	Omegakoeffizient
APR	Annualisierte Portfoliorendite	MAD	Maximum Drawdown	KAP	Kappakoeffizient
VOL	Volatilität	GVV	Gewinn-Verlust-Verhältnis	DGV	durchschnittliche Gewichtsveränderung
SFE	Schiefe	SKO	Schmerzkoeffizient	DHE	durchschnittlicher Hebel
KUR	Kurtosis	SHR	Sharpe-Ratio	MAH	maximaler Hebel
CVR	CVaR (95%)	SOR	Sortino-Ratio	MIH	minimaler Hebel

Tab. 48: Kennzahlen der Renditeverteilung der einzelnen Bausteine wie auch eines gleichgewichteten Portfolios (GGP) für die Portfolioevaluierung (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e) und Tab. 9 aus Abschnitt 4.3)

Die meisten Rendite-, Risiko- und Verhältniskennzahlen der einzelnen Bausteine sind klar besser als die des GGP (Gleichgewichtetes Portfolio). Da die Kennzahlen aber *ex-post* sind und sich die Vergangenheit nicht vorhersehbar wiederholt, macht eine naive Diversifikation trotzdem Sinn als Vergleichsgröße, da sie eine einfache, aber realistische Agnostik bezüglich den zukünftigen Entwicklungen annimmt.

Das erste Referenzportfolio mit dynamischer Gewichtung und Pearson-Korrelation mit rollierendem beziehungsweise erweiterndem Zeitfenster zeigt, dass sich die Gewichtungen über die Zeit teilweise kohärent verhalten bezüglich der Zeitfenstervariante, insgesamt aber die Gewichtungen der erweiternden Zeitfenstervariante persistenter zu sein scheinen (Abb. 93). Während turbulenteren Marktphasen im Jahr 2016 wurden die Gewichte für AT1-bPwa und Bankanleihen auf null gefahren, während die Aktiengewichtungen beibehalten oder erhöht wurden.

Die operationellen Kennzahlen unterscheiden sich nur geringfügig zwischen den Varianten mit erweiterndem und rollierendem Zeitfenster wie in Tab. 49 ersichtlich ist. Das extensivierende Zeitfenster weist leicht höhere Portfolioumsatzzahlen auf durch einen höheren Wert von DGV (durchschnittliche Gewichtsveränderung) mit 36% im Vergleich zu 34%. Auch der durchschnittliche Hebel (DHE) ist mit 68% moderat höher im Vergleich zu einem Wert von 53% der rollierenden Variante. Konsistent mit dieser Beobachtung sind auch die Spannbreiten des Pearson-Korrelations-Portfolios mit erweiterndem Zeitfenster größer, mit Max: 122%/Min: -100% im Vergleich zu Max: 94%/Min: -77%.

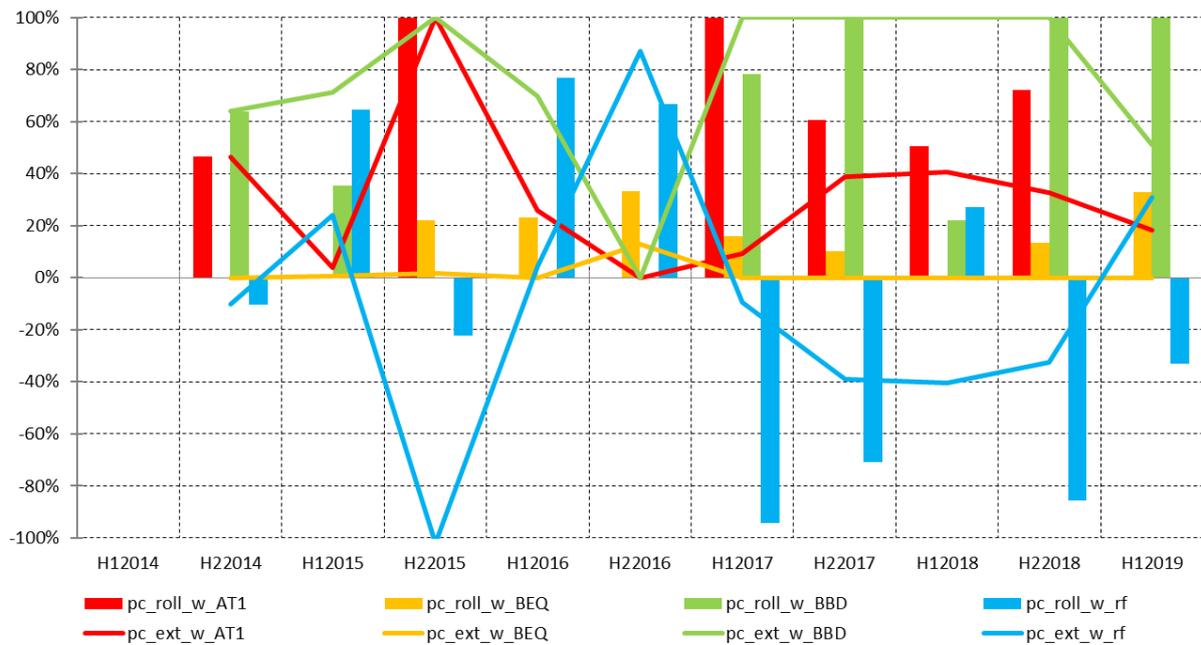


Abb. 93: Zeitliche Entwicklung der 4 Portfoliogewichte auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und rollierendem (roll) Zeitfenster ohne Datentransformation (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Abb. 94 zeigt den Verlauf der kumulierten Rendite der drei Portfolios. Das GGP (Gleichgewichtes Portfolio) weist mit 8.2% im Vergleich den höchsten Wert bezüglich VOL (Volatilität) auf und gleichzeitig auch die schlechteste Rendite über die Betrachtungsperiode. Eine dynamische Anlageallokation scheint sich gegenüber einer naiven Diversifikationsstrategie auszuzahlen. Im Vergleich zum Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster (PCE) weist das Pearson-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster (PCR) eine viel höhere Rendite auf, jedoch sind die Risikomasse auch bedeutend schlechter (Tab. 49). Die Verhältnismaße favorisieren klar das Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster (PCE).

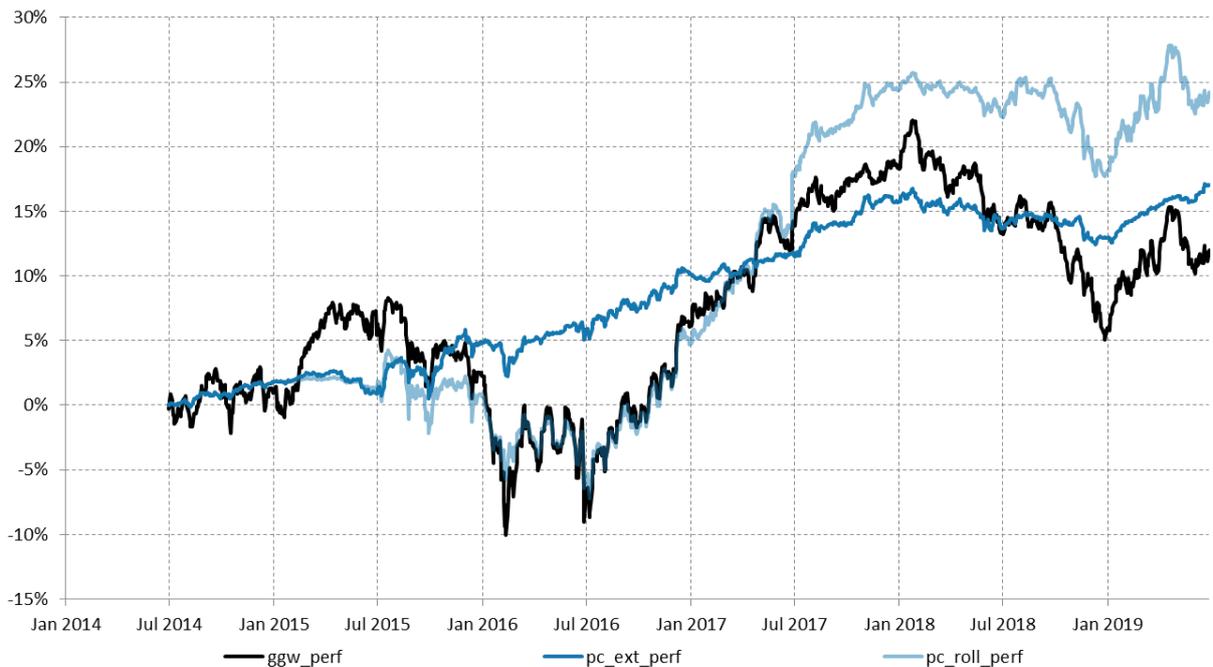


Abb. 94: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und rollierendem (roll) Zeitfenster ohne Datentransformation (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Das zweite Referenzportfolio mit dynamischer Gewichtung und *DCC*-Korrelation mit rollierendem beziehungsweise erweiterndem Zeitfenster zeigt ähnliche Gewichtungen wie das erste Referenzportfolio (Abb. 93). Es zeigt sich auch hier, dass die Gewichtungen über die Zeit eine gewisse Kohärenz bezüglich der Zeitfenstervariante aufweisen und die Gewichtungen der erweiternden Zeitfenstervariante insgesamt persistenter sind.

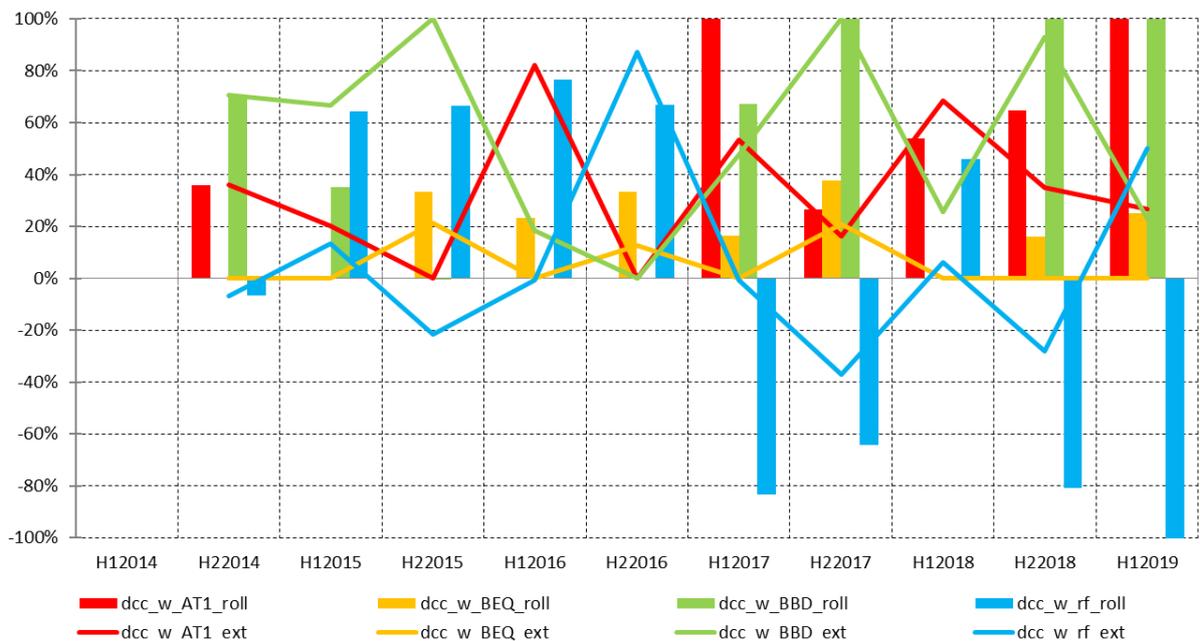


Abb. 95: Zeitliche Entwicklung der 4 Portfoliogewichte auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und rollierendem (roll) Zeitfenster ohne Datentransformation (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Während turbulenteren Marktphasen ab H12015 bis H22016 wurden die Gewichte für AT1-bPwa und Bankanleihen auf null gefahren, während die Aktiengewichtungen beibehalten oder erhöht wurden. Die operationellen Kennzahlen unterscheiden sich wie folgt: Das erweiternde Zeitfenster weist leicht höhere Portfolioumsatzzahlen auf durch einen höheren Wert von DGV (durchschnittliche Gewichtsveränderung) mit 35% im Vergleich zu 30%. Bezüglich dem durchschnittlich verwendeten Hebel weist das *DCC*-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster (DCE) mit 16% einen signifikant tieferen Wert aus als das *DCC*-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster (DCR) mit 72%. Auch die Bandbreite ist mit 37 zu -87% viel enger im Vergleich zu 125% zu -77%, wie in Tab. 49 ersichtlich ist.

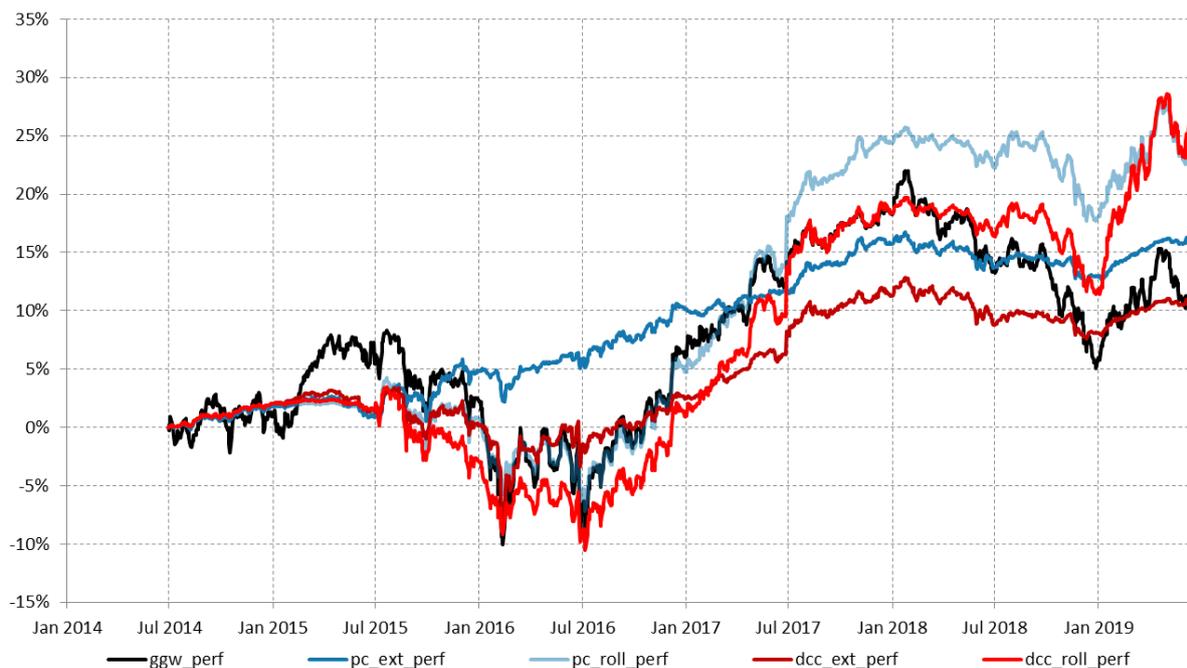


Abb. 96: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des Pearson- und *DCC*-Korrelationsmodells inkl. Referenzmasse mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und rollierendem (roll) Zeitfenster ohne Datentransformation (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Abb. 96 zeigt den Verlauf der kumulierten Rendite der fünf Portfolios. Die Portfolios mit der rollierenden Zeitfenstervariante weisen die höchste Rendite aus, d.h. 24.2% für PCR (Pearson-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster) und 28.3% für DCR (*DCC*-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster). DCE (*DCC*-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster) schneidet am schlechtesten ab und kann dies auch nicht durch bessere Risikomaße kompensieren. PCE (Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster) hingegen ist mit 24.2% schlechter als PCR und DCR hat aber durchwegs viel bessere Risikokennzahlen. So ist z.B. OME (Omega-Koeffizient) 26.8%, was ein attraktiveres, erwartetes Austauschverhältnis zwischen Gewinn und Verlust bedeutet (Tab. 49).

Kennzahl	GGP	PCE	PCR	DCE	DCR
KPR	12.3%	17.1%	24.2%	12.0%	28.4%
APR	2.3%	3.1%	4.3%	2.2%	4.9%
VOL	8.2%	2.4%	5.6%	3.8%	6.0%
SFE	-93.7%	-78.9%	42.9%	-102.5%	44.2%
KUR	14.46	9.74	17.94	28.36	14.82
CVR	-17%	-5%	-11%	-8%	-12%
SEV	6.0%	1.8%	3.9%	2.8%	4.1%
MAD	-17.0%	-3.7%	-11.0%	-10.6%	-13.6%
GVV	1.06	1.27	1.17	1.14	1.18
SKO	0.50	3.94	2.08	1.26	1.83
SHR	0.28	1.29	0.76	0.59	0.83
SOR	0.43	1.81	1.16	0.83	1.27
OME	5.9%	26.8%	17.0%	14.3%	17.9%
KAP	1.6%	7.0%	4.5%	2.8%	5.0%
DGV	0%	36%	34%	35%	30%
DHE	0%	68%	53%	15%	72%
MAH	0%	122%	94%	37%	125%
MIH	0%	-100%	-77%	-87%	-77%

KPR	Kumulierte Portfoliorendite	SEV	Semi-Volatilität	OME	Omegakoeffizient
APR	Annualisierte Portfoliorendite	MAD	Maximum Drawdown	KAP	Kappakoeffizient
VOL	Volatilität	GVV	Gewinn-Verlust-Verhältnis	DGV	durchschnittliche Gewichtsveränderung
SFE	Schiefe	SKO	Schmerzkoeffizient	DHE	durchschnittlicher Hebel
KUR	Kurtosis	SHR	Sharpe-Ratio	MAH	maximaler Hebel
CVR	CVaR (95%)	SOR	Sortino-Ratio	MIH	minimaler Hebel

Tab. 49: Kennzahlen der Renditeverteilung für die Portfolioevaluierung (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

### 5.2.3 Ergebnisse der Portfoliooptimierung auf Basis der Parameterschätzung anhand der MODWT-MSA

Dieser Unterabschnitt soll die Portfoliogewichtungen, Renditeentwicklungen und Portfoliokennzahlen, welche aus der Portfoliooptimierung auf Basis der Parameterschätzung anhand der MODWT-MSA resultieren, darstellen und beschreiben.

#### 5.2.3.1 Pearson-Korrelationsmodell mit erweiterndem Zeitfenster

Abb. 97 zeigt die zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit erweiterndem Zeitfenster und einer MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7. Es lässt sich erkennen, dass die Gewichtungen sehr persistent sind, aber über die Zeit und die Skalenbereiche abnehmen.

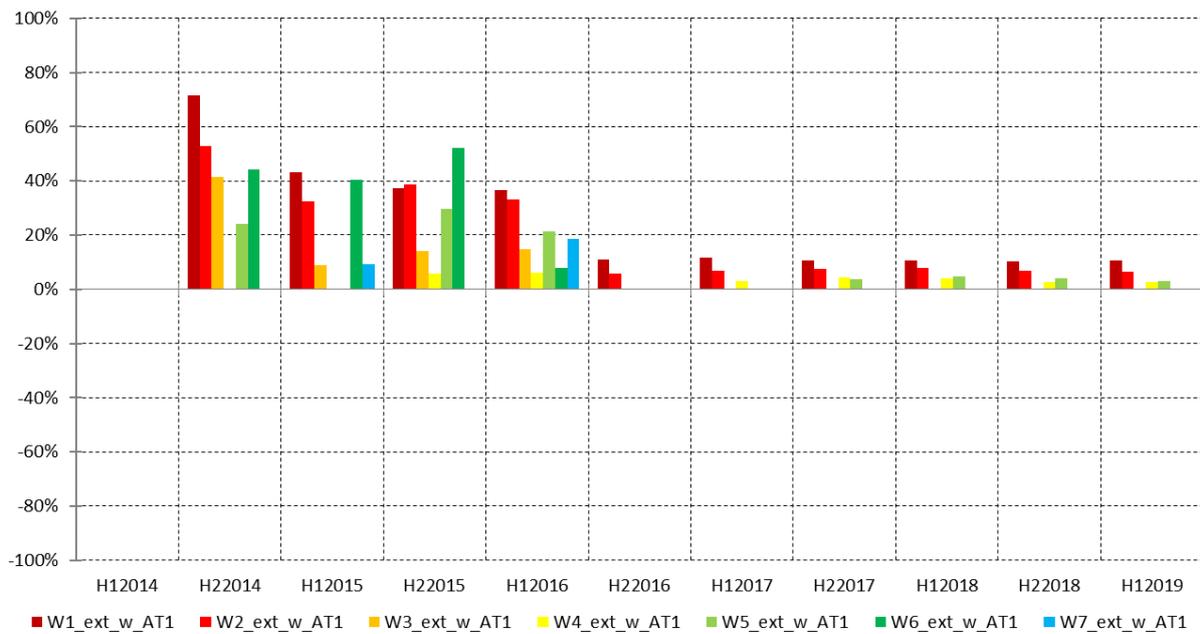


Abb. 97: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Das entsprechende Portfoliogewichts von Bankaktien weist nur in der zweiten Hälfte der Betrachtungsperiode und nur für bestimmte Skalenbereiche ein positives Gewicht auf (Abb. 98).

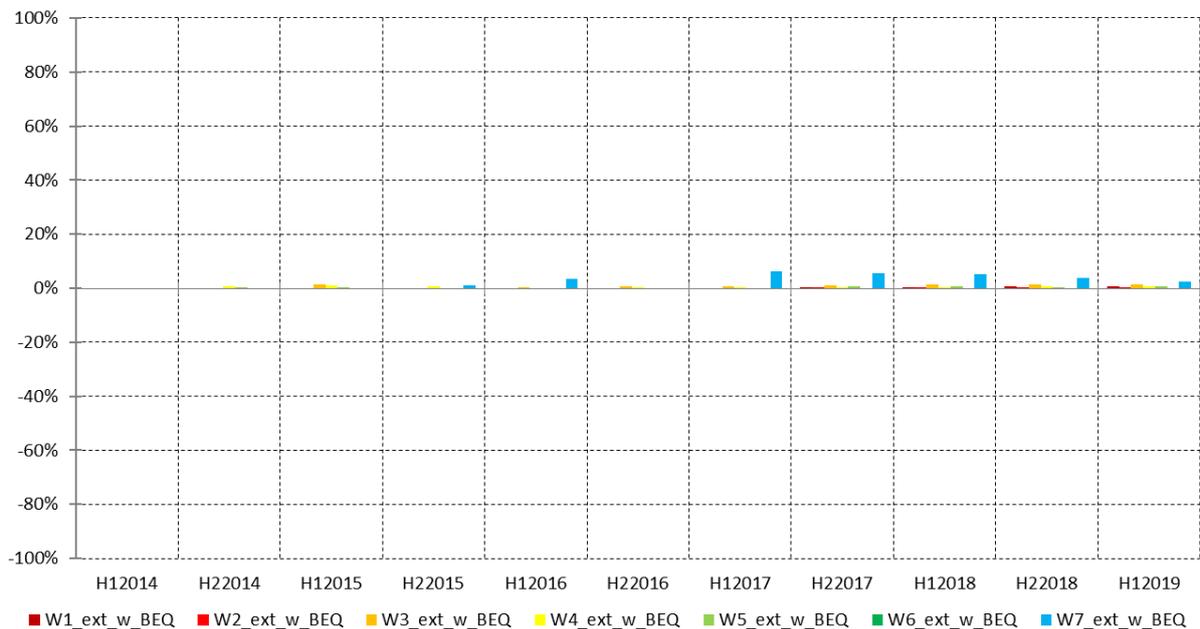


Abb. 98: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankaktien auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Ähnlich wie bei der Gewichtung der AT1-bPwa zeigt sich für die Bankanleihen eine hohe Persistenz des Gewichts über die Zeit, jedoch mit dem Unterschied, dass das Gewicht über den Skalenbereich zu- und nicht abnimmt (Abb. 99).

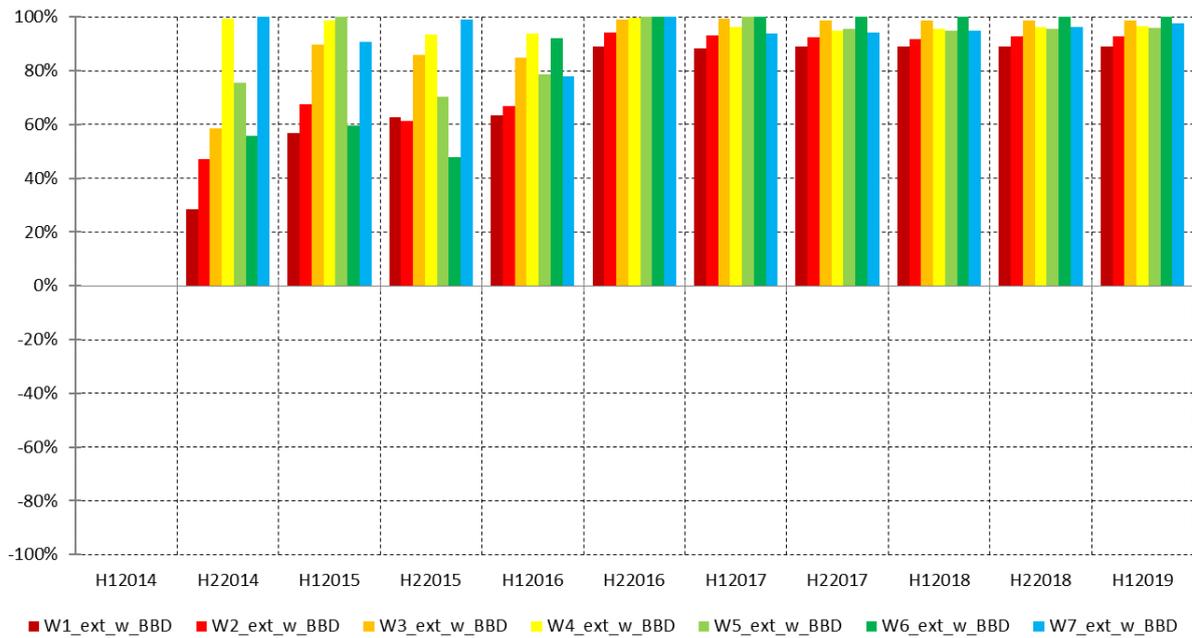


Abb. 99: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankanleihen auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die Variante mit erweiterndem Zeitfenster weist keinen effektiven Hebel auf. Die Gewichtung des Geldmarktinstrumentes ist daher beinahe null über die ganze Betrachtungsperiode für alle Skalenbereiche gesehen (Abb. 100).

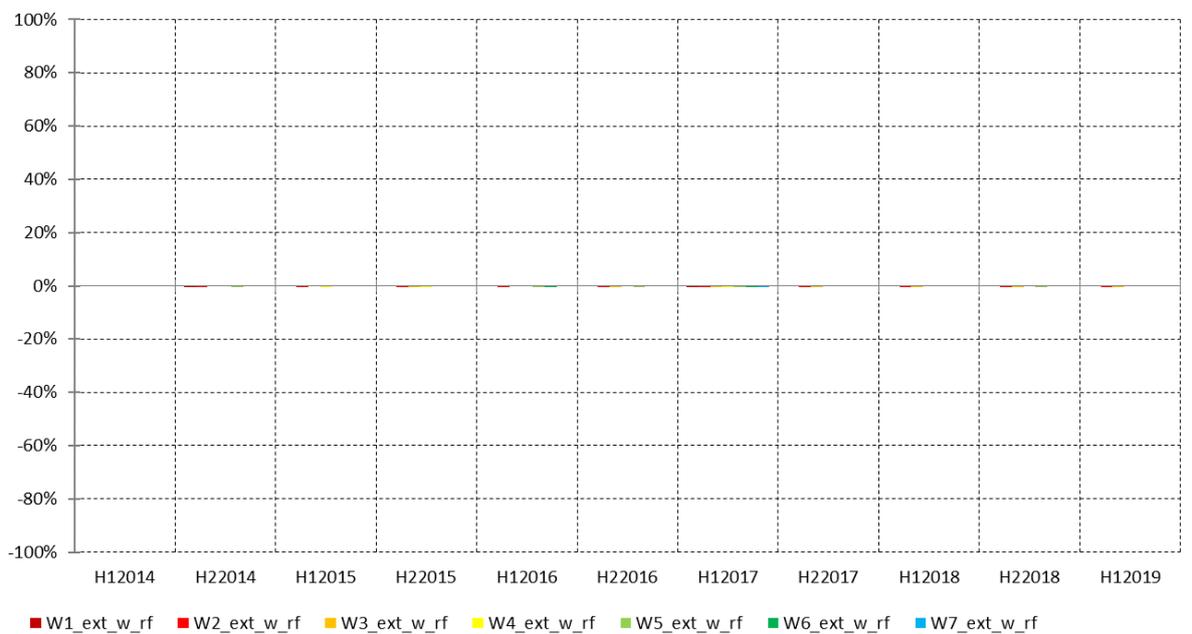


Abb. 100: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Geldmarktinstrumenten auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die turbulenten Marktphasen von 2016 haben auf alle Gewichtungen, und entsprechend auf die Portfoliorendite, keinen merklichen Einfluss gehabt. Dies hat auch zu tieferen Risikokennzahlen gegenüber den Referenzportfolios geführt. Im Vergleich zu den Referenzportfolios GGP (Gleichgewichtetes Portfolio) und PCE (Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster) ist die KPR (Kumulierte Portfoliorendite) und APR (Annualisierte Portfoliorendite) über alle Skalenbereiche tiefer (Abb. 101). Das Verhältnis zwischen Rendite- und Risikokennzahlen zeigt, besonders für W4E und W6E (MODWT-MSA-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster), ähnliche Ergebnisse wie das Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster.

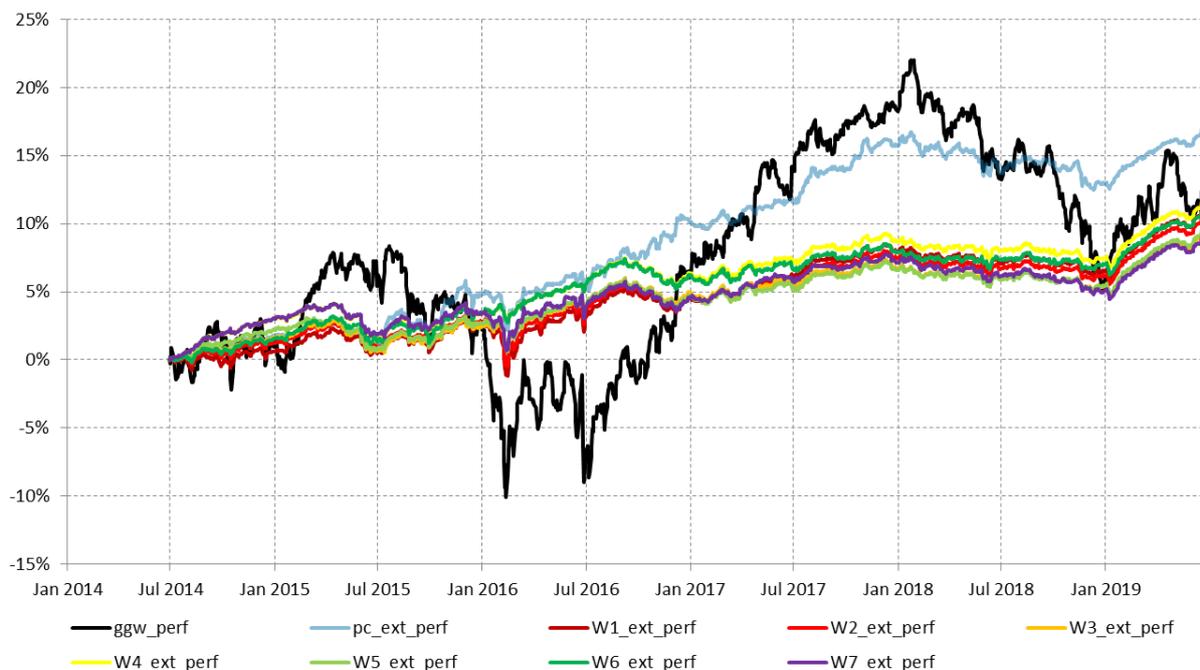


Abb. 101: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells inkl. Referenzmasse mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die operationellen Kennzahlen zeigen in Tab. 50, dass der Portfolioumsatz indiziert durch die durchschnittliche Gewichtsveränderung und auch durch Durchschnitt und Bandbreite des Hebels viel kleiner sind als bei den Referenzportfolios mit Werten bei null oder leicht höher.

Kennzahl	GGP	PCE	DCE	W1E	W2E	W3E	W4E	W5E	W6E	W7E
KPR	12.6%	17.1%	11.7%	11.2%	10.7%	9.5%	11.7%	9.7%	11.1%	9.1%
APR	2.3%	3.1%	2.2%	2.1%	2.0%	1.8%	2.2%	1.8%	2.1%	1.7%
VOL	8.2%	2.4%	3.8%	2.0%	1.9%	1.6%	1.5%	1.7%	1.6%	1.8%
SFE	-93.8%	-78.9%	-118.7%	-108.7%	-100.6%	-54.4%	-51.0%	-68.6%	-39.1%	-116.1%
KUR	14.46	9.74	29.68	20.07	18.00	7.31	5.81	9.50	5.09	17.57
CVR	-17%	-5%	-8%	-4%	-4%	-3%	-3%	-3%	-3%	-4%
SEV	6.0%	1.8%	2.8%	1.5%	1.4%	1.2%	1.1%	1.3%	1.2%	1.4%
MAD	-17.0%	-3.7%	-10.9%	-4.0%	-3.7%	-2.4%	-2.5%	-2.5%	-2.1%	-3.3%
GVV	1.06	1.27	1.14	1.22	1.22	1.21	1.27	1.21	1.25	1.19
SKO	0.51	3.94	1.21	3.47	3.24	2.70	3.43	2.68	3.49	2.23
SHR	0.28	1.29	0.57	1.04	1.05	1.09	1.40	1.07	1.30	0.94
SOR	0.44	1.81	0.79	1.44	1.44	1.53	1.99	1.48	1.85	1.29
OME	6.0%	26.8%	14.0%	22.2%	21.8%	20.8%	27.0%	20.8%	24.6%	19.3%
KAP	1.7%	7.0%	2.6%	5.1%	5.2%	6.3%	8.4%	5.9%	8.0%	4.7%
DGV	0%	36%	35%	5%	5%	4%	1%	7%	5%	5%
DHE	0%	68%	16%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
MAH	0%	122%	37%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
MIH	0%	-100%	-87%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%

KPR	Kumulierte Portfoliorendite	SEV	Semi-Volatilität	OME	Omegakoeffizient
APR	Annualisierte Portfoliorendite	MAD	Maximum Drawdown	KAP	Kappakoeffizient
VOL	Volatilität	GVV	Gewinn-Verlust-Verhältnis	DGV	durchschnittliche Gewichtsveränderung
SFE	Schiefe	SKO	Schmerzoeffizient	DHE	durchschnittlicher Hebel
KUR	Kurtosis	SHR	Sharpe-Ratio	MAH	maximaler Hebel
CVR	CVaR (95%)	SOR	Sortino-Ratio	MIH	minimaler Hebel

Tab. 50: Kennzahlen der Renditeverteilung für die Portfolioevaluierung (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

### 5.2.3.2 Pearson-Korrelationsmodell mit rollierendem Zeitfenster

Abb. 102 zeigt die zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit rollierendem Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7. Es kann erkannt werden, dass die Gewichtungen weniger persistent über die Zeit sind als in der erweiternden Zeitfenstervariante. Die verschiedenen Skalenbereiche haben tendenziell ähnliche Gewichtungen, es ist aber keine systematische Skalenabhängigkeit sichtbar.

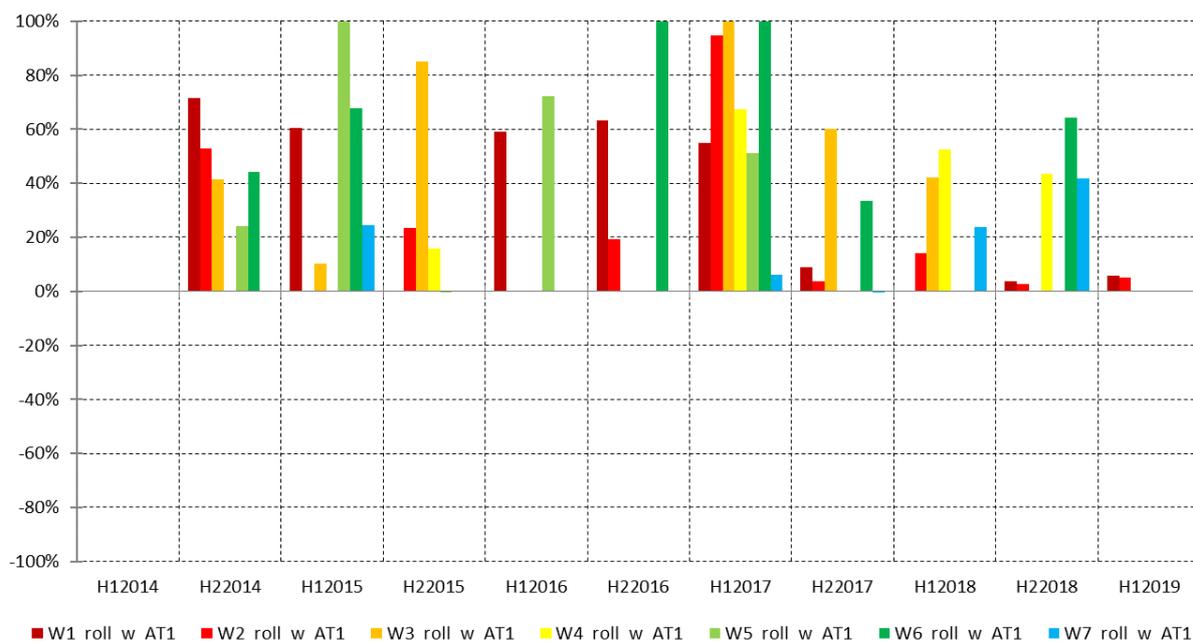


Abb. 102: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Das entsprechende Portfoliogewichts von Bankaktien ab dem Beginn der turbulenten Marktphase von H22015 bis Ende H22016 ein Gewicht von teilweise beinahe 40% auf. Im Vergleich zu der erweiternden Zeitfenstervariante ist die Gewichtung somit einiges höher (Abb. 103).

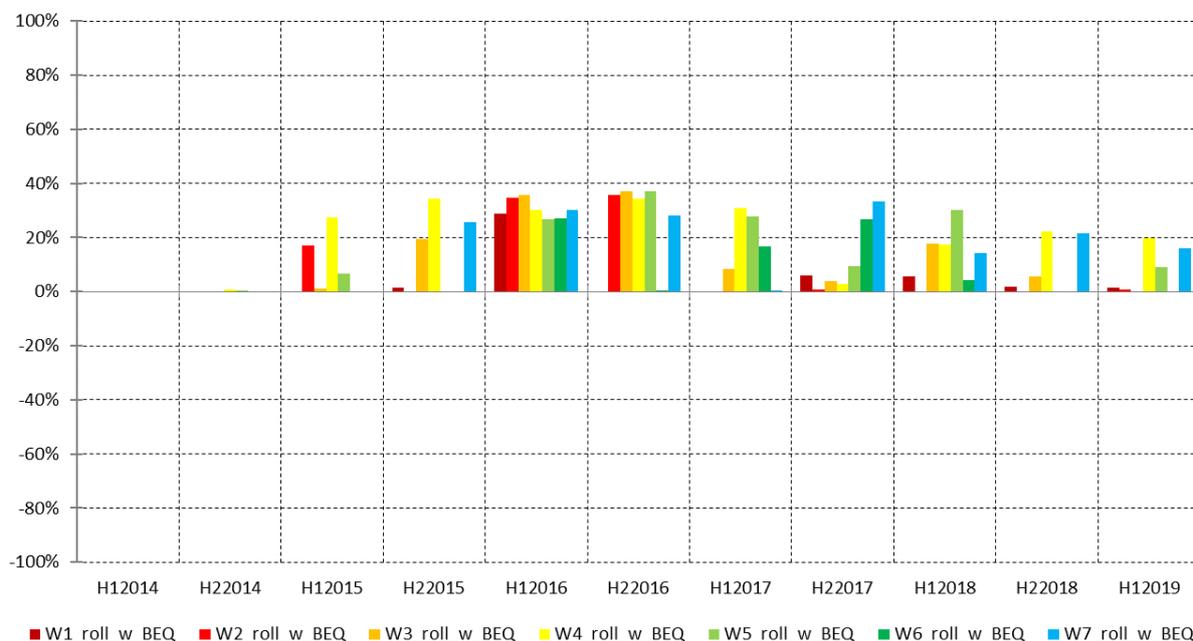


Abb. 103: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankaktien auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die Gewichtung für die Bankanleihen zeigt gewisse Unregelmäßigkeiten über die Zeit beziehungsweise die verschiedenen Skalenbereiche (Abb. 104). Teilweise werden Gewichtungen vollständig zurückgefahren und 2 Perioden später wieder aufgebaut (H12017 und H22017).

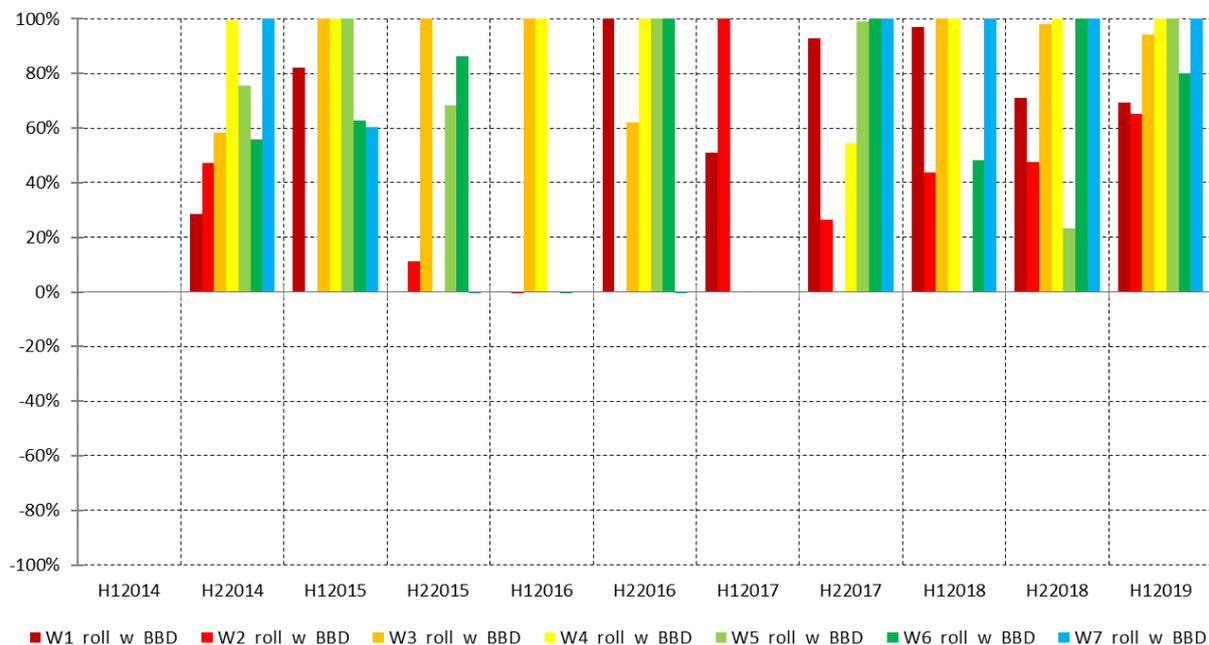


Abb. 104: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankanleihen auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Anders als bei der Variante mit erweiterndem Zeitfenster wird teilweise das Portfolio gehebelt oder es wird in das Geldmarktinstrument investiert. Die Schwankungen sind groß über die Zeit und die verschiedenen Skalenbereiche. Z.B. wird für W7\_rol\_w\_rf ein Gewicht von 59% für H22015 berechnet und im nächsten Halbjahr wird das Portfolio mit über 90% gehebelt (Abb. 105).

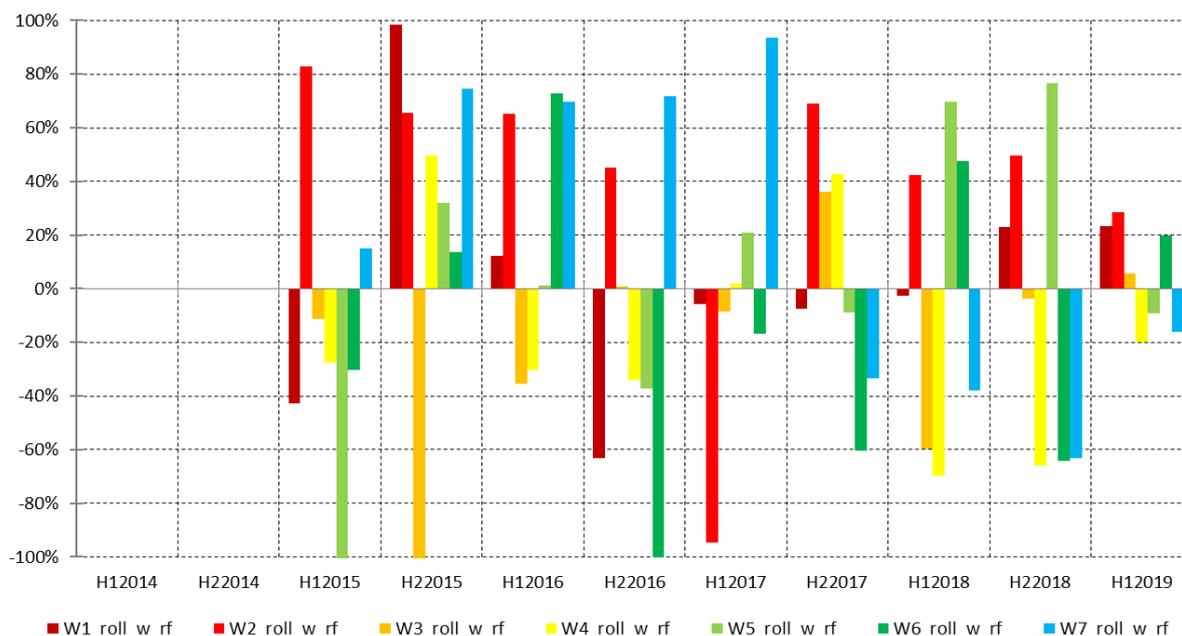


Abb. 105: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Geldmarktinstrumenten auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die Streuung der verschiedenen Portfoliorenditen ist bei der Variante mit rollierendem Zeitfenster viel größer. Keine der Portfolios über die verschiedenen Skalenbereiche konnte bezüglich der Mehrheit der Rendite- und Risikokennzahlen besser abschneiden. *MAD* (*Maximum Drawdown*) stellt hier mit -12% bis -11.1% für W1R-W3R (*MODWT*-MSA-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster) im Vergleich zu -17% für GGP (Gleichgewichtetes Portfolio) und -13.6% für DCR (*DCC*-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster) die Ausnahme dar Abb. 106.

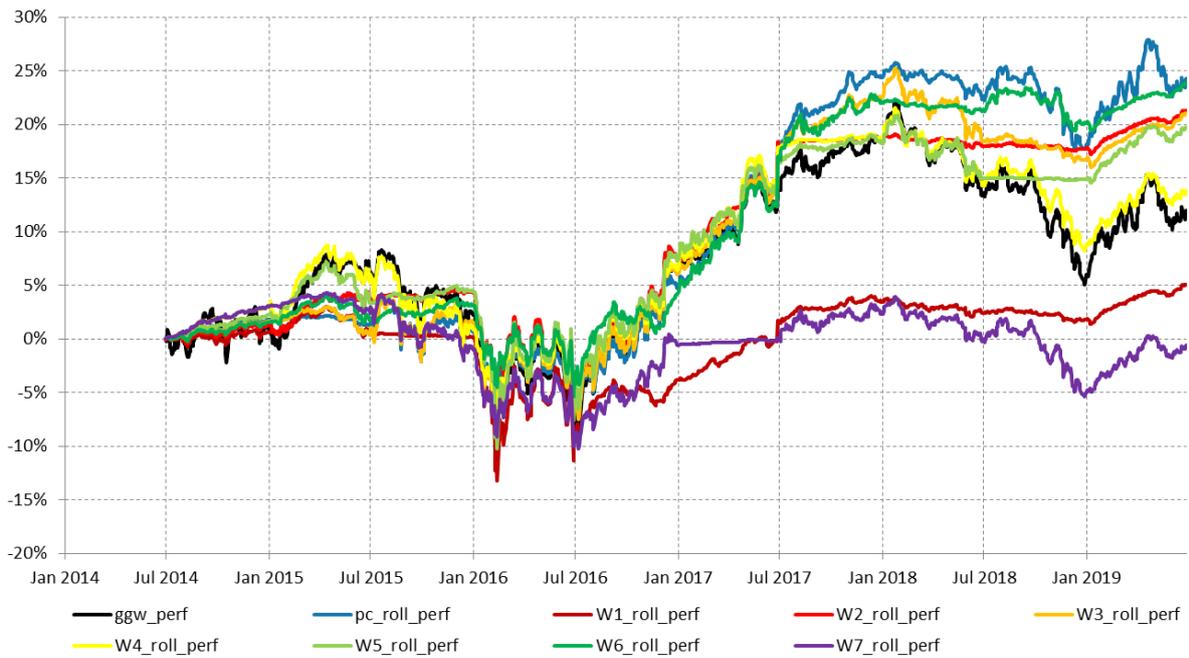


Abb. 106: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des Pearson-Korrelationsmodells inkl. Referenzmasse mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die operationellen Kennzahlen zeigen in Tab. 51 ähnliche Werte auf wie die Referenzportfolios. DGV (durchschnittliche Gewichtsveränderung) ist bei den alternativen Portfolios etwas tiefer und DHE (durchschnittlicher Hebel), sowie die Bandbreite des angewendeten Hebels sind ebenfalls tiefer sowie enger.

Kennzahl	GGP	PCR	DCR	W1R	W2R	W3R	W4R	W5R	W6R	W7R
KPR	12.6%	24.2%	28.4%	5.1%	21.3%	21.0%	13.9%	19.8%	23.8%	-0.6%
APR	2.3%	4.3%	4.9%	1.0%	3.8%	3.7%	2.5%	3.5%	4.2%	-0.1%
VOL	8.2%	5.6%	6.0%	5.5%	5.5%	6.2%	6.5%	6.7%	4.7%	5.3%
SFE	-93.8%	42.9%	44.2%	-347.2%	-98.2%	-66.0%	-38.9%	-208.5%	55.6%	-127.5%
KUR	14.46	17.94	14.82	71.84	36.21	30.90	14.99	41.50	45.07	21.77
CVR	-17%	-11%	-12%	-11%	-11%	-13%	-13%	-13%	-9%	-11%
SEV	6.0%	3.9%	4.1%	4.3%	4.0%	4.5%	4.6%	5.0%	3.3%	3.9%
MAD	-17.0%	-11.0%	-13.6%	-15.7%	-11.2%	-11.2%	-14.5%	-16.2%	-9.0%	-13.9%
GVV	1.06	1.17	1.18	1.07	1.21	1.16	1.09	1.15	1.23	1.00
SKO	0.51	2.08	1.83	0.36	3.41	1.47	0.64	1.31	3.31	-0.03
SHR	0.28	0.76	0.83	0.17	0.69	0.60	0.39	0.53	0.89	-0.02
SOR	0.44	1.16	1.27	0.26	0.99	0.88	0.60	0.76	1.33	0.01
OME	6.0%	17.0%	17.9%	6.6%	20.9%	15.7%	8.7%	15.2%	23.4%	0.1%
KAP	1.7%	4.5%	5.0%	0.7%	3.1%	2.9%	2.3%	2.3%	4.4%	0.0%
DGV	0%	34%	30%	23%	26%	27%	28%	44%	40%	17%
DHE	0%	53%	72%	20%	47%	37%	41%	32%	54%	38%
MAH	0%	94%	125%	63%	95%	104%	70%	107%	100%	63%
MIH	0%	-77%	-77%	-98%	-83%	-36%	-50%	-76%	-73%	-94%

KPR	Kumulierte Portfoliorendite	SEV	Semi-Volatilität	OME	Omegakoeffizient
APR	Annualisierte Portfoliorendite	MAD	Maximum Drawdown	KAP	Kappakoeffizient
VOL	Volatilität	GVV	Gewinn-Verlust-Verhältnis	DGV	durchschnittliche Gewichtsveränderung
SFE	Schiefe	SKO	Schmerzkoeffizient	DHE	durchschnittlicher Hebel
KUR	Kurtosis	SHR	Sharpe-Ratio	MAH	maximaler Hebel
CVR	CVaR (95%)	SOR	Sortino-Ratio	MIH	minimaler Hebel

Tab. 51: Kennzahlen der Renditeverteilung für die Portfolioevaluierung (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

### 5.2.3.3 DCC-Korrelationsmodell mit erweiterndem Zeitfenster

Abb. 107 zeigt die zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des DCC-Korrelationsmodells mit erweiterndem Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7. Es kann erkannt werden, dass die Gewichtungen weniger persistent über die Zeit sind als bei der Pearson-Korrelationsvariante mit gleicher Zeitfenstervariante. Ebenfalls lässt sich keine systematische Skalenabhängigkeit erkennen.

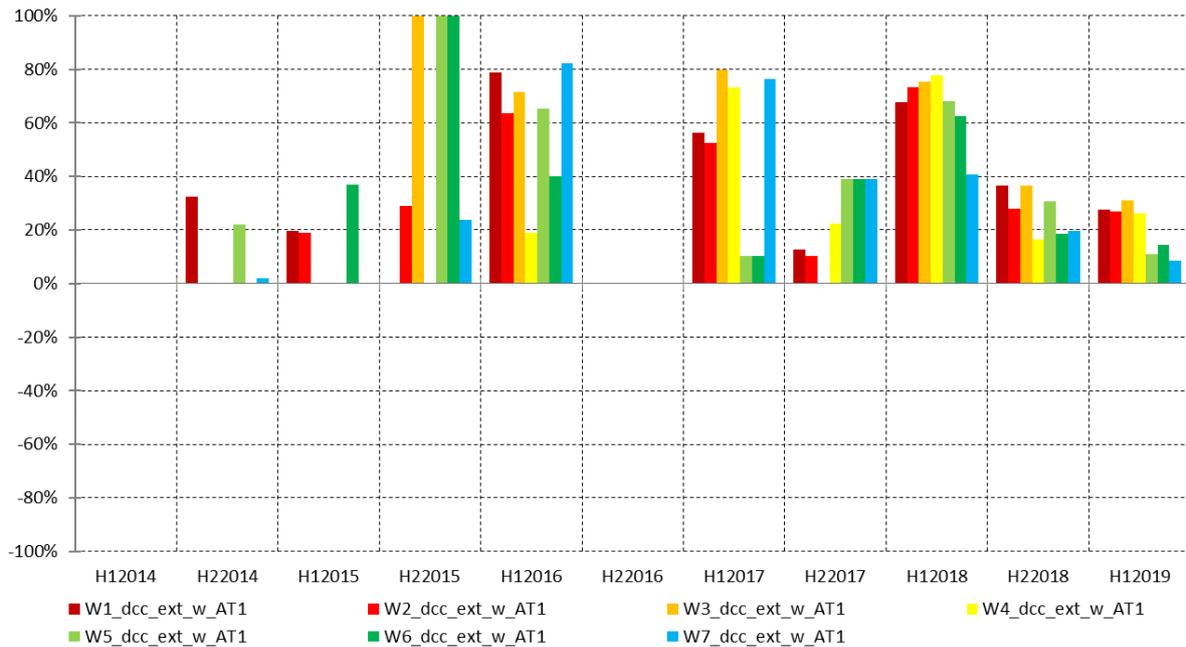


Abb. 107: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die Gewichtung für die Bankaktien zeigt gewisse Unregelmäßigkeiten über die Zeit beziehungsweise die verschiedenen Skalenbereiche (Abb. 108). Insgesamt fällt die Allokation aber viel kleiner aus als für die anderen zwei Anlagebausteine.

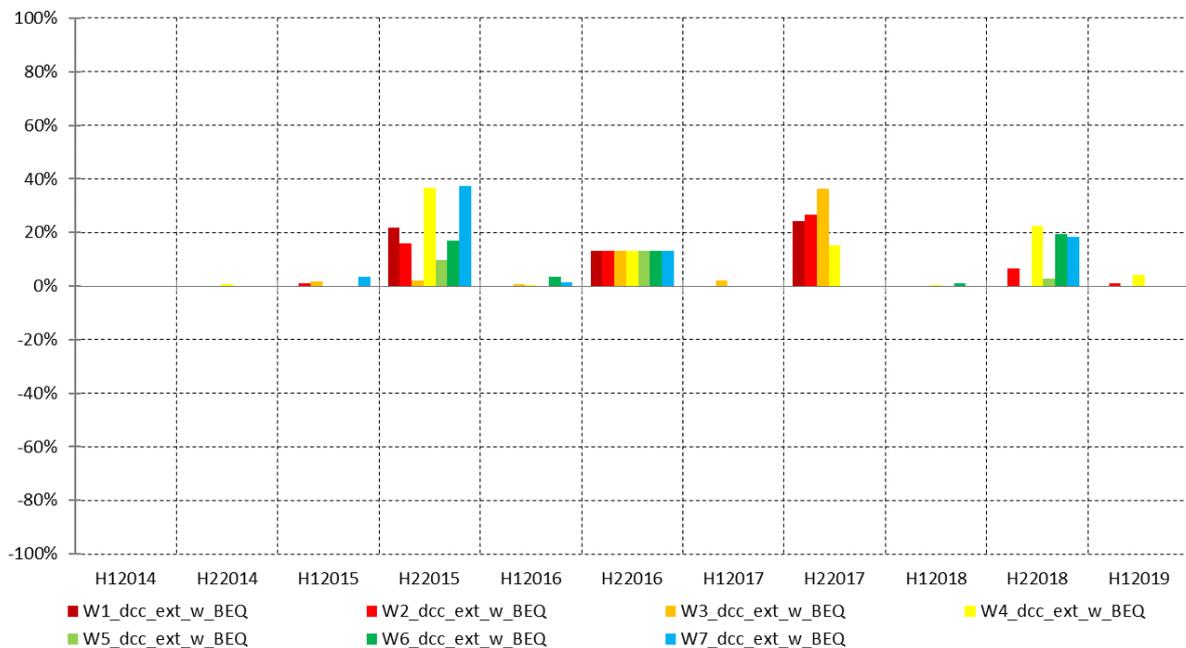


Abb. 108: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankaktien auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Bei der Gewichtung der Bankanleihen zeigt sich eine gewisse Regelmäßigkeit über die Zeit und auch eine Kohärenz über die Skalenbereiche (Abb. 109).

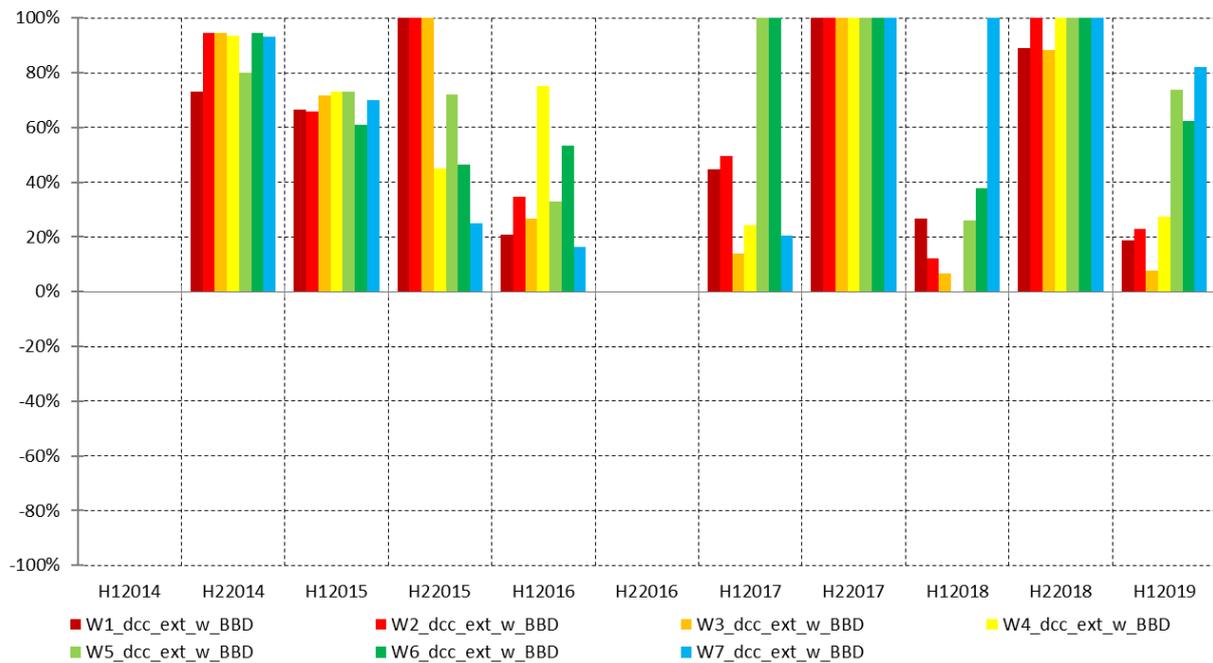


Abb. 109: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankanleihen auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die zeitliche Entwicklung des Hebels über die Zeit weist große Schwankungen auf. Vor der gestressten Marktphase im Jahr 2016 wird für viele Skalenbereiche ein Hebel verwendet, welcher aufgelöst wird im nächsten Halbjahr und sogar in eine Anlage in das Geldmarktinstrument resultiert für H22016. Für den Rest der Betrachtungsperiode alterniert das Vorzeichen des Hebels von Periode zu Periode (Abb. 110).

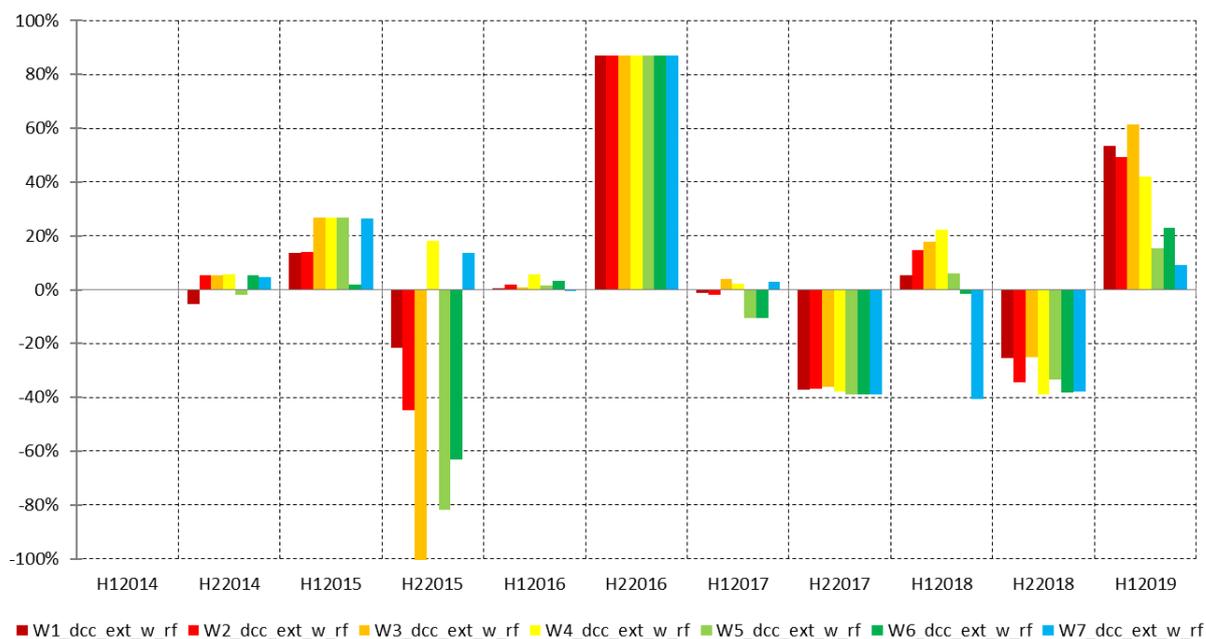


Abb. 110: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Geldmarktinstrumenten auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die Streuung der verschiedenen Portfoliorenditen ist bedeutend größer (Standardabweichung über die Skalenbereiche: 3.8%) im Vergleich zu der Pearson-Korrelationsvariante mit sonst gleichen Variateneigenschaften (Standardabweichung über die Skalenbereiche: 0.9%). Es kann aber kein Mehrwert gegenüber den Referenzportfolios festgestellt werden, für die Mehrheit der Skalenbereiche, bezüglich des Rendite-Risiko-Verhältnis. Die Ausnahme bildet D3E (*MODWT*-MSA-*DCC*-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster) mit einer Rendite über die Betrachtungsperiode von 19.8% mit ähnlichen oder leicht schlechteren Verhältniskennzahlen (Abb. 111).

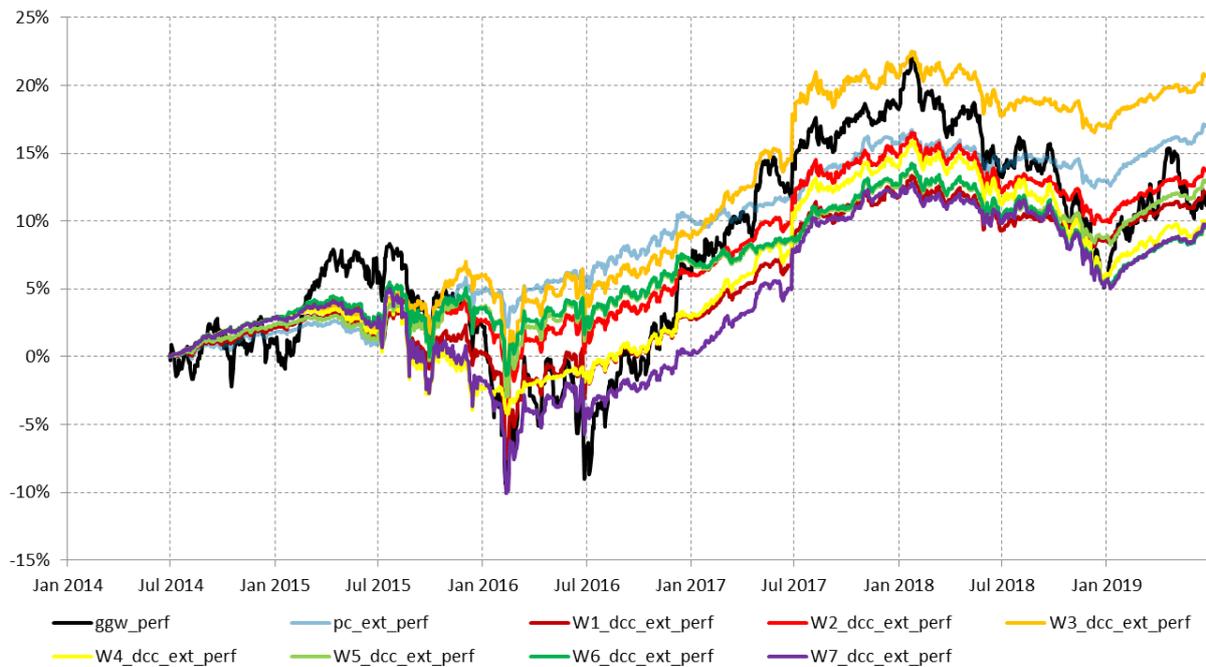


Abb. 111: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des *DCC-Korrelationsmodells* inkl. Referenzmasse mit erweiterndem (ext) Zeitfenster und einer *MODWT-MSA*-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die operationellen Kennzahlen zeigen in Tab. 52 ähnliche Werte auf wie die Referenzportfolios. DGV (durchschnittliche Gewichtsveränderung) ist bei den alternativen Portfolios besonders im höheren Skalenbereich etwas tiefer und DHE (durchschnittlicher Hebel), sowie die Bandbreite des angewendeten Hebels, sind ebenfalls, im Vergleich zu PCE (Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster), tiefer sowie enger.

Kennzahl	GGP	PCE	DCE	D1E	D2E	D3E	D4E	D5E	D6E	D7E
KPR	12.6%	17.1%	11.7%	12.1%	13.8%	20.7%	10.0%	13.0%	9.6%	9.8%
APR	2.3%	3.1%	2.2%	2.2%	2.5%	3.7%	1.9%	2.4%	1.8%	1.8%
VOL	8.2%	2.4%	3.8%	3.7%	3.4%	3.8%	3.8%	3.3%	3.4%	4.7%
SFE	-93.8%	-78.9%	-118.7%	-98.8%	-69.6%	33.2%	55.2%	-136.9%	-95.1%	-38.7%
KUR	14.46	9.74	29.68	27.94	21.78	36.14	24.18	22.60	15.18	24.78
CVR	-17%	-5%	-8%	-8%	-7%	-8%	-8%	-7%	-7%	-10%
SEV	6.0%	1.8%	2.8%	2.8%	2.5%	2.7%	2.7%	2.5%	2.5%	3.5%
MAD	-17.0%	-3.7%	-10.9%	-10.6%	-8.1%	-8.2%	-8.9%	-7.5%	-7.9%	-14.4%
GJV	1.06	1.27	1.14	1.14	1.17	1.24	1.11	1.17	1.12	1.10
SKO	0.51	3.94	1.21	1.27	1.61	2.80	0.70	1.87	1.02	0.60
SHR	0.28	1.29	0.57	0.59	0.74	0.96	0.49	0.72	0.53	0.38
SOR	0.44	1.81	0.79	0.83	1.05	1.41	0.73	0.99	0.73	0.56
OME	6.0%	26.8%	14.0%	14.4%	16.9%	23.7%	11.3%	17.0%	11.6%	9.8%
KAP	1.7%	7.0%	2.6%	2.8%	3.7%	4.8%	2.8%	3.4%	2.7%	2.0%
DGV	0%	36%	35%	35%	36%	40%	36%	28%	29%	24%
DHE	0%	68%	16%	18%	30%	54%	38%	33%	30%	29%
MAH	0%	122%	37%	37%	45%	102%	39%	82%	63%	41%
MIH	0%	-100%	-87%	-87%	-87%	-87%	-87%	-87%	-87%	-87%

KPR	Kumulierte Portfoliorendite	SEV	Semi-Volatilität	OME	Omegakoeffizient
APR	Annualisierte Portfoliorendite	MAD	Maximum Drawdown	KAP	Kappakoeffizient
VOL	Volatilität	GJV	Gewinn-Verlust-Verhältnis	DGV	durchschnittliche Gewichtsveränderung
SFE	Schiefe	SKO	Schmerzkoeffizient	DHE	durchschnittlicher Hebel
KUR	Kurtosis	SHR	Sharpe-Ratio	MAH	maximaler Hebel
CVR	CVaR (95%)	SOR	Sortino-Ratio	MIH	minimaler Hebel

Tab. 52: Kennzahlen der Renditeverteilung für die Portfolioevaluierung (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

#### 5.2.3.4 DCC-Korrelationsmodell mit rollierendem Zeitfenster

Abb. 112 zeigt die zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des DCC-Korrelationsmodells mit rollierendem Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7. Es kann erkannt werden, dass zu Beginn der Betrachtungsperiode die Gewichtung sehr unregelmäßig und stark schwankend über die Skalenbereiche bzw. Zeit erfolgte. Erst nach der gestressten Marktperiode von 2016 zeigt sich eine gewisse Regelmäßigkeit auf.

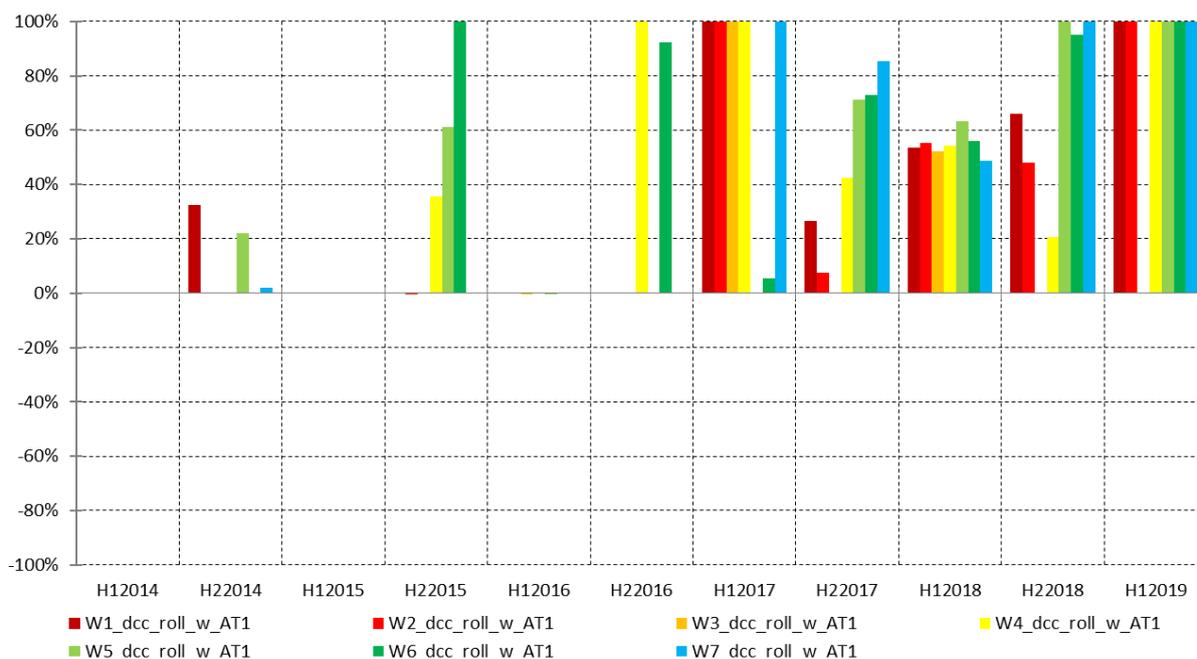


Abb. 112: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von AT1-bPwa auf Basis des DCC-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Das entsprechende Portfoliogewichts von Bankaktien weist ab H22015 ein persistentes Gewicht, auf tiefem Niveau auf, auf. Für H12018 fällt dieses aber zwischenzeitlich wieder auf null (Abb. 113).

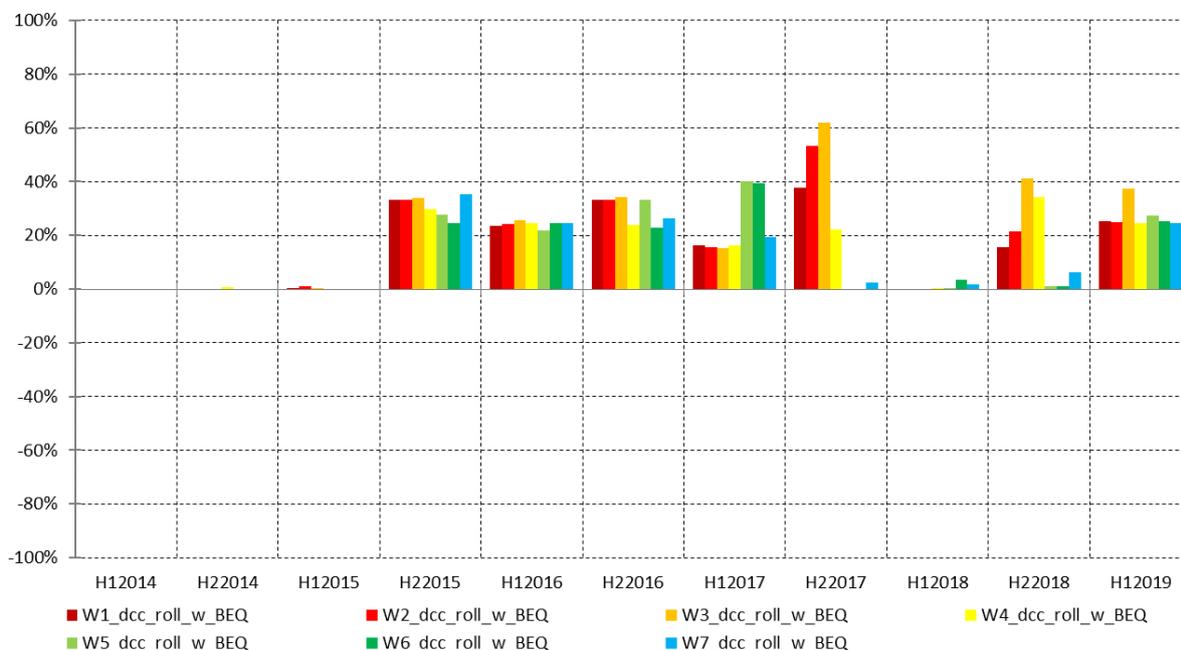


Abb. 113: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankaktien auf Basis des DCC-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer MODWT-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Anfänglich weist die Gewichtung von Bankanleihen teilweise ein Wert von mehr als 80% auf, welcher dann auf rund 30% für die nächste und null für die übernächste Periode fällt, um dann wieder stark anzusteigen, für gewisse Skalenbereiche, ab H12017 bis Ende der Betrachtungsperiode (Abb. 114).

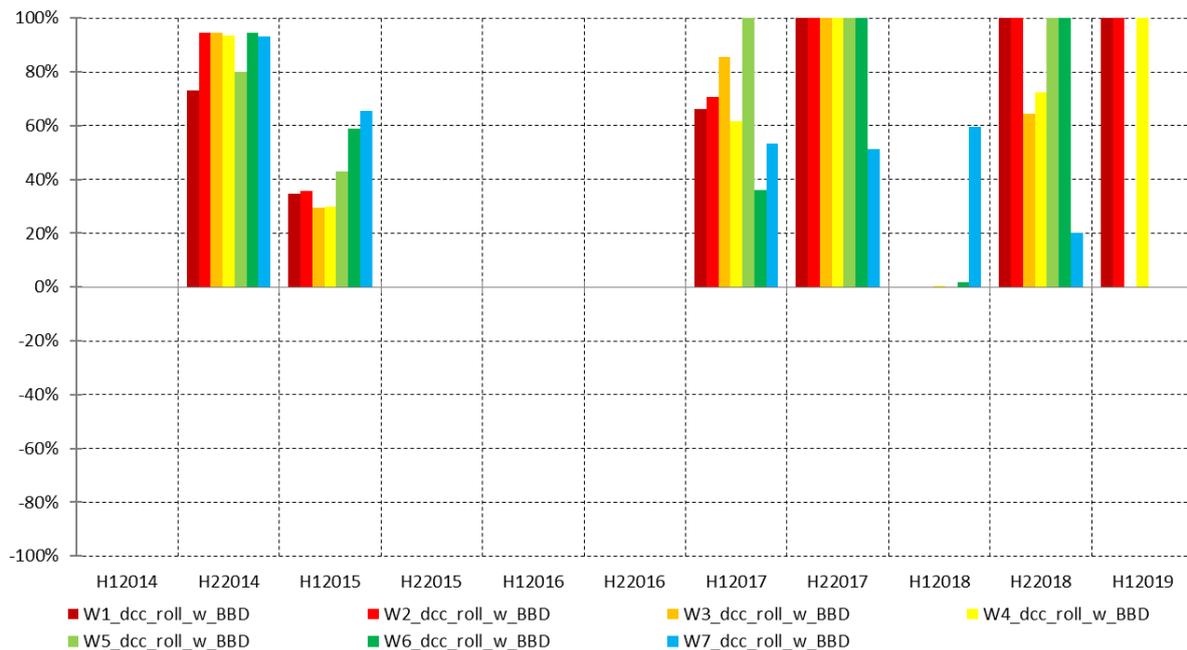


Abb. 114: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Bankanleihen auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Der Hebel weist zeitlich, wie auch über die Skalenbereiche, eine temporäre Persistenz auf. Nach der gestressten Marktperiode von 2016 wechselt das positive Gewicht in ein negatives, was zu einer Hebelung des Portfolios führt. Dieser Vorzeichenwechsel kehrt sich aber für H12018 zwischenzeitlich wieder, um dann für den Rest der Betrachtungsperiode erneut einen negativen Wert aufzuweisen (Abb. 115).

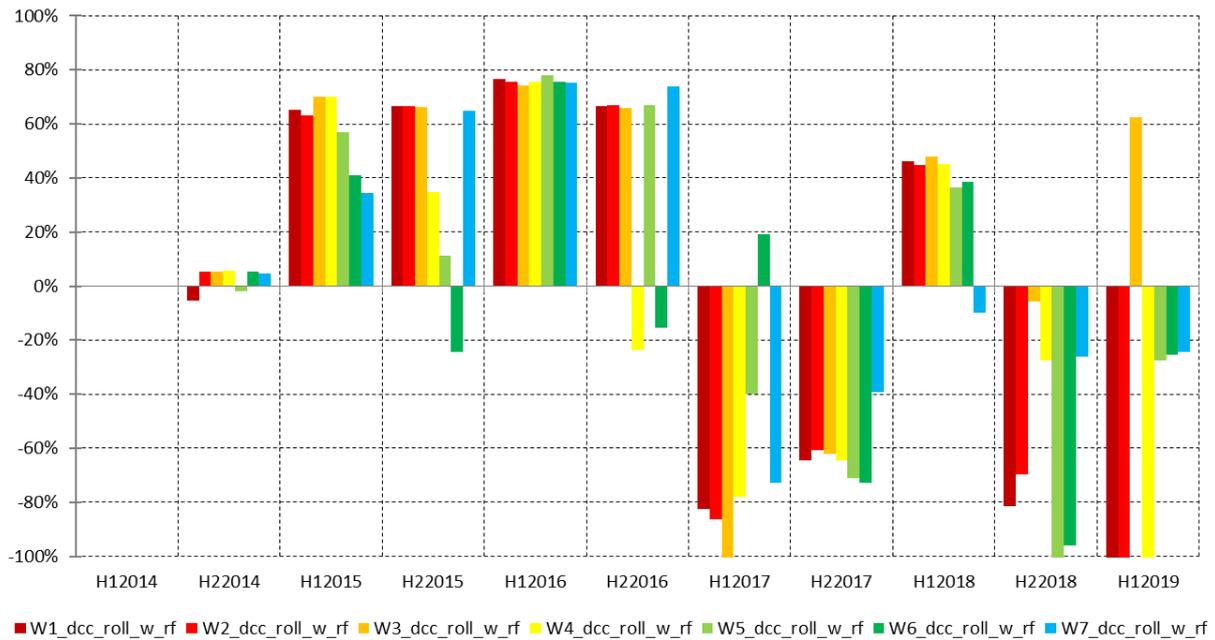


Abb. 115: Zeitliche Entwicklung des Portfoliogewichts von Geldmarktinstrumenten auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die Streuung der verschiedenen Portfoliorenditen ist bei der Variante mit rollierendem Zeitfenster viel größer. Besonders die Portfolios in längeren Skalenbereich D4R und D6R zeigen einen Mehrwertwert gegenüber den Referenzportfolios auf. Sie haben nicht nur bessere Renditekennzahlen, sondern auch Verhältniskennzahlen (Abb. 116).

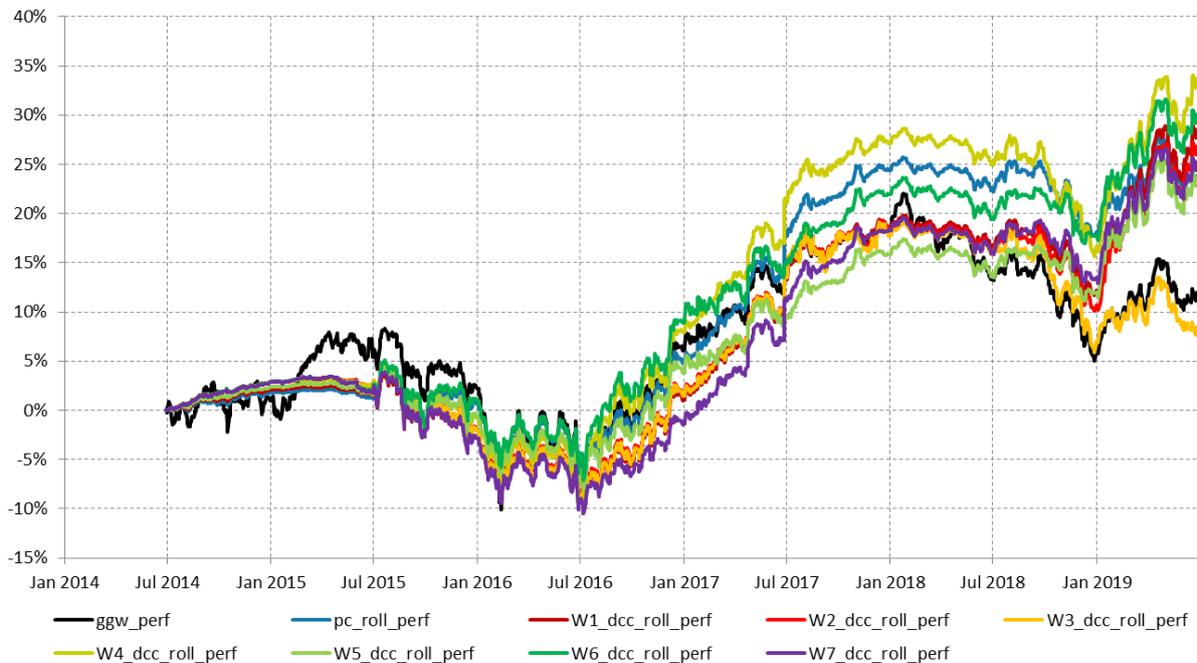


Abb. 116: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des *DCC*-Korrelationsmodells inkl. Referenzmasse mit rollierendem (roll) Zeitfenster und einer *MODWT*-MSA-Datentransformation bis zu einem Skalierungsparameter von 7 (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Die operationellen Kennzahlen weisen in Tab. 53 ähnliche Werte wie bei den Referenzportfolios auf. DGV (durchschnittliche Gewichtsveränderung) ist bei den alternativen Portfolios leicht tiefer für gewisse Skalenbereiche und DHE (durchschnittlicher Hebel), sowie die Bandbreite des angewendeten Hebels sind für die höheren Skalenbereiche leicht tiefer sowie enger.

Kennzahl	GGP	PCR	DCR	D1R	D2R	D3R	D4R	D5R	D6R	D7R
KPR	12.6%	24.2%	28.3%	28.5%	26.9%	8.5%	33.7%	23.7%	30.1%	25.2%
APR	2.3%	4.3%	4.9%	5.0%	4.7%	1.6%	5.8%	4.2%	5.2%	4.4%
VOL	8.2%	5.6%	6.0%	6.0%	6.2%	6.5%	6.2%	5.7%	6.0%	5.8%
SFE	-93.8%	42.9%	44.3%	44.2%	36.1%	21.4%	24.8%	-17.0%	-30.6%	38.4%
KUR	14.46	17.94	14.84	14.89	13.79	12.66	14.46	8.75	10.10	17.94
CVR	-17%	-11%	-12%	-12%	-12%	-13%	-12%	-11%	-12%	-12%
SEV	6.0%	3.9%	4.1%	4.1%	4.2%	4.5%	4.3%	4.0%	4.2%	4.0%
MAD	-17.0%	-11.0%	-13.6%	-13.6%	-13.8%	-14.3%	-13.0%	-11.8%	-11.6%	-13.9%
GVV	1.06	1.17	1.18	1.18	1.16	1.06	1.21	1.16	1.19	1.17
SKO	0.51	2.08	1.82	1.84	1.65	0.44	2.37	1.88	2.68	1.49
SHR	0.28	0.76	0.83	0.83	0.76	0.25	0.93	0.74	0.87	0.77
SOR	0.44	1.16	1.26	1.27	1.17	0.40	1.39	1.11	1.29	1.16
OME	6.0%	17.0%	17.8%	18.0%	16.4%	5.6%	20.7%	15.6%	18.9%	16.8%
KAP	1.7%	4.5%	5.0%	5.1%	4.7%	1.6%	5.4%	4.4%	5.0%	4.5%
DGV	0%	34%	30%	30%	33%	35%	32%	32%	41%	19%
DHE	0%	53%	72%	72%	85%	56%	64%	48%	47%	35%
MAH	0%	94%	125%	125%	125%	101%	125%	101%	96%	73%
MIH	0%	-77%	-77%	-77%	-76%	-74%	-76%	-78%	-75%	-75%

KPR	Kumulierte Portfoliorendite	SEV	Semi-Volatilität	OME	Omegakoeffizient
APR	Annualisierte Portfoliorendite	MAD	Maximum Drawdown	KAP	Kappakoeffizient
VOL	Volatilität	GVV	Gewinn-Verlust-Verhältnis	DGV	durchschnittliche Gewichtsveränderung
SFE	Schiefe	SKO	Schmerzkoeffizient	DHE	durchschnittlicher Hebel
KUR	Kurtosis	SHR	Sharpe-Ratio	MAH	maximaler Hebel
CVR	CVaR (95%)	SOR	Sortino-Ratio	MIH	minimaler Hebel

Tab. 53: Kennzahlen der Renditeverteilung für die Portfolioevaluierung (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

### 5.2.3.5 Zusammenfassung und Interpretation

Die Portfoliooptimierung auf Basis der Parameterschätzung anhand der *MODWT*-MSA zeigt, im Hinblick auf die zu testenden Hypothesen, vielversprechende Ergebnisse auf, wobei die Schätzverfahren mit rollierendem Zeitfenster im Durchschnitt riskantere Portfolioallokationen produzieren (Tab. 54). Dies zeigt sich in der höheren durchschnittlichen Allokation von *AT1*-bPwa und Bankaktien. Dies lässt sich durch den viel trägeren Algorithmus<sup>147</sup> und somit persistenteren optimalen Gewichten erklären.

Im Vergleich zu den Referenzportfolios zeigen sich aber auch bedeutende Unterschiede auf. Für die Referenzportfolios sind Bankanleihen im Durchschnitt, beziehungsweise Median, der dominante

<sup>147</sup> Im Kapitel bezüglich den Parameterschätzungen wurde schon beobachtet, dass sich ein erweiterndes Zeitfenster negativ auf die Adaptivität des Schätzverfahrens, oder hier Algorithmus, auswirkt.

Anlagebaustein, wie in Tab. 54<sup>148</sup> in der oberen Hälfte ersichtlich ist. Dies lässt sich ebenfalls für die alternativen Schätzverfahren, in der unteren Hälfte von Tab. 54, konstatieren, außer für WZ\_dcc\_roll\_w\_XXX, welches mit 41% die höchste durchschnittliche AT1-Gewichtung aufweist. Die Aktiengewichtung stellt bei allen Schätzverfahren den kleinsten Wert dar. Bei beiden DCC-Korrelationsmodellen ist die durchschnittliche Aktiengewichtung mit 19% und 18% am höchsten im Vergleich zu den Verfahren mit dem Pearson-Korrelationsmodell.

Gewichtung	pc_ext_w_XXX				pc_roll_w_XXX				dcc_w_XXX_ext				dcc_w_XXX_roll			
	AT1	BEQ	BBD	rf	AT1	BEQ	BBD	rf	AT1	BEQ	BBD	rf	AT1	BEQ	BBD	rf
Durchschnitt	32%	2%	76%	-9%	43%	15%	50%	-8%	33%	6%	54%	7%	38%	19%	48%	-4%
Median	29%	0%	86%	-10%	49%	15%	50%	-16%	30%	0%	56%	0%	29%	20%	51%	20%
Min	0%	0%	0%	-102%	0%	0%	0%	-94%	0%	0%	0%	-37%	0%	0%	0%	-125%
Max	100%	13%	100%	87%	100%	33%	100%	77%	79%	24%	100%	87%	100%	38%	100%	77%

Gewichtung	WZ_ext_w_XXX				WZ_roll_w_XXX				WZ_dcc_ext_w_XXX				WZ_dcc_roll_w_XXX			
	AT1	BEQ	BBD	rf	AT1	BEQ	BBD	rf	AT1	BEQ	BBD	rf	AT1	BEQ	BBD	rf
Durchschnitt	12%	1%	88%	0%	26%	13%	59%	2%	32%	6%	58%	4%	38%	18%	42%	2%
Median	5%	0%	94%	0%	6%	6%	69%	0%	25%	0%	68%	3%	21%	22%	35%	6%
Min	0%	0%	28%	0%	0%	0%	0%	-107%	0%	0%	0%	-102%	0%	0%	0%	-125%
Max	72%	6%	100%	0%	100%	37%	100%	98%	100%	37%	100%	87%	100%	62%	100%	78%

Tab. 54: Deskriptive Statistiken der Gewichtungen der verschiedenen Portfolios (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e)). Die farblichen Unterschiede sollen das numerische Spektrum der Werte hervorheben, wobei grün hohe Werte und rot tiefe Werte darstellen. Das Pearson- und das DCC-Modell mit originalen Daten wird mit pc bzw. mit dcc abgekürzt. Für die Variante mit transformierten Daten anhand der MSA werden für das Pearson-Modell die Abkürzung WZ bzw. für das DCC-Modell die Abkürzung WZ\_dcc gebraucht. Die Bausteine wurden abgekürzt. AT1-bPwa wird dabei durch AT1 und die Bankaktien bzw. die Bankanleihen durch BEQ bzw. BBD gekennzeichnet. Die Zeitfenstervarianten wurden durch ext für erweiternd und roll für rollierend gekennzeichnet.

Zu einem gewissen Maß können die Ergebnisse von Jang *et al.* (2020) nachvollzogen werden, da die Aktiengewichtungen insgesamt tiefer ausfallen als für die anderen zwei Anlagebausteine. Durch die tiefe Korrelation für alle Parameterschätzverfahren bezüglich Bankaktien und Bankanleihen lassen sich, aber bessere risikoadjustierte Renditen realisieren als ohne Beimischung der beiden Bausteine. Insgesamt konnten gewisse Strategien einen positiven Renditebeitrag durch die Allokation in Bankaktien verzeichnen, auch wenn über die ganze Beitragsperiode eine negative Gesamtrendite für den Anlagebaustein resultierte. Für Strategien mit Parameterschätzungen anhand der MODWT-MSA im hohen Skalenbereich sind die Aktienallokationen im Durchschnitt höher im Vergleich zu den Referenzportfolios mit 13.2% (W7\_roll\_w\_BEQ) und 17.6% (W7\_dcc\_roll\_w\_BEQ), womit die Ergebnisse dieser Studie suggerieren, dass aus empirischer Sicht die Ergebnisse von Jang *et al.* (2020) kontraindiziert sind.

<sup>148</sup> Durch Rundungen kann es sein, dass sich die Durchschnittsgewichtungen nicht auf 100% aufaddieren.

### 5.2.3.6 Ergebnisse bezogen auf die Hypothesen

Auf Basis der Ergebnisse von Tab. 48 bis Tab. 53 lässt sich schließen, dass für die erste Forschungsfrage aus dem Kapitel des Forschungsschwerpunktes keine eindeutige Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite nachgewiesen werden konnte. Besonders für Strategien, welche ein erweiterndes Zeitfenster benutzen, konnten zwar bedeutende Verbesserungen auf der Risikoseite gegenüber dem gleichgewichteten Portfolio (GGP), dem Pearson-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster (PCR), dem *DCC*-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster (DCE) und dem *DCC*-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster (DCR) vermerkt werden. Jedoch nicht gegenüber dem Pearson-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster (PCE), welches zudem eine bessere Performance aufweist als die Portfolios W1E bis W7E (*MODWT*-MSA-Korrelations-Portfolio mit erweiterndem Zeitfenster). Die Variante mit rollierendem Zeitfenster hat zwar eine bessere Performance, jedoch schlechtere Risikokennzahlen (Volatilität (VOL), Kurtosis (KUR), *Conditional Value-at-Risk* (95%) (CVR), Semi-Volatilität (SEV) und *Maximum Drawdown* (MAD)). Somit lässt sich keine Verbesserung auf Basis der Verhältniskennzahlen (GVV bis KAP) feststellen. Die durchschnittlichen Gewichtsänderungen sind substantiell tiefer als bei den Referenzportfolios, was eine Indikation für tiefere Transaktionskosten bedeuten kann. Auch der Durchschnitt und die Bandbreite des verwendeten Hebels sind tiefer.

Bezüglich der zweiten Forschungsfrage/Hypothese, lässt sich im Gegensatz zu der ersten Frage eine klare Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite konstatieren. Besonders die Portfolios D4R und D6R mit KPR von 33.7% und 30.1% beziehungsweise 5.8% und 5.2% für die APR sind hervorzuheben. Die hohe Rendite vermag die, besonders bezüglich der VOL, erhöhten Risikowerte zu kompensieren. Dies zeigt sich in den attraktiven Verhältniskennzahlen (GVV bis KAP) im Vergleich zu den Referenzportfolios.

## 5.2.4 Ergebnisse der Portfoliooptimierung auf Basis der Parameterschätzungen mit BN-erweiterter Wahrscheinlichkeitsverteilung

### 5.2.4.1 Übersicht der Resultate

Die Gewichtungen der optimierten Portfolios auf Basis des BN-Korrelationsmodells sind in Abb. 117 visualisiert. Im Vergleich zu den Referenzportfolios ist das BNC-Portfolio stark gehebelt. DGV sind für die Referenzportfolios 0% für GGP (Gleichgewichtetes Portfolio), 3% je für PCR (Pearson-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster) und DCR (DCC-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster) und 19% für BNC (BN-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster) (Tab. 55).

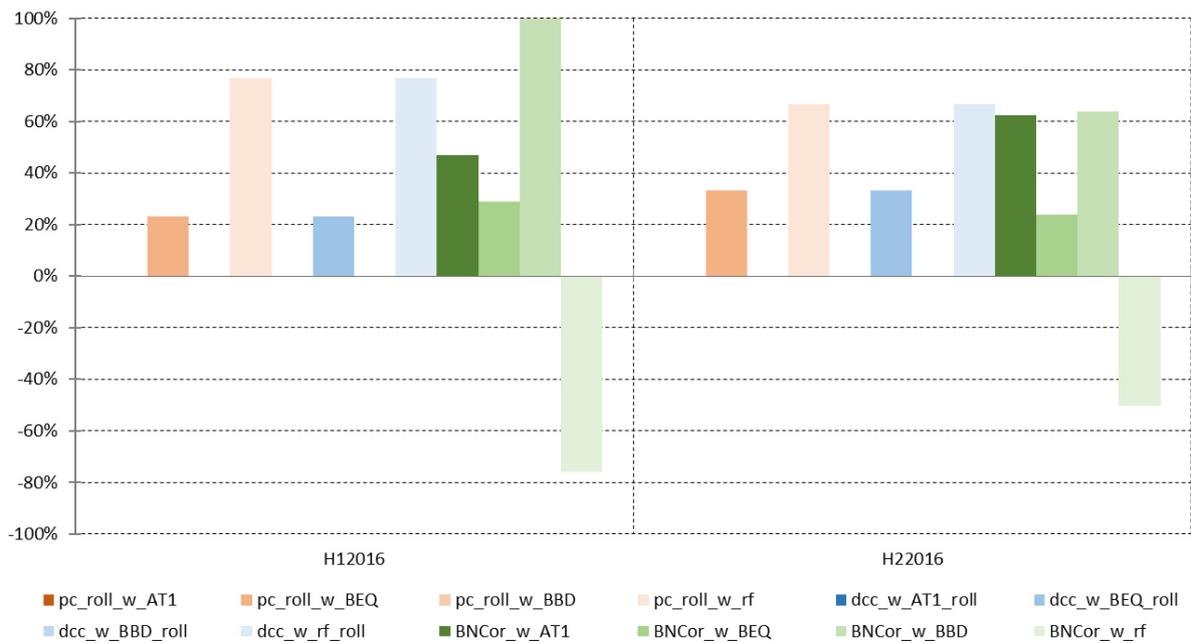


Abb. 117: Zeitliche Entwicklung der Portfoliogewichte auf Basis des BN-Korrelationsmodells mit rollierendem (roll) Zeitfenster und ohne Datentransformation (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Der höhere Hebel zahlt sich aber mit einer 2% höheren Portfoliorendite aus, da die Mittel zu einem größeren Anteil als bei den Referenzportfolios in AT1-bPwa und Bankaktien investiert wurde. Besonders in der zweiten Hälfte dieser verkürzten Betrachtungsperiode konnte so ein Renditevorsprung erzielt werden (Abb. 118) Abb. 118: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des BN-Korrelationsmodells inkl. Referenzmasse mit rollierendem (roll) Zeitfenster und ohne Datentransformation .

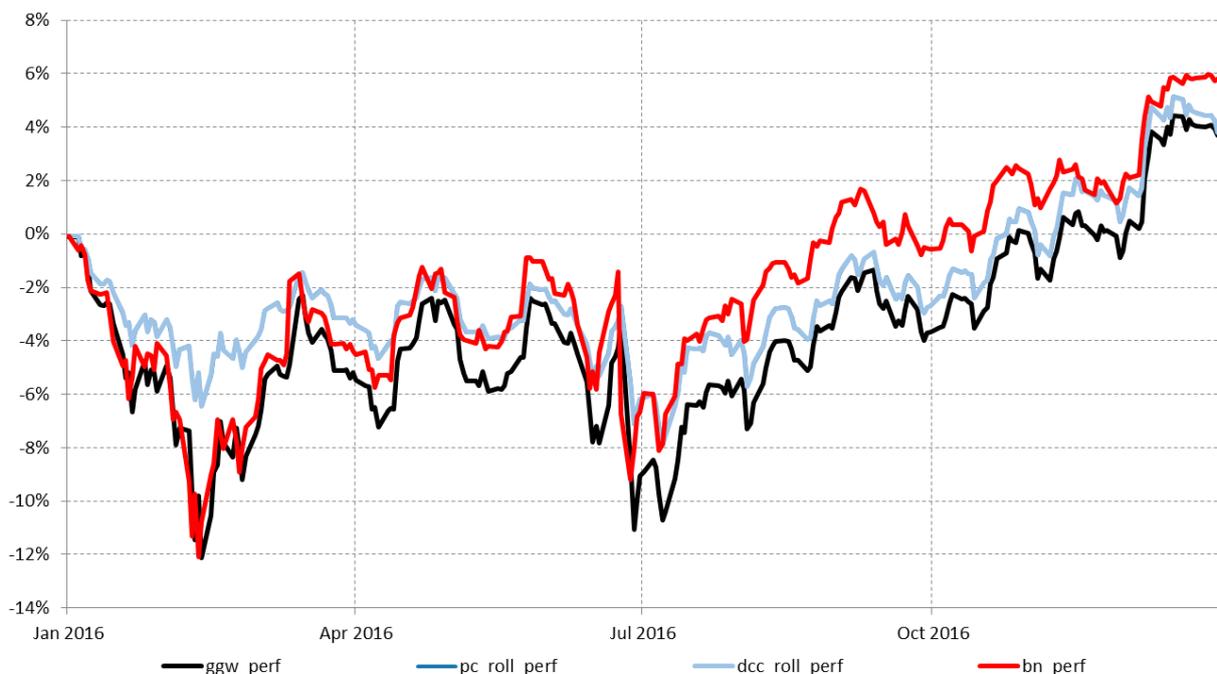


Abb. 118: Zeitliche Entwicklung der Portfoliorenditen auf Basis des BN-Korrelationsmodells inkl. Referenzmasse mit rollierendem (roll) Zeitfenster und ohne Datentransformation (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

Durch die riskanteren Anlagen sind aber auch die Risikokennzahlen höher als bei den Referenzportfolios (außer das gleichgewichtete Portfolio (GGP)), wobei aber schlechtere Risikokennzahlen entstanden sind. Vergleicht man Rendite und Risiko anhand der Verhältniskennzahlen so kann mit dem BN-Korrelations-Portfolio mit rollierendem Zeitfenster (BNC) ein Mehrwert erzielt werden: Außer der Kappa-Koeffizient (KAP) sind alle Werte leicht bis moderat höher.

Kennzahl	GGP	PCR	DCR	BNC
KPR	3.7%	3.8%	3.8%	5.8%
VOL	12.8%	8.4%	8.4%	12.3%
SFE	-1.27	-0.64	-0.64	-1.46
KUR	11.32	6.58	6.57	13.32
CVR	-26.0%	-17.0%	-17.0%	-25.0%
SEV	9.7%	6.1%	6.1%	9.5%
MAD	-12.1%	-8.0%	-8.1%	-12.1%
GVV	1.06	1.08	1.08	1.10
SKO	0.94	1.37	1.31	2.06
SHR	0.28	0.44	0.43	0.45
SOR	0.45	0.66	0.65	0.66
OME	6.4%	8.3%	8.2%	10.1%
KAP	1.7%	2.7%	2.7%	2.5%
DGV	0%	3%	3%	19%
DHE	kein Hebel	kein Hebel	kein Hebel	63%
MAH	kein Hebel	-67%	-67%	76%
MIH	kein Hebel	-77%	-77%	50%

KPR	Kumulierte Portfoliorendite	SEV	Semi-Volatilität	OME	Omegakoeffizient
APR	Annualisierte Portfoliorendite	MAD	Maximum Drawdown	KAP	Kappakoeffizient
VOL	Volatilität	GVV	Gewinn-Verlust-Verhältnis	DGV	durchschnittliche Gewichtsveränderung
SFE	Schiefe	SKO	Schmerzkoeffizient	DHE	durchschnittlicher Hebel
KUR	Kurtosis	SHR	Sharpe-Ratio	MAH	maximaler Hebel
CVR	CVaR (95%)	SOR	Sortino-Ratio	MIH	minimaler Hebel

Tab. 55: Kennzahlen der Renditeverteilung für die Portfolioevaluierung (Quelle: Eigene Darstellung und Berechnungen auf Basis der Marktdaten (Bloomberg L.P., 2019e))

#### 5.2.4.2 Zusammenfassung und Interpretation

Die Ergebnisse des BN-basierten Parameterschätzverfahren können die Resultate der Studie von Jang *et al.* (2020) nicht nachvollziehen, dass Bankaktien eine schlechte Beimischung sind, mit dem Ergebnis von besseren risikoadjustierten Portfoliorenditen, wenn nur AT1-bPwa und ein Geldmarktinstrument kombiniert werden. Bankaktien führen hier jedoch zu effizienteren Portfolioallokationen - auch in einer gestressten Marktsituation, wie in Tab. 55 ersichtlich ist, durch die Gewichtung von 29% für H12016 und 24% für H22016. Bankanleihen, welche in der erwähnten Studie ebenfalls als ineffizient wegfallen, haben hier das größte Gewicht. Im Gegensatz zur Studie scheint auch eine *Short*-Position

anstatt eine *Long*-Position im Geldmarktinstrument zu einer effizienteren Allokation, und somit zu einer verbesserten risikoadjustierten Portfoliorendite, zu führen.

#### 5.2.4.3 Ergebnisse bezogen auf die Hypothese

Die hypothesenkonstituierende Untersuchung bildet die Fragestellung, ob die Schätzung der Portfolioparameter anhand von PGMs zu einer verbesserten risikoadjustierten Portfoliorendite führt als mit traditionellen Methoden. Der Betrachtungszeitraum soll sich, wie schon erwähnt, auf die beiden Krisenhalbjahre von 2016 beschränken. Es lässt sich in Tab. 55 erkennen, dass das Portfolio mit BN-basierten Parameter gesamthaft eine bessere Rendite aufweist im Vergleich zu den Referenzportfolios mit 5.8%. Die VOL ist aber auch entsprechend höher mit 12.3%. Die Verteilung der Renditen ist außerdem linksschief und hat eine im Vergleich hohe Kurtosis, was ein höheres Risiko des Portfolios impliziert. Auch das *Tail*-Risiko ist höher, da der *Conditional Value-at-Risk* (95%) (CVR) -25% beträgt. Wenn diese erhöhten Risiken mit der Rendite in verschiedene Verhältnisse gesetzt werden, zeigen die meisten Verhältniskennzahlen (Gewinn-Verlust-Verhältnis (GVV), Schmerzkoeffizient (SIN), *Sharpe Ratio* (SHR), *Sortino Ratio* (SOR) und Omega-Koeffizient (OME)) eine Verbesserung der risikoadjustierten Rendite an.

### 6 Handlungsempfehlungen und Lösungsansätze

---

Dieses Kapitel soll die Resultate und Erkenntnisse aus dem empirischen Bereich in Handlungsempfehlungen und Lösungsansätze für die Forschung beziehungsweise Praxis übersetzen.

#### 6.1 Forschungsperspektive

Der Fokus der aktuellen Forschung, bezüglich des Forschungsobjektes, auf einzelne Kapitalinstrumente und somit eine isolierte Betrachtungsweise, vernachlässigt das Diversifikationspotential eines kombinierten Finanzportfolios. Diese Forschungsarbeit konnte einen Beitrag dazu leisten, dieses Defizit etwas auszugleichen. Es konnte in dieser Forschungsarbeit zum einen nachgewiesen werden, dass, die Inklusion aller drei Kapitalinstrumentindizes zu einer effizienteren Portfoliorendite führt und zum anderen, dass alternative Schätzverfahren einen Mehrwert liefern können durch robustere Portfolioparameter. Die Erstellung eines eigenen Index hat dabei auch dazu beigetragen, dass Verzerrungen von vorgegebenen Indizes verhindert werden können. Die aktuelle Forschung, so zum Beispiel bei Li und Li (2020), vergleicht Indizes mit unterschiedlichen Emittenten und Gewichtungen. Durch den Ansatz, welcher in dieser Arbeit gewählt wurde, können saubere Vergleiche innerhalb der Kapitalstruktur gemacht werden. Aus Forschungsperspektive wird aufgrund der erhöhten wissenschaftlichen Qualität, basierend auf den Gütekriterien des Forschungsdesigns, der hier gewählte Ansatz empfohlen, um den Untersuchungsgegenstand zu identifizieren.

Im Kapitel des Forschungsdesigns konnte die WA erfolgreich angewendet werden, um die zwei Regime des normalen und gestressten Marktzustands zu identifizieren. Die WA kann dabei bezüglich kurz- und langfristigen Strukturbrüchen in den Daten unterscheiden. Weiters lassen sich Strukturveränderungen der Abhängigkeiten analysieren und den Regimen zuordnen. Als Lösungsansatz für die Erforschung der Marktzustände in der Vergangenheit hat sich die WA in dieser Arbeit als sehr hilfreich erwiesen.

Für die Analyse der Abhängigkeiten und somit der Allokation innerhalb der Kapitalstruktur europäischer Banken haben sich die zwei vorgeschlagenen alternativen Schätzmethoden, die BN-basierte und die WA-basierte Schätzmethode, als sehr wirksam erwiesen.

Die WA konnte durch die Dekomposition der Zeitreihen, anhand der *MODWT*-MSA, in verschiedene Skalenbereiche, Signale für die Portfolioallokation generieren, welche bezüglich der Rendite-Risiko-Eigenschaften die Ergebnisse im Vergleich zu traditionellen Schätzverfahren übertreffen. Durch das verbreiterte Spektrum von Signalen anhand der benannten Dekomposition ist es möglich, sich auf Skalenbereiche zu konzentrieren, welche für den Anlagehorizont am effizientesten sind. In dieser Arbeit wird das Portfolio jedes Halbjahr neu kalibriert. Für andere Anlagehorizonte könnten dabei die Ergebnisse dieser Arbeit entsprechend anders aussehen, da möglicherweise andere Skalenbereiche relevant sind.

Besonders die Kombination der Modellierung der Korrelation mit dem *DCC*-Modell und der *MODWT*-MSA scheint gute Resultate zu liefern (Ergebnisse von D4R und D6R). Diese Kombination zwischen Frequenz- oder Skalenanalyse und Zeitreihenanalyse könnte auch für andere Problemstellungen mit anderen Forschungsobjekten ein sinnvolles alternatives Schätzverfahren darstellen. Die positiven Ergebnisse aus der aktuellen Forschung (z.B. Kang *et al.* (2019)) können somit bestätigt werden.

Die Ergebnisse von D4R und D6R lassen darauf schließen, dass längerfristige Signale die risikoadjustierte Portfoliorenditen verbessern können. D4R deckt dabei den Skalenbereich von  $2^4 = 16$  Tagen und D6R entsprechend den Skalenbereich von  $2^6 = 64$  Tagen ab. Diese Signale im höheren Skalenbereich produzieren im Vergleich zu Signalen im tieferen Skalenbereich volatilere Portfolioparameter, was zum Teil durch die Randproblematik begründet werden kann, aber vor allem das Resultat der glatteren Zeitreihen mit weniger Hintergrundgeräusch ist. Die Glattheit bewirkt eine stärkere Veränderung des Korrelationskoeffizienten, bei Veränderungen der Datenreihen. Für die genannten Strategien konnten mit dieser höheren Volatilität der Parameter einen Mehrwert erzielt werden, da die zugrundeliegende Abhängigkeitsstruktur adäquater erfasst wurde und somit verbesserte risikoadjustierte Portfoliorendite erzielt werden konnten. Die Verbesserung wurde durch die starke Gewichtung von *AT1-bPwa* ermöglicht, die gemäß Tab. 48 auf isolierter Basis das beste risikoadjustierte Resultat zeigten über die Betrachtungsperiode. Für D4R betrug die Gewichtung von *AT1-bPwa* im Durchschnitt über die ganze Betrachtungsperiode 45.3% und für D6R sogar 52.2%. Wobei beide Varianten für H12016, zu Beginn der Krise, das Gewicht auf 0% hatten und dieses auf 100% und 92.5% erhöhten und somit ein gutes Markttiming bewiesen. Das höhere Gewicht ist eine Reflexion des höheren Diversifikationspotentials von *AT1-bPwa*, welches D4R und D6R durch tiefere Korrelationen besonders gegenüber Bankaktien festgestellt hat.

Die im oberen Abschnitt erwähnte Randproblematik entsteht durch die stärkere Dehnung der Wavelets im höheren Skalenbereich, welche somit stärker betroffen sind von der Randproblematik<sup>149</sup>. Für den höheren Skalenbereich sollten die Resultate, besonders an den beiden zeitlichen Enden, d.h. am Anfang und am Schluss des Betrachtungszeitraums, somit vorsichtig interpretiert werden. Durch die fehlenden Datenpunkte an den Enden sind die Wavelet-Koeffizienten nicht mehr repräsentativ für den datengenerierenden Prozess und sind verzerrt. Für alle Varianten im Skalenbereich  $j = 7$  scheint sich diese Verzerrung zunehmend, d.h. je näher man die beiden Enden kommt, negativ auf die Portfoliorendite auszuwirken. Mögliche Ansätze für die Bereinigung der Verzerrungen und Lösungsansätze für die Randproblematik werden im Kapitel 8 aufgezeigt.

Alle Schätzverfahren, das Verfahren anhand der BN-basierten Portfolioparameter ausgenommen, wurden mit rollierendem und erweiterndem Zeitfenster berechnet. Der Mehrwert für die Methode mit erweiterndem Zeitfenster scheint aber aus einer Forschungsperspektive begrenzt zu sein, auch wenn teilweise niedrigere Risikokennzahlen resultierten. Die tiefen Risikokennzahlen sind möglicherweise das Resultat der trägeren Parameter beziehungsweise der systematisch tieferen Gewichtung von risikanteren Anlagebausteinen. Neue Informationen werden nur sehr langsam durch eine veränderte Anlageallokation umgesetzt, was die Robustheit, welche zu Beginn dieser Arbeit als Ziel gesetzt wurde, signifikant beeinträchtigt. Das schlechtere Abschneiden der Varianten mit erweiterndem Zeitfenster ist auch eine Indikation, dass Regimeveränderungen in den datengenerierenden Prozess prävalent sind.

Das Verfahren anhand der BN-basierten Portfolioparameter zeigt eine Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite im Vergleich zu traditionellen Verfahren. Das BN-basierte Verfahren kann durch die Modellierung der kausalen Ereignis- und Zustandsabhängigkeiten während einer Regimeveränderung authentischere Portfolioparameter schätzen als dies Schätzungen aufgrund von historischen Daten allein imstande wären. Die Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite im Vergleich zu

---

<sup>149</sup> Eine eingehende Diskussion der Randproblematik findet sich in der Dissertation von Hodek (2015, S. S. 122).

traditionellen Verfahren wurde, wie bei den beiden erfolgreichen Varianten anhand der WA, durch die höhere Gewichtung von *AT1-bPwa* ermöglicht. Hier muss angefügt werden, dass der höhere Hebel und das damit insgesamt höhere Risiko ebenfalls zur besseren Rendite beigetragen hat. Die höhere Gewichtung der *AT1-bPwa* ist auch hier eine Reflexion des höheren Diversifikationspotentials von *AT1-bPwa*, welches anhand der BN-basierten Modellierung im Vergleich zu den traditionellen Methoden festgestellt wurde.

## 6.2 Praxisperspektive

Aus praktischer Sicht lassen sich ebenfalls gewisse Handlungsempfehlungen und Lösungsansätze aus den Ergebnissen ableiten. Wie bereits in Abschnitt 2.3.3 angesprochen besteht ein Zusammenhang zwischen dem Anlagehorizont und dem Skalenbereich des renditegenerierenden Prozesses, welcher verbesserte risikoadjustierte Portfoliorenditen aufzeigt. Für einen langfristigen Investor ist es deshalb hilfreich, diese Regimeveränderungen rauszufiltern, um diese ineffizienten Nebengeräusche zu vermeiden. In dieser Forschungsarbeit konnte gezeigt werden, dass es für längerfristige Investoren Sinn macht, tieffrequenterer Skalenbereiche für die Portfoliooptimierung in Betracht zu ziehen.

Der Lösungsansatz anhand der WA bietet für die Portfolioanalyse den Vorteil, dass die zu schätzenden Portfolioparameter für verschiedene Skalenbereiche geschätzt werden können. Dies ermöglicht die Schätzung von längerfristigen Abhängigkeiten mit weniger Verzerrungen, z.B. temporäre Strukturbrüche. Der Nachteil des Ansatzes, besonders in praktischer Hinsicht, ist sicher der höhere Rechenaufwand und das benötigte mathematische wie auch technische Verständnis. Wie auch die vielen möglichen Varianten der Spezifikation der WA. So können verschiedene Wavelet-Funktionen mit verschiedenen Strukturparameter gewählt werden. Die Entscheidungsregeln für die Wahl sind dabei nicht eindeutig, weshalb ein gewisser Erfahrungsanspruch benötigt wird, um eine adäquate Wahl zu treffen. Die angesprochene Randproblematik ist zudem auch ein Nachteil der Methode, wobei es gewisse Bereinigungsmöglichkeiten gibt, welche im Ausblick besprochen werden. Gleichwohl muss die Randproblematik als Nachteil für die Anwendung der WA angesehen werden, da sie für gewisse Skalenbereiche unbrauchbare Resultate hervorbringt, welche sich auch mit den Bereinigungen nicht verbessern lassen.

Die *MODWT-MSA* stellt aus praktischer Sicht ein geeignetes Werkzeug dar, um die zu schätzenden Portfolioparameter für verschiedene Skalenbereiche zu schätzen. Für diese Arbeit haben sich tieffrequente Bereiche (insbesondere *D4R* und *D6R*) als effizientere Signale erwiesen als die originalen Datenreihen. Dies unter der Prämisse eines langfristigen Anlagehorizonts, angezeigt durch die Rekalibrierungsperiode von einem halben Jahr. Für die Praxis wird deshalb, in Abhängigkeit des Anlagehorizonts, empfohlen, für die Renditen einzelner Portfoliobausteine eine *MSA* durchzuführen, um robustere Ergebnisse bei der Optimierung von Portfolios zu erhalten.

Die operationellen Kennzahlen, wie die durchschnittliche Gewichtsveränderung (*DGV*), der durchschnittliche Hebel (*DHE*), der maximale Hebel (*MAH*) und der minimale Hebel (*MIH*), haben besonders für zwei Modellvarianten interessante Abweichungen zu den Referenzportfolios aufgezeigt. Das Pearson-Korrelationsmodell mit erweiterndem Zeitfenster und *MODWT-MSA*-transformierten Daten wies 5%-7% durchschnittliche Gewichtsveränderungen auf, was im Vergleich zu 30-36% bei den Referenzportfolios bedeutend weniger ist. Auch das durchschnittliche Niveau und die Streuung des Hebels ist für die Variante viel tiefer. Für die Praxis können diese Abweichungen *per se* eher als eher vorteilhaft ausgelegt werden. Wie jedoch bereits im vorherigen Unterabschnitt erwähnt, konnte für die Variante kein Mehrwert bezüglich der risikoadjustierten Rendite nachgewiesen werden. Auch aus einer

Praxisperspektive kann die Variante mit erweiterndem Zeitfenster weggelassen werden. Die tieferen operationalen Kosten, d.h. tiefere Transaktionskosten, rechtfertigen die schlechtere risikoadjustierte Rendite nicht. Die zweite Modellvariante, welche bedeutende Abweichungen aufweist, betrifft das Modell mit BN-erweiterter Wahrscheinlichkeitsverteilung. Besonders die durchschnittliche Gewichtsveränderung ist gegenüber den Referenzportfolios erhöht. Dies ist dadurch begründet, dass das Modell stärker auf die Zustandsveränderungen reagiert und die Anlagengewichte stärker verschoben werden. Da die Modellvariante, wie in der Forschungsperspektive schon erwähnt, eine Verbesserung der risikoadjustierten Portfoliorendite im Vergleich zu traditionellen Verfahren aufzeigt, können die höheren operationellen Kosten zumindest auf Basis dieser Verbesserung gerechtfertigt werden.

Die Konstruktion des BNs hat bezüglich der Transparenz und Erklärbarkeit des Investmentprozesses viele Vorteile aufgezeigt. Unsicherheiten bezüglich der zukünftigen Entwicklungen können so explizit dargestellt und in einen kausalen Zusammenhang gestellt werden. Anstatt, dass die Kapitalmarkterwartungen und Optimierungsparameter aus historischen Daten berechnet werden, werden sie aus möglichen Zustandsänderungen und Ereignissen hergeleitet. Die quantitativen Parameter können somit mit einem qualitativen Narrativ verknüpft werden und weisen eine verbesserte Nachvollziehbarkeit für die Investoren auf. Durch die bessere Nachvollziehbarkeit lassen sich Erwartungen besser kommunizieren, wie auch das didaktische Element der Kommunikation verbessern. Beispielsweise lassen sich die Verhaltensweisen von komplexen Parametern, wie die Korrelation, durch die Zusammenhänge von verschiedenen Faktoren anhand eines BN erklären.

Für Portfoliooptimierungen innerhalb der Kapitalinstrumente europäischer Banken lässt sich aufgrund der konfirmatorischen Untersuchungen empfehlen, alle Kapitalinstrumente zu verwenden und keine Bausteine vorgängig auszuschließen. Dies aufgrund der unterschiedlichen Schlussfolgerungen bezüglich der stochastischen Verhaltensweisen der Bausteine in Abhängigkeit des gewählten Schätzverfahrens.

Aus einer Praxisperspektive lässt sich der gewonnene methodologische Erkenntnisgewinn auch auf aktuelle Ereignisse anwenden. Nach einer Woche voller Marktturbulenzen und einer Vertrauenskrise, welche schon älteren Ursprung ist, hat die Eidgenössische Finanzmarktaufsicht FINMA am 19. März 2023 die Übernahme der Credit Suisse (CS) durch die UBS genehmigt (FINMA, 2023). Im Rahmen der Übernahme beschloss die FINMA, die AT1-Papiere der CS vollständig abzuschreiben, während die Aktionäre einen Teil des Restwertes retten konnten.

In Bezug auf das BN, welches unter 5.1.3.2 entwickelt wurde, lässt sich die Eintrittswahrscheinlichkeit des erwähnten Ereignisses durch den Zwischenknotenpunkt des Gläubigerbeteiligungsrisikos (GR) abbilden. Der Sachverhalt, dass sich die Kapitalqualität mit einer *CET1 Ratio* von 14.1% (Credit Suisse, 2023, S. 2) wie auch die Liquiditätsqualität mit einer *Liquidity Coverage Ratio* von 144% (Credit Suisse, 2023, S. 6) für das vierte Quartal von 2022 auf gutem Niveau befand, ist kontraindikativ gegenüber der Wahrscheinlichkeit des eingetretenen Ereignisses.

Um diese Kontraindikation, zumindest teilweise, aufzulösen, muss der Zwischenknotenpunkt GR zu einem eigenen Netz erweitert werden (Abb. 119 und Abb. 120) und der Begriff des *Jump-to-Defaults* eingeführt werden. Ein *Jump-to-Default* wird mit dem Risiko assoziiert, dass die Bank aus einer soliden Ausgangslage direkt in einen Zustand des *point-of-non-viability (PONV)* wechselt und somit nicht mehr operativ sein kann. In einem normalen Zustand (Abb. 119) sind diese Risiken gering (4% Wahrscheinlichkeit eines hohen Risikos), da unerwartete betriebswirtschaftliche Verluste insignifikant sind (95%) und somit keine Reputationsschäden nach sich ziehen, welche zu nachhaltig höheren Kapitalkosten bzw. massiven Abflüssen von Bankeinlagen führen. In einem normalen Zustand sollte auch die Kapitalqualität mit hoher Wahrscheinlichkeit ok sein (97%). In einem gestressten Zustand (Abb. 120), d.h., es

gibt eine Evidenz (Zustandswahrscheinlichkeit von 100%) von signifikanten Abflüssen an unversicherten Bankeinlagen, während die Kapitalqualität aber ok ist. Im Vergleich zum normalen Zustand verändern sich die unbedingten Wahrscheinlichkeiten der Knotenpunkte. Die Wahrscheinlichkeit, dass unerwartete betriebswirtschaftliche Verluste/Risiken in substanziellem Ausmaß vorhanden sind, ist von 5% auf 47% beträchtlich gestiegen, wie auch die Wahrscheinlichkeit von hohen Reputationsschäden (von 4% auf 72%).

Im Fall der Credit Suisse haben unerwartete betriebswirtschaftliche Verluste (*Supply Chain Finance Funds/Archegos*<sup>150</sup>) bzw. Risiken der Investmentbank zu einem Reputationsschaden und Vertrauensverlust geführt. Dieser Vertrauensverlust äußerte sich wiederum in massiven Abflüssen von unbesicherten Bankeinlagen, welche die Bank zum Kollaps gebracht haben. Durch den hier dargestellten Erklärungsansatz lässt sich plausibilisieren, dass trotz einer fundamental guten Kapitalqualität eine Bank kollabieren kann. Das bestehende Vertrauen in eine Bank ist eine *conditio sine qua non*, welche durch nichts ersetzt werden kann.

---

<sup>150</sup> Beide Problemfälle sind unter „Significant negative consequences of the supply chain finance funds and Archegos matters“ im Quartalsbericht ersichtlich (Credit Suisse, 2023, S. 7).

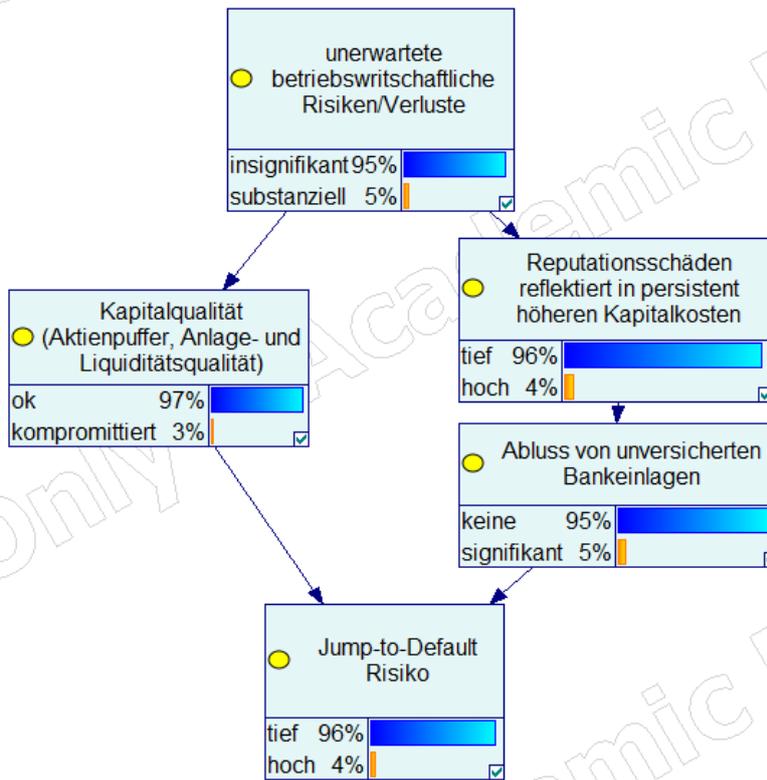


Abb. 119: Möglicher Erklärungsansatz für die Situation bezüglich der Credit Suisse (normaler Zustand) (Quelle: Darstellung anhand der Software von Bayesfusion, LLC (2022))

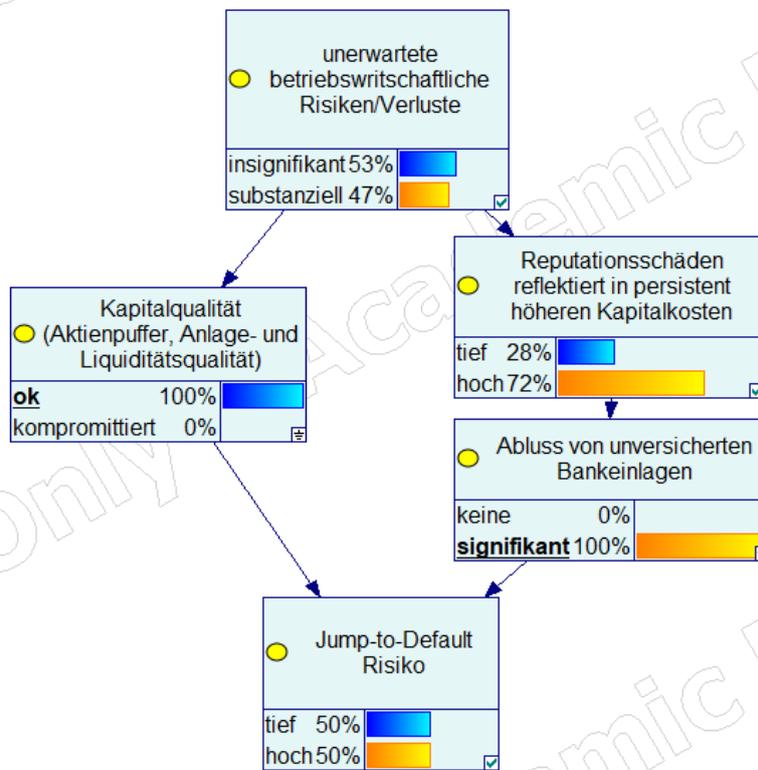


Abb. 120: Möglicher Erklärungsansatz für die Situation bezüglich der Credit Suisse (gestresster Zustand (signifikanter Abfluss trotz guter Kapitalqualität)) (Quelle: Darstellung anhand der Software von Bayesfusion, LLC (2022))

### 7 Zusammenfassung und Fazit

---

Durch den Einleitungsteil dieser Forschungsarbeit konnte die Relevanz und Motivation dargestellt werden, warum das Forschungsobjekt mit innovativen Methoden erforscht werden soll. Im theoretischen Teil konnten Ausführungen aus dem Einleitungsteil vertieft werden. Der Untersuchungsgegenstand wurde klar dargestellt und die Problematik der zukunftsgerichteten Parameterschätzverfahren wurden weiter vertieft. Außerdem wurde der Stand der Forschung bezüglich des Forschungsobjektes und der Forschungsmethodik erarbeitet und dargelegt. Der Forschungsschwerpunkt hat die Forschungslücke und die geplanten Untersuchungen respektive Hypothesen aufgezeigt. Diese sollten zu dem erwarteten Erkenntnisgewinn bezüglich des Forschungsobjekts anhand der alternativen Schätzverfahren führen. Als Vorbereitung zu den Schätzungen und Ergebnissen dieser Forschungsstudie, zeigt das Kapitel des Forschungsdesigns auf, wie der Untersuchungsgegenstand quantitativ erfasst und die Marktregime abgegrenzt wurden, außerdem wurden in dem Kapitel die Kennzahlen definiert, welche für das Testen der Hypothesen benötigt werden, beziehungsweise aufgezeigt, wie die Forschungsmethoden gegenüber anderen Forschungsansätzen abgegrenzt werden können. Der weitere empirische Teil stellte die Schätzungen der Parameter und die Ergebnisse der Portfoliooptimierung dar. Der Implementierungsteil konnte Handlungs- und Lösungsansätze bezüglich der Forschung beziehungsweise der Praxis aufzeigen.

Die wichtigsten Schlussfolgerungen dieser Forschungsarbeit sind der Erkenntnisgewinn bezüglich des Forschungsobjektes und der Anwendung der WA und von PGMs im Kontext der Portfolioallokation. Beide alternativen Schätzverfahren führten zu einer verbesserten risikoadjustierten Portfoliorendite. Wie im Implementierungsteil dieser Arbeit dargelegt, fundiert diese Verbesserung, bezüglich der WA, auf der Filtrierung von verzerrenden Nebengeräuschen, in Form von temporären Regimeveränderungen. Für den Ansatz mit BNs fundiert die Verbesserung auf der Modellierung der Abhängigkeiten während einer Regimeveränderung und somit authentischeren Portfolioparameter.

Für die allgemeine und spezifische Problemstellung aus dem Einleitungsteil bzw. aus dem theoretischen Teil bezüglich der Anfälligkeit des Finanzumfeldes wie auch spezifisch des Forschungsobjektes gegenüber Strukturbrüchen konnten Lösungsansätze aufgezeigt werden, welche die geplanten Zielsetzungen erfüllen konnten. Die Forschungslücke bezogen auf das Forschungsobjekt und die Forschungsmethodik konnte somit geschlossen werden.

### 8 Ausblick und Begrenzungen

---

Das Thema dieser Forschungsarbeit bietet genügend Möglichkeiten für zukünftige Forschungsuntersuchen bezüglich des Forschungsobjekts wie auch der alternativen Schätzverfahren. Dieses Kapitel zunächst einen Ausblick über mögliche weiterführende Ansätze bezüglich der methodischen Weiterentwicklungen und Fokusalternativen des Untersuchungsgegenstandes geben und in einem weiteren Abschnitt auf die modellimmanenten Begrenzungen der Arbeit eingehen.

## 8.1 Mögliche Fokusalternativen bezüglich des Untersuchungsgegenstandes

Für den Praxisausblick bezüglich des Forschungsobjekts wären fortsetzende Studien mit Einbezug von anderen Kapitalinstrumenten von Interesse. Dabei wäre es interessant zu sehen, wie diese die Effizienzgrenze durch möglicherweise differentem Abhängigkeitsverhalten erweitern könnten.

Außerdem könnte man den Betrachtungshorizont des Forschungsobjekts erweitern und somit ein BN zu der COVID-19-Krise erstellen. Es wäre auch denkbar den Untersuchungsgegenstand bzw. das Forschungsobjekt verstärkt auf gewisse Regionen auszurichten, wobei das BN dabei spezifischer ausgerichtet werden könnte. Es wäre dabei auch interessant zu untersuchen, wie sich die einzelnen Regionen bezüglich der Skalenabhängigkeit unterscheiden könnten.

Es wäre auch für die WA interessant zu sehen, wie sich die Resultate mit einer längeren Betrachtungsperiode des Forschungsobjekts verändern. Interessant daher, da für die tieffrequenten Skalenkomponenten ein längerer Betrachtungszeitraum weniger Randprobleme verursacht.

Auch wäre es interessant das Forschungsobjekt granularer zu gestalten, d.h. anstatt auf Indexlevel könnte man die Abhängigkeitsverhältnisse der Kapitalinstrumente einzelner Banken untersuchen. Ähnlich wie bei Li und Li (2020, S. 13) könnte man untersuchen, wie sich die Ansteckungsrisiken der Banken untereinander verhalten und wie sich dies auf die Rendite der Kapitalinstrumente auswirkt.

## 8.2 Mögliche methodische Weiterentwicklungen

Die hier präsentierten zwei Ansätze für alternative Schätzverfahren wurden anhand der Renditeanalyse auf ihre *In-Sample*-Qualitäten erforscht. Für zukünftige Forschungsarbeiten wäre es zudem interessant anzuschauen, wie die Verfahren in einer *Out-of-Sample*-Analyse abschneiden. Außerdem könnten Allokationsmechanismen der PMPT, mit höheren statischen Momenten oder asymmetrischen Risikokennzahlen, interessante Einsichten bieten.

Bezüglich der WA als Forschungsmethodik wäre es interessant andere Wavelet-Funktionen für die MODWT-MSA und die Regimeidentifikation zu benutzen, um deren Effekt auf die Ergebnisse zu beobachten. Darauf abgestimmt könnte man den Anlagehorizont und somit die Periodizität der Portfolioerekalibrierung variieren. Dies könnte einen Einfluss auf die Wahl der Skalenbereiche haben. So wäre es denkbar, dass für einen kürzeren Anlagehorizont auch Signale im tieferen Skalenbereich bessere risikoadjustierte Ergebnisse liefern könnten.

Für den BN-basierten Ansatz wäre es auch interessant, stimmungstechnische beziehungsweise markttechnische Faktoren zu inkludieren. Zudem wäre ein Vergleich mit rein-datenbasierten PGMs interessant. Die BNs in dieser Arbeit sind statischer Natur. Es wäre interessant zu sehen, wie eine dynamische Version die risikoadjustierte Rendite verändern würde.

Das genauere Einbeziehen der operationellen Kosten und damit auch eine genauere Vergleichsanalyse zwischen operationellen Kosten und der risikoadjustierten Portfoliorendite, könnten die Forschungsergebnisse praxisrelevanter machen. In dieser Arbeit wurde die Vergleichsanalyse nur grob bzw. ansatzweise durchgeführt.

Für zukünftige Forschungsprojekte bezüglich des Forschungsobjekts anhand von BNs könnte der *Recovery Value*, eine größere Rolle einnehmen, da dieser wie die Ausfallwahrscheinlichkeit stark variiert während eines gestressten Marktumfeldes.

Mögliche zukünftige Studien könnten versuchen die Randproblematik und die Verzerrungen, welche in dieser Arbeit besonders im tieffrequenten Bereich vorgekommen sind, zu mildern. Hodek (2015, S. S. 125-128) schlägt hierfür sechs verschiedene Maßnahmen vor: *Zero Padding*, Periodische Fortsetzung, Reflexionsmethode, Konstante Verlängerung, Polynom-Fit und andere spezielle Verfahren. Es wäre interessant zu sehen, ob sich die WA-basierten Ergebnisse dieser Arbeit durch die Maßnahmen maßgeblich verändern.

### 8.3 Modellimmanente Begrenzungen der Arbeit

Dieser Abschnitt soll die Grenzen, welche sich während des Verfassens der Arbeit gezeigt haben, darlegen und kritisch reflektieren.

Die Analyse der Parameterschätzungen in Abschnitt 5.1 untersucht die stochastischen Abhängigkeiten der Rendite der Kapitalinstrumente. Es wird somit ein rein statistischer Zusammenhang geltend gemacht, welcher keinen Anspruch auf Kausalität<sup>151</sup> hat.

Die Struktur des BNs nimmt kausale Beziehungen zwischen den Knotenpunkten an. Diese angenommene Kausalität beschränkt sich auf ihren hypothetischen Modellcharakter und soll keine empirische Kausalität geltend machend.

Die erwähnte Randproblematik begrenzt den Nutzen besonders von tieffrequenten Signalkomponenten an den Rändern. Spezifisch für zeitnahe Schätzungen am rechten Ende der Zeitachse, welche für die aktuelle Portfoliokonstruktion benötigt werden, existieren keine Daten über den aktuellen Zeitpunkt hinaus. Die vorgeschlagene Methodik in dieser Forschungsarbeit anhand der Wavelet-Analyse, angewendet auf das Forschungsobjekt, wird somit durch den Anlagehorizont und somit die Periodizität der Portfoliorekalibrierung limitiert, auch wenn theoretisch kürzere Anlagehorizonte möglich sind.

Das in dieser Arbeit konstruierte BN ist anhand der Stressperiode von 2016 konzipiert worden. Für andere Forschungsobjekte oder -perioden ist genau zu prüfen, wieweit die Rahmenannahmen unverändert gültig sind. In der Regel werden Anpassungen auf die aktuelle Situation erforderlich, wobei die Grundprinzipien als auch die generellen Modellannahmen zur Orientierung dienen können.

Der Prozess der Konstruktion des BNs offenbarte die Problematik, dass der Kalibrierungsprozess mit einer höheren Komplexität, d.h., mit mehr Dimensionen anhand der Anzahl der Knotenpunkte und möglichen Zustände dieser Knotenpunkte, sehr datenintensiv und äußerst komplex wurde. Eine Erhöhung der Komplexität des BNs ist nur beschränkt möglich, um die Übersicht über die Konsequenzen zu behalten und sinnvolle Zustandswahrscheinlichkeiten zu gewährleisten.

Dem Anspruch der erhöhten Robustheit der Schätzverfahren, welche in dieser Arbeit verwendet wurden, konnte größtenteils gerecht werden. Dennoch basieren die Verfahren teilweise auf Daten aus der Vergangenheit, welche verwendet werden, um Muster in der Vergangenheit zu identifizieren und zukünftige Entwicklungen zu prognostizieren. Man muss somit darauf achten, geeignete Muster zu finden.

---

<sup>151</sup> Unter dem Begriff der Kausalität wird hier ein bijektiver Zusammenhang zwischen zwei Objekten angenommen, wobei das erstere Objekt direkt und mit Gewissheit eine Wirkung auf das zweite Objekt verursacht.