

*Band
10*

Luca Rebeggiani / Christina Benita Wilke (Hrsg.)

*Systematische Analyse der Fähigkeiten
deutscher Investmentfondsmanager
anhand ihrer Wertschöpfung*

~

Jan Michel Brückelmann

KCV Schriftenreihe



KCV Kompetenzzentrum
für angewandte Volkswirtschaftslehre
der FOM Hochschule für Oekonomie & Management

Jan Michel Brückelmann

*Systematische Analyse der Fähigkeiten deutscher Investmentfondsmanager
anhand ihrer Wertschöpfung*

KCV Schriftenreihe der FOM, Band 10
Essen 2026

ISBN (Print) 978-3-89275-444-2 ISSN (Print) 2701-9403
ISBN (eBook) 978-3-89275-445-9 ISSN (eBook) 2701-9411

Dieses Werk wird herausgegeben vom KCV KompetenzCentrum für angewandte Volkswirtschaftslehre
der FOM Hochschule für Oekonomie & Management gGmbH

Verlag:
MA Akademie Verlags- und Druck-Gesellschaft mbH, Leimkugelstraße 6, 45141 Essen
info@mav-verlag.de

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie;
detaillierte bibliographische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.



Dieses Werk ist lizenziert unter CC BY 4.0:
Creative Commons Namensnennung 4.0 International.

Diese Lizenz erlaubt unter den Voraussetzungen der Lizenzbedingungen, u. A. der Namensnennung der Urheberin oder des Urhebers, der Angabe der CC-Lizenz (inkl. Link) und der ggf. vorgenommenen Änderungen die Bearbeitung, Vervielfältigung und Verbreitung des Materials in jedem Format oder Medium für beliebige Zwecke. Die Rechte und Pflichten in Zusammenhang mit der Lizenz ergeben sich ausschließlich aus dem Lizenzinhalt: CC BY 4.0 Deed | Namensnennung 4.0 International | Creative Commons | <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/legalcode.de>.

Die Bedingungen der Creative-Commons-Lizenz gelten nur für Originalmaterial. Die Wiederverwendung von Material aus anderen Quellen (gekennzeichnet mit Quellenangabe) wie z. B. von Schaubildern, Abbildungen, Fotos und Textauszügen erfordert ggf. weitere Nutzungsgenehmigungen durch den jeweiligen Rechteinhaber.

Christina Benita Wilke / Luca Rebeggiani (Hrsg.)

***Systematische Analyse der Fähigkeiten deutscher
Investmentfondsmanager anhand ihrer
Wertschöpfung***

Jan Michel Brückelmann

Kontakt zum Autor

Jan Michel Brückelmann
Volksbank Berg eG
jan-michel.brueckelmann@fom-net.de

Vorwort der Herausgebenden

Das KompetenzCentrum für angewandte Volkswirtschaftslehre (KCV) bündelt die Forschungsaktivitäten der an der FOM tätigen Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler auf dem Gebiet der Volkswirtschaftslehre und deckt daher ein breites Spektrum von der mikro- zur makroökonomischen Forschung sowie von der theoretischen zur empirischen Forschung ab. Neben ausgewählten Forschungsarbeiten der FOM-Professoren- und Dozentenschaft sowie unserer FOM-Studierenden beinhaltet die Schriftenreihe auch Beiträge zu aktuellen gesellschaftlichen Themen, die wir anhand volkswirtschaftlicher Theorien und Modelle allgemein verständlich für interessierte Lesende aus Politik, Wissenschaft und Praxis erklären (vgl. hierzu den ersten Band zu den volkswirtschaftlichen Auswirkungen der Corona-Pandemie). Diese Schriftenreihe soll außerdem ein Forum für Diskussionen bieten: Die Beiträge decken bewusst die Pluralität der Volkswirtschaftslehre als Wissenschaft ab. Jeder Beitrag stellt dabei die Meinung der Autorin oder des Autors dar und spiegelt somit nicht grundsätzlich die Meinung der Herausgeberinnen oder der Hochschule wider.

Dieser zehnte Band unserer KCV Schriftenreihe befasst sich mit der Rolle aktiver Fondsmanager für einen funktionierenden Kapitalmarkt. Die Frage, ob aktive Fondsmanager durch besondere Fähigkeiten einen Mehrwert für Anleger schaffen können, zählt seit Jahrzehnten zu den zentralen Streitpunkten der Finanzmarktforschung. Während ein Teil der Literatur Hinweise auf überdurchschnittliche Managementleistungen und eine effiziente Kapitalallokation zugunsten erfolgreicher Fondsmanager findet, betonen andere Studien die Grenzen aktiven Managements und die Schwierigkeiten, dauerhaft den Markt zu übertreffen. Mit dem anhaltenden Wachstum des Fondsmarktes und der steigenden Bedeutung kapitalmarktgestützter Vermögensanlagen gewinnt diese Debatte zusätzlich an Relevanz. Vor diesem Hintergrund untersucht die vorliegende Arbeit die Fähigkeiten aktiver deutscher Investmentfondsmanager anhand der Value-Added-Methode. Durch die Analyse der Wertschöpfung einer breiten Stichprobe deutscher Fonds sowie ihrer zeitlichen Konsistenz soll ein Beitrag zur empirischen Beurteilung von Managementfähigkeiten und zur Einordnung bestehender Forschungsergebnisse geleistet werden.

Essen im August 2026

Prof. Dr. Christina Benita Wilke
FOM Hochschule in Bremen

Prof. Dr. Luca Rebeggiani
FOM Hochschule in Bonn

Abstract

Dieser Beitrag untersucht die Fähigkeiten aktiver deutscher Investmentfondsmanager anhand der Value-Added-Methode. Ziel ist es, eine Forschungslücke in der bisherigen Literatur zu adressieren und hierdurch einen Beitrag zur kontroversen finanzwirtschaftlichen Diskussion über Managementfähigkeiten aktiver Fondsmanager zu leisten. Methodisch werden die Verteilung und zeitliche Konsistenz der Wertschöpfung analysiert. Die Stichprobe umfasst 1.162 Fonds im Zeitraum von November 2005 bis Oktober 2025. Die empirischen Ergebnisse zeigen eine statistisch signifikant negative durchschnittliche Bruttowertschöpfung, deren ökonomische Relevanz und Effektstärke jedoch gering sind. Zugleich weist die Verteilungsanalyse eine systematische Linksverschiebung auf, die zeigt, dass die negative Bruttowertschöpfung über die gesamte Verteilung wirkt. In der sekundären Nettowertschöpfungsanalyse ergeben sich deutlich negativere und ökonomisch bedeutsame Ergebnisse. Eine zeitliche Konsistenz der Bruttowertschöpfung zeigt sich nur im obersten Dezil und dort lediglich kurzfristig. Ein positiver Allokationseffekt zugunsten fähiger Managerinnen und Manager ist insgesamt nicht feststellbar. Damit widersprechen die Ergebnisse der bisherigen Value-Added-Literatur, die überwiegend positive Fähigkeiten und Allokationseffekte nach dem Berk-Green-Modell ausweist. Als Interpretation lassen sich die Ergebnisse mit einem verhaltensökonomischen Modell des Fondsmarkts in Verbindung bringen, für das die geringe Fondsaffinität und Vermittlerdominanz des deutschen Fondsmarkts sprechen. Die Ergebnisse unterstreichen die Relevanz fondsmarktspezifischer Strukturen und liefern Ansatzpunkte für zukünftige Forschung.

Inhalt

Vorwort der Herausgebenden	III
Abbildungsverzeichnis	VII
Tabellenverzeichnis	VIII
Symbolverzeichnis	X
Abkürzungsverzeichnis	XIII
Über die Herausgebenden	XV
Über den Autor	XV
1 Einführung	1
1.1 Relevanz	1
1.2 Zielsetzung und Forschungsfrage	2
1.3 Aufbau des Beitrags	4
2 Theoretische Grundlagen	5
2.1 Finanzökonomische Grundlagen	5
2.1.1 Neoklassischer Kapitalmarkt und Markteffizienzhypothese	5
2.1.2 Asset Pricing Modelle	8
2.1.3 Jensen-Alpha	13
2.1.4 Value-Added-Methode	16
2.1.5 Transaktionskosten- und Prinzipal-Agent-Theorie	19
2.2 Ökonomische Betrachtung des aktiven Managements	20
2.2.1 Anwendung der Markteffizienzhypothese auf das aktive Management	20
2.2.2 Berk-Green-Modell	23
2.2.3 Modell der effizienten Ineffizienz	29
2.2.4 Verhaltensökonomische Perspektive	32
3 Analyse der empirischen Literatur	35
3.1 Zusammenfassung der empirischen Literatur	35
3.2 Methodische Grundlagen der empirischen Literatur	37

3.3 Hypothesenbildung.....	40
4 Forschungsmethodik.....	43
4.1 Datengrundlage.....	43
4.1.1 Auswahl der Stichprobe.....	43
4.1.2 Weitere Datenaufarbeitung.....	49
4.1.3 Auswahl der Benchmark.....	51
4.2 Analysestrategie.....	54
4.2.1 Vorgehen in der Berechnung der Wertschöpfung.....	54
4.2.2 Vorgehen in der Analyse der Wertschöpfungsverteilung	58
4.2.3 Vorgehen in der Analyse der zeitlichen Konsistenz.....	63
5 Ergebnisanalyse	67
5.1 Ergebnisdarstellung.....	67
5.1.1 Verteilung der Bruttowertschöpfung.....	67
5.1.2 Verteilung der Nettowertschöpfung.....	75
5.1.3 Zeitliche Konsistenz der Wertschöpfung	79
5.2 Alternative Benchmark-Auswahl	84
5.3 Reflexion der Ergebnisse.....	87
5.3.1 Kritische Würdigung der Methoden.....	87
5.3.2 Interpretation der Ergebnisse	90
6 Fazit und Ausblick.....	96
6.1 Ergebniszusammenfassung und wissenschaftliche Gütekriterien.....	96
6.2 Zukünftige Forschungsansätze.....	98
Anhang.....	101
Literatur	114

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	CAPM	10
Abbildung 2:	Jensen-Alpha	13
Abbildung 3:	Berechnung Wertschöpfung – Beispiel	17
Abbildung 4:	Maximierung der Bruttowertschöpfung im Berk-Green-Modell	25
Abbildung 5:	Marktteilnehmer im Modell der effizienten Ineffizienz	30
Abbildung 6:	Deutsche Fonds in der Lipper-Datenbank nach Eröffnungsjahr	44
Abbildung 7:	Beispiel – Verteilungen der t-Werte der Wertschöpfung	60
Abbildung 8:	Beispiel – Verteilung der t-Werte der Wertschöpfung – kumulativ	61
Abbildung 9:	Vorgehen der rollierenden Konsistenzbetrachtung	65
Abbildung 10:	Verteilung der t-Werte – Bruttowertschöpfung	71
Abbildung 11:	Kumulative Verteilung der t-Werte – Bruttowertschöpfung	72
Abbildung 12:	Verteilung der t-Werte – Nettowertschöpfung	77
Abbildung 13:	Kumulative Verteilung der t-Werte – Nettowertschöpfung	77
Abbildung 14:	Verteilung der Bruttowertschöpfung in der dreijährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode ...	80
Abbildung 15:	Verteilung der Bruttowertschöpfung in der fünfjährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode	81

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Formen der Markteffizienz	7
Tabelle 2:	Multifaktorenmodelle	11
Tabelle 3:	Zusammenfassung der Hypothesen	40
Tabelle 4:	Selektion der Fonds in der Stichprobe	45
Tabelle 5:	Zusammenfassung der CAPM orientierten Benchmark-Fonds	52
Tabelle 6:	Regressionsvoraussetzungen	55
Tabelle 7:	Durchschnittliches Ergebnis Regression Bruttorenditen	67
Tabelle 8:	Einstichproben-t-Test Bruttoalpha-Betrachtung.....	67
Tabelle 9:	Mittelwerte und t-Tests – Bruttowertschöpfung	68
Tabelle 10:	Median und Quantile – Bruttowertschöpfung	69
Tabelle 11:	Vergleich der empirischen Verteilung und der Student-t-Verteilung – Bruttowertschöpfung.....	72
Tabelle 12:	Kolmogorov-Smirnov-Test – Bruttobetrachtung	73
Tabelle 13:	Anzahl der signifikanten t-Tests – Bruttobetrachtung	74
Tabelle 14:	Durchschnittliches Ergebnis Regression Nettorenditen	75
Tabelle 15:	Einstichproben-t-Test Nettoalpha-Betrachtung.....	75
Tabelle 16:	Mittelwerte und t-Tests – Nettowertschöpfung	76
Tabelle 17:	Mittelwerte und Quantile – Nettowertschöpfung	76
Tabelle 18:	Vergleich der empirischen Verteilung und der Student-t-Verteilung – Nettowertschöpfung.....	77
Tabelle 19:	Kolmogorov-Smirnov-Test – Nettobetrachtung	78
Tabelle 20:	Anzahl der signifikanten t-Tests – Nettobetrachtung	78
Tabelle 21:	Ergebnisse Binomialtests	79
Tabelle 22:	Mittelwerte der Bruttowertschöpfung in der dreijährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode	81
Tabelle 23:	Mittelwerte der Bruttowertschöpfung in der fünfjährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode	82

Tabelle 24:	Benchmark-Auswahl der alternativen Analyse	84
Tabelle 25:	Zusammenfassung Analyse mit alternativer Benchmark	85
Tabelle 26:	Übersicht Literaturrecherche	101

Symbolverzeichnis

AUM_t / AUM_{t-1}	Assets under Management / Fondsvolumen in t / in t-1
b	Skalierungskoeffizient
CF_t	Cashflow in t
c_I	Suchkosten des Fondsinvestors
c_M	Suchkosten des fähigen Managers
$Cov(x, y)$	Kovarianz zwischen x und y
$E(x)$	Erwartungswert von x
i	Laufender Index der Fonds
MP_t	Marktpreis in t
N	Anzahl der Fonds in der Stichprobe
NPV_t	Nettobarwert (Net Present Value) in t
PV_t	Barwert in t (Present Value)
$P(X > Y)$	Wahrscheinlichkeit, dass X größer ist als Y
r	Disknotierungsrate / Rendite
r_{net}^{BM}	Nettorendite der investierbaren Benchmark
r_e	Erwartete Rendite
r_i	Rendite des betrachteten Fonds i
$r_{i,gro}$	Bruttorendite des betrachteten Fonds
$r_{i,net}$	Nettorendite des betrachteten Fonds
r_{rf}	Risikoloser Anlage- und Kreditzins
r_{rm}	Rendite des Marktportfolios
R	Risikoprämie (Rendite abzüglich risikofreier Zins)
R^2	Bestimmtheitsmaß der Regression
R_t^B	Realisierte Risikoprämie des Benchmark-Fonds in t
R_{it}^E	Risikoprämienerwartung für Fonds i in t

R_{it}	Realisierte Risikoprämie des Fonds i in t
SE	Standardfehler
t	Zeitpunkt / Periode t
TER_t	Total Expense Ratio / Managementgebühren in t
T_i	Anzahl der Beobachtungen für Fonds i
$t(x)$	t-Wert von x
U_t	Bepreisungsfehler in t
$\overline{VA}$	Ungewichtete Wertschöpfung der Stichprobe
$VA_{gro,top,t+1}$	Bruttowertschöpfung der Fondsmanager im höchsten Dezil der Sortierperiode t in der Testperiode t+1
$VA_{gro,Bottom,t+1}$	Bruttowertschöpfung der Fondsmanager im niedrigsten Dezil der Sortierperiode t in der Testperiode t+1
$Var(x)$	Varianz von x
$\widehat{VA}_i$	Mittelwert der Wertschöpfung für Fonds i
VA_{it}	Realisierte Wertschöpfung des Fonds i in t
$VA_{t,gro}$	Bruttowertschöpfung in t
$VA_{t,net}$	Nettowertschöpfung in t
$\overline{VA}_W$	Gewichtete Wertschöpfung der Stichprobe
α	Überrendite Alpha
α_{gro}	Bruttoalpha / Alpha vor Managementgebühren
$\alpha_{gro \text{ in } 0}$	Bruttoalpha des ersten Euros / Investmentfähigkeitskoeffizient
α_{it}	Realisiertes Alpha des Fonds i in t
α_{net}	Nettoalpha / Alpha nach Managementgebühren
β_{CMA}	Investment-Beta (Conservative Minus Aggressive) / Sensitivität zur Investment-Überrendite
β_{HML}	Value-Beta (High Minus Low) / Sensitivität zur Value-Überrendite

β_i	Beta-Faktor des Fonds i
β_m	Markt-Beta / Sensitivität zum Marktportfolio
β_{RMW}	Profitabilitäts-Beta (Robust Minus Weak) / Sensitivität zur Profitabilitäts-Überrendite
β_{SMB}	Small Cap-Beta (Small Minus Big) / Sensitivität zur Small cap-Überrendite
β_{WML}	Momentum-Beta (Winners Minus Losers) / Sensitivität zur Momentum-Überrendite
ε	Fehlerterm der Regression
$\sigma / \sigma(x)$	Standardabweichung / Standardabweichung von x

Abkürzungsverzeichnis

Acc.	Accumulating / Thesaurierend
ACWI	All Country World Index
AUM	Assets under Management / Fondsvolumen
BaFin	Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht
BLUE	Best Linear Unbiased Estimator
CAPM	Capital Asset Pricing Model
CF	Cashflow
CMA	Conservative Minus Aggressive
Dist.	Distributing / Ausschüttend
ETF	Exchange Traded Fund / Börsengehandelter Fonds
EURIBOR	European Interbank Offered Rate
FDR	False-Discovery-Rate / Falsch positiv Rate
GMM	Generalized Methods of Moments
H0	Nullhypothese
H1	Alternativhypothese
HAC-SE	Heteroskedasticity- and autocorrelation-consistent standard errors
HML	High Minus Low
i.i.d.	Independent and identically distributed
LSEG	London Stock Exchange Group
M	Marktportfolio
MSCI	Morgan Stanley Capital International
NIÖ	Neue Institutionenökonomie
OGAW	Organismen für gemeinsame Anlage in Wertpapieren
OLS	Ordinary Least Squares
RI	Return Index

RMW	Robust Minus Weak
SMB	Small Minus Big
TER	Total Expense Ratio / Managementgebühren
TNA	Total Net Assets (hier Äquivalent zu AUM)
UCITS	Undertakings for Collective Investment in Transferable Securities
WML	Winners Minus Losers

Über die Herausgebenden

Prof. Dr. Luca Rebeggiani ist seit 2015 Professor für Volkswirtschaftslehre an der FOM Hochschule in Bonn und wissenschaftlicher Leiter des KCV KompetenzCentrum für angewandte Volkswirtschaftslehre. Nach dem Studium der Wirtschaftswissenschaften, Geschichte und Romanistik und der Promotion in Volkswirtschaftslehre an der Leibniz Universität Hannover war er in verschiedenen Positionen in der amtlichen Statistik tätig. Zuletzt arbeitete er in der quantitativen Politikberatung im Bereich Öffentliche Finanzen und Sozialpolitik beim Fraunhofer FIT. Seine Forschungsschwerpunkte liegen im Bereich Sozialpolitik, öffentliche Finanzen sowie Sport- und Glücksspielökonomie.

Prof. Dr. Christina Benita Wilke ist seit 2016 Professorin für Volkswirtschaftslehre an der FOM Hochschule, wissenschaftliche Gesamtstudienleiterin am Hochschulzentrum Bremen sowie wissenschaftliche Leiterin des KCV KompetenzCentrum für angewandte Volkswirtschaftslehre. Zuvor war sie als Forscherin und Geschäftsführerin am Mannheimer Forschungsinstitut Ökonomie und Demographischer Wandel (MEA) sowie als Leiterin der bremischen Niederlassung des Hamburgischen WeltWirtschaftsinstituts (HWWI) tätig. Ihre Forschungsschwerpunkte liegen im Bereich Demografischer Wandel, der Sozial- und Arbeitsmarktpolitik sowie der Gesundheitsökonomie.

Über den Autor

Jan Michel Brückelmann M.Sc. begann im Jahr 2019 eine Ausbildung zum Bankkaufmann bei der Volksbank Berg eG und nahm parallel ein berufsbegleitendes Studium der Business Administration an der FOM Hochschule auf. Nach dem erfolgreichen Abschluss seiner Ausbildung im Jahr 2022 war er zunächst als Assistenz der Internen Revision tätig. Seit 2024 ist er in der Jahresabschluss- und Kreditrevision beschäftigt. Bereits 2023 nahm er zudem ein berufsbegleitendes Masterstudium im Studiengang Finance & Accounting auf, das er im Jahr 2026 erfolgreich abschloss.

1 Einführung

1.1 Relevanz

Die Allokationsfunktion der Kapitalmärkte spielt in modernen Volkswirtschaften eine zentrale Rolle. Die Marktteilnehmenden analysieren die bestehenden Anlagemöglichkeiten und der entstehende Wettbewerb ordnet das begrenzte Kapital den erfolgversprechendsten Anlagen zu (vgl. Jones & Wermers, 2011, S. 31; Pape, 2018, S. 13). Die finanzökonomische Forschung legt folglich einen Schwerpunkt auf die Untersuchung des Wettbewerbs auf den Kapitalmärkten. In diesem Rahmen werden die Fähigkeiten des aktiven Fondsmanagements untersucht. Fondsinvestoren können entscheiden, ihr Kapital gegen eine Gebühr von einem aktiven Fondsmanager verwalten zu lassen. Dieser versucht, durch seine Investitionsfähigkeiten Anlagen zu identifizieren, die eine Überrendite versprechen. Alternativ kann der Investor einen passiven Fonds wählen, der ohne Managemententscheidungen einen Index nachbildet (vgl. Anderson, 2017, S. 2; Stambaugh, 2019, S. 1). Die Relevanz des Forschungsgebiets ergibt sich aus dem Umfang des deutschen Fondsmarkts. Im Jahr 2024 betrug das in Deutschland in Fonds investierte Volumen 4.472 Mrd. € (vgl. Bundesverband Investment und Asset Management, 2025, S. 32). Damit verbunden sind wesentliche Verwaltungskosten des aktiven Managements. French (2008, S. 1561) zeigt, dass die Mehrkosten des aktiven Managements gegenüber passiven Alternativen pro Jahr 0,67% des Gesamtwerts des Kapitalmarkts ausmachen. Vor dem Hintergrund dieser Kosten ist der stark wachsende Marktanteil passiver Anlagestrategien zu nennen. Nach Schätzungen von Chinco & Sammon (2024, S. 1) machen passive Strategien einen Anteil von bis zu 33,5 % des Gesamtwerts wesentlicher Kapitalmarktindizes aus.

Aus Sicht der volkswirtschaftlichen Finanzforschung steht im Vordergrund, inwiefern aktive Managerinnen und Manager Investitionsfähigkeiten besitzen und somit zur Funktionsweise des Kapitalmarkts beitragen. Nach Cremers et al. (2019, S. 8 f.) besteht in der Literatur eine Standardperspektive, nach der der durchschnittliche Manager keine besonderen Fähigkeiten besitzt. Zu nennen sind einflussreiche Studien wie beispielsweise Carhart (1997) oder Fama und French (2010), welche jeweils die klassische Alpha-Methode nutzen. Wie Berk und Green (2004, S. 1269 f.) anmerken, stehen die negativen Ergebnisse zu den Fähigkeiten des aktiven Managements im Kontrast zur wesentlichen Größe des aktiven Fondsmarkts und der hohen Kompensation von Fondsmanagern.

Entgegen der Standardperspektive besteht ein Literaturzweig, der theoretisch und empirisch zu positiveren Ergebnissen über das aktive Management kommt

(vgl. Cremers et al., 2019, S. 8; Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1665 f.). Für diesen Beitrag hervorzuheben ist die Untersuchung von Berk und van Binsbergen (2015), welche die Value-Added-Methode zur Messung von Managementfähigkeiten einführt. Diese Methode ist eine Weiterentwicklung der klassischen Alpha-Methode und erlaubt es, validere Erkenntnisse über Managementfähigkeiten zu gewinnen. Wie im Lauf dieses Beitrags dargestellt wird, hat die Value-Added-Methode noch nicht die gleiche Forschungsdurchdringung wie die der klassischen Alpha-Methode. Insbesondere wurde eine Forschungslücke in der Anwendung der Value-Added-Methode auf deutsche Fonds identifiziert.

In der Kapitalmarktforschung basieren ursprüngliche Ergebnisse überwiegend auf US-Daten. Untersuchungen in anderen Ländern sind entscheidend, um die ursprünglichen Ergebnisse zu überprüfen oder durch Abweichungen neue Erkenntnisse zu gewinnen (vgl. Baltussen et al., 2022, S. 30 f.). Der deutsche Kapitalmarkt bietet relevante Besonderheiten. Der Anteil der Haushalte mit Investmentfonds lag in Deutschland im Jahr 2024 mit 13 % nahe am europäischen Durchschnitt von 10 % (vgl. Bundesverband Investment und Asset Management, 2025, S. 37). In den USA beträgt dieser Wert 56,4 % (vgl. Investment Company Institute, 2025, S. 2). Gleichzeitig haben deutsche Anleger ein hohes Vertrauen in Vermittler bei der Fondsanlage. Im Jahr 2024 wurden 77 % der Fondsanlagen in Deutschland über Banken, Versicherungen oder sonstige Vermittler vermittelt (Bundesverband Investment und Asset Management, 2025, S. 47). Folglich bietet der deutsche Fondsmarkt die Möglichkeit, die US-Ergebnisse auf einem Markt mit einer geringen Fondsaffinität in Verbindung mit hohem Einfluss von Vermittlern zu testen.

1.2 Zielsetzung und Forschungsfrage

Zielsetzung dieses Werkes ist es, mithilfe der Value-Added-Methode neue Erkenntnisse über den deutschen Fondsmarkt zu gewinnen. Diese Erkenntnisse sollen zur kontroversen Diskussion der Literatur über die Fähigkeiten des aktiven Managements beitragen. Diese Untersuchung nimmt eine volkswirtschaftliche Perspektive ein. Die Erkenntnisse über die Managementfähigkeiten deutscher Investmentfonds sollen dafür genutzt werden, die Funktionsweise des Fondsmarkts zu analysieren. Die Perspektive der Fondsinvestoren ist hierbei insofern relevant, weil bewertet wird, welche Theorie das Verhalten von Fondsinvestoren am besten beschreibt. Handlungsempfehlungen für Fondsinvestoren sind nicht Gegenstand dieses Beitrags. Die Alpha-Methode in der Nettobetrachtung wäre

ausreichend, um die Investorenentscheidungen zu analysieren. Die Value-Added-Methode geht darüber hinaus. Sie bewertet aus volkswirtschaftlicher Perspektive, inwiefern Investitionsfähigkeiten vorliegen (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 18).

Um die Zielerreichung dieser Untersuchung anhand der wissenschaftlichen Gütekriterien bewertbar zu machen, werden zwei Forschungsfragen definiert:

1. Inwiefern liefert die Analyse der Verteilung der Wertschöpfung deutscher Investmentfondsmanagerinnen und -manager Evidenz für das Ausmaß der Fähigkeiten des aktiven Managements?
2. Inwiefern liefert die Analyse der zeitlichen Konsistenz der Bruttowertschöpfung deutscher Investmentfondsmanagerinnen und -manager Evidenz für die Konsistenz der Fähigkeiten des aktiven Managements?

Die beiden Forschungsfragen ergänzen einander, indem die Analyse der Managementfähigkeiten in zwei Teilbereiche aufgeteilt wird. Die erste Forschungsfrage thematisiert die Verteilung der Wertschöpfung. Hierzu zählt die Analyse des durchschnittlichen Managers und die Betrachtung, inwiefern die Managerinnen und Manager in den extremen Verteilungsenden Fähigkeiten aufweisen. Diese Forschungsfrage ist orientiert an Berk und van Binsbergen (2015). Gleichzeitig wird für diese Forschungsfrage die Analyse der Verteilung der t-Werte der Fonds aus der klassischen Alpha-Analyse von Fama und French (2010) in die Value-Added-Methode übertragen. Es werden die Brutto- und die Nettoperspektiven betrachtet. Die zweite Forschungsfrage thematisiert die zeitliche Konsistenz der Wertschöpfung. Marktweite Investitionsentscheidungen basieren darauf, dass einzelne Marktteilnehmende ihre Fähigkeiten über die Zeit konstant beibehalten können. Durch konsistente Fähigkeiten können Managerinnen und Manager durch ihre aktive Teilnahme an der Preisgestaltung zuverlässig von ihrer Marktteilnahme wirtschaftlich profitieren (vgl. van Binsbergen & Opp, 2019, S. 1661). Diese Analyse basiert auf der Analysetechnik von Berk und van Binsbergen (2015) und beschränkt sich auf die Bruttoperspektive. Die gemeinsame Betrachtung von Verteilung und Konsistenz ermöglicht eine volkswirtschaftliche Einordnung der Ergebnisse. Für alle durchgeführten Hypothesentests gilt ein Konfidenzniveau von 5 %.

1.3 Aufbau des Beitrags

Die theoretischen Grundlagen in Abschnitt 2 gliedern sich zunächst in Abschnitt 2.1 mit finanzökonomischen Grundlagen und Abschnitt 2.2 mit der Diskussion der Modelle der Managementfähigkeiten auf. Der Fokus des Abschnitts 2.1 liegt darin, die zentralen finanzökonomischen Begriffe für die Anwendung zu definieren. Diese dienen als Grundlage für alle nachfolgenden Diskussionen. Abschnitt 2.2 diskutiert auf Basis von vier ökonomischen Modellen die Fähigkeiten des aktiven Managements. Es werden die zentralen Aspekte und Vorhersagen der Theorien herausgearbeitet. Kritische Punkte werden diskutiert.

In Abschnitt 3 erfolgt die Analyse der empirischen Literatur. Das Ziel ist, durch die Erkenntnisse der Literatur die empirische Untersuchung dieses Beitrags vorzubereiten. Abschnitt 3.1 analysiert die bisherigen Erkenntnisse der empirischen Literatur. Der Abschnitt 3.2 betrachtet anschließend die relevanten methodischen Aspekte der bisherigen Studien. In Abschnitt 3.3 werden abschließend diese empirischen Ergebnisse mit den Modellen aus Abschnitt 2.2 verbunden. Die Vorhersagen der Modelle werden als bewertbare Hypothesen zusammengefasst. Auf Basis der Literaturanalyse wird entschieden, welche Arbeitshypothese der Untersuchung zugrunde gelegt wird.

Auf dieser Grundlage erfolgt in Abschnitt 4 die Gestaltung der Forschungsmethodik. In Abschnitt 4.1 wird zunächst die Datengrundlage diskutiert. Hierbei wird aufgezeigt, wie die Fonds- und Benchmark-Daten gesammelt und für eine angemessene Datenqualität aufbereitet wurden. In Abschnitt 4.2 wird die Analysestrategie des vorliegenden Beitrags ausgearbeitet. Hierbei wird zunächst dargestellt, wie die Value-Added-Methode in der empirischen Untersuchung dieses Werks angewendet wird. Darauf basierend werden die Analyseperspektiven und Hypothesentests für die Wertschöpfungsverteilung und zeitliche Konsistenz dargestellt. Besonderheiten der Untersuchung deutscher Fonds gegenüber der Literatur werden kritisch diskutiert.

2 Theoretische Grundlagen

2.1 Finanzökonomische Grundlagen

2.1.1 Neoklassischer Kapitalmarkt und Markteffizienzhypothese

In der neoklassischen Mikroökonomie ist die Marktpreisbildung ein Prozess der Informationsverarbeitung. Marktteilnehmende kaufen (verkaufen) Güter auf Basis ihrer positiven (negativen) Informationen. Durch die entstehende Nachfrage (das entstehende Angebot) steigt (sinkt) der Preis. Der entstehende Marktpreis ist das Gesamtergebnis aller Informationen der Marktteilnehmenden (vgl. Hayek, 1945, S. 526 f.). Dieser Prozess erfolgt analog am Kapitalmarkt. Der Wert einer Kapitalanlage ist in der Bewertungstheorie definiert als der Barwert PV_t der zukünftigen Cashflows (CF). Da diese Cashflows in der Zukunft liegen und unsicher sind, erfolgt eine Abzinsung zu einem angemessenen Diskontierungssatz r (vgl. Brealey et al., 2011, S. 321; Pape, 2018, S. 50):

$$PV_t = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{CF_t}{(1+r)^t} \quad (1)$$

Der Barwert PV_t abzüglich des Marktpreises MP_t ergibt den Nettobarwert NPV_t (vgl. Porras, 2011, S. 33):

$$NPV_t = PV_t - MP_t \quad (2)$$

Das Entscheidungskriterium des Investors ist, ob ein Nettobarwert ungleich null ($NPV_t \neq 0$) vorliegt (vgl. Berk & van Binsbergen, 2017, S. 151). Bei einem $NPV_t = 0$ erhält der Investor den angemessenen Diskontierungssatz r . Bei positivem NPV_t erhält der Investor eine Überrendite und der Investor kauft die Anlage. Bei einem negativen NPV_t wird der angemessene Diskontierungssatz r nicht erreicht und der Investor verkauft die Anlage. Die Preisbildung im neoklassischen Kapitalmarktmodell ergibt sich dadurch, dass Investoren dauerhaft den NPV_t der Anlage beobachten. Durch diesen Angebots- und Nachfragemechanismus steigt bzw. sinkt der Preis der Anlage, bis dieser dem Barwert der Anlage entspricht (vgl. Brealey et al., 2011, S. 312; Zhu, 2018, S. 131). Dies gilt analog beim Aufkommen neuer Informationen, beispielsweise dem Jahresabschluss eines Unternehmens. Die Erwartungen über den Barwert PV_t der Aktie würden sich verändern. Die Investoren geben Verkaufs- oder Kauforders ab, bis MP_t dem neuen PV_t entspricht. Der Prozess verarbeitet neue Informationen im Preis (vgl. Fama, 1970, S. 408 f.).

Die Markteffizienzhypothese nach Fama (1970) ist ein Modell darüber, wie dieser Preismechanismus für Kapitalanlagen funktioniert. Nach der Markteffizienzhypothese werden alle verfügbaren Informationen unmittelbar im Marktpreis berücksichtigt (vgl. Fama, 1991, S. 1575). Folglich ändert sich der Marktpreis MP_t unmittelbar, wenn eine neue Information öffentlich wird. Kein Marktteilnehmer kann durch Differenzen zwischen dem Barwert und Kaufpreis eine Überrendite erzielen (vgl. Brealey et al., 2011, S. 321). Dies steht in Verbindung mit dem mikroökonomischen Konzept des ökonomischen Gewinns. Es ist zwischen dem nominalen Gewinn und dem ökonomischen Gewinn zu unterscheiden. Der ökonomische Gewinn berücksichtigt angemessenen Opportunitäts- bzw. Risikovergütung. Ein Unternehmen kann einen hohen nominalen Gewinn erwirtschaften. Dieser Gewinn vergütet aber nur die angemessenen Opportunitätskosten, sodass kein ökonomischer Gewinn darüber hinaus besteht. Durch den vollkommenen Wettbewerb ist in der neoklassischen Theorie kein ökonomischer Gewinn möglich (vgl. Varian, 2005, S. 409 f.; Jehle & Reny, 2011, S. 176, 235). Am Kapitalmarkt werden die angemessenen Opportunitätskosten durch den Diskontierungssatz r dargestellt. Diesen erhält der Investor, wenn er eine Anlage zum Barwert kauft. Die Markteffizienzhypothese verneint somit die Existenz von $NPV_t \neq 0$ (vgl. Brealey et al., 2011, S. 321). Preisschwankungen auf dem effizienten Kapitalmarkt sind zufällig. Sie basieren ausschließlich auf neuen, für alle Marktteilnehmenden unvorhersehbaren Informationen (vgl. Fama, 1970, S. 389 ff.; Cochrane, 2000, S. 354; Brealey et al., 2011, S. 314–317).

Die Markteffizienzhypothese trifft strenge Annahmen über den Kapitalmarkt. Hiernach haben alle Anleger identische und unverzüglich verfügbare Informationen. Sie verhalten sich rational und maximieren konsistent ihren Nutzen. Nach dem Modell bestehen keine Transaktionskosten, die es erschweren, neue Informationen unverzüglich in den Preis einzubeziehen (vgl. Fama, 1970, S. 387; Grossman & Stiglitz, 1980, S. 394 f.). Somit vereinfachen die Annahmen der Markteffizienzhypothese die Realität deutlich. Deshalb werden verschiedene Ausprägungsformen der Markteffizienzhypothese hinsichtlich der eingepreisten Informationen definiert. Diese werden in Tabelle 1 zusammengefasst:

Tabelle 1: Formen der Markteffizienz

Formen der Markteffizienz	Aussage	Analysen, die somit nicht zielführend sind
Schwache Markteffizienz	Alle historischen Informationen sind eingepreist	Technische Analyse von Kurscharts
Halbstarke Markteffizienz	Alle historischen und aktuellen Informationen sind unmittelbar eingepreist	Fundamentalanalyse von Finanzdaten des Unternehmens und gesamtwirtschaftlichen Daten
Starke Markteffizienz	Alle Informationen, auch nicht-öffentliche Informationen von Insidern, sind eingepreist	Insiderhandel, z. B. Unternehmensmitarbeitende

Quelle: in Anlehnung an Fama (1970, S. 383); Fama (1991, S. 1546 f.)

Diese Formen der Markteffizienzhypothese beschränken die effiziente Informationsverarbeitung jeweils auf historische, aktuelle und nicht-öffentliche Informationen. Die drei Formen der Markteffizienzhypothese werden in der Literatur theoretisch und empirisch untersucht. Aufgrund des thematischen Schwerpunkts dieses Beitrags beschränkt sich die Betrachtung hier auf die Forschung zu Investmentfonds. Die Untersuchung der Fähigkeiten von Investmentfonds wird als Test der halbstarke Markteffizienz eingeordnet (vgl. Jones & Wermers, 2011, S. 31). Fondsmanagerinnen und -manager versuchen durch Analyse von aktuellen Informationen, beispielsweise Jahresabschlüssen, Informationen über eine Kapitalanlage zu gewinnen und ineffiziente Bepreisungen zu identifizieren. Diese Analyseform wird als Fundamentalanalyse bezeichnet, da die aktuellen fundamentalen ökonomischen Daten des Unternehmens bewertet werden (vgl. Bentes & Navas, 2013, S. 389). Die Analyse von Fondsmanagern basiert auf öffentlichen Informationen.

In der technischen Analyse wird versucht, Kurse anhand ihrer Historie vorherzusagen (vgl. Blume et al., 1994, S. 153). Die hier untersuchten Investmentfonds nutzen überwiegend keine technische Analyse. Die Untersuchung von Investmentfonds kann auch als ein Test der strengen Markteffizienz eingeordnet werden, wenn Fondsmanagerinnen und -manager private Informationen nutzen. Jedoch ist anhand der Fondsrenditen nicht zu differenzieren, welche Informationen Fondsmanagerinnen und -manager verarbeiten (vgl. Fama, 1970, S. 410; Fama,

1991, S. 1577). Fondsmanagerinnen und -manager sind keine Unternehmensinsider im Sinne von Mitarbeitenden des Unternehmens. Gleichzeitig unterliegen Marktteilnehmende in Deutschland Gesetzen und Compliance-Regeln gegen Insider-Handel (vgl. BaFin, 2025). Folglich legt diese Untersuchung die halbstarke Markteffizienz zugrunde.

Die Literatur unterscheidet weiter hinsichtlich der Strenge der Vorhersage der Markteffizienz. Nach der strengen Position sind stets alle Informationen im Preis reflektiert. Es gilt ein vollständiger Ausschluss von $NPV_{t=0} \neq 0$. Nach der weniger strengen Position gilt die Markteffizienz im Aggregat. Der Schwerpunkt liegt darauf, dass kein Marktteilnehmender systematisch positive NPV_t -Möglichkeiten ausnutzen kann (vgl. Mishkin & Eakins, 2012, S. 119 ff.; Degutis & Novickyte, 2014, S. 8). Nach dieser Sicht gilt (vgl. Shiller, 2003, S. 85):

$$MP_t = PV_{t=0} + U_t \quad (3)$$

$$\text{Mit } E(U_t) = 0 \quad (3a)$$

Bepreisungsfehler U_t sind möglich. U_t ist unsystematisch und nicht vorhersehbar. Der Erwartungswert $E(U_t)$ ist null. Der Barwert PV_t ist folglich die bestmögliche Schätzung des Marktpreises MP_t . Die Informationsverarbeitung ist so effizient, dass kein Marktteilnehmender durch bessere Informationsverarbeitung dauerhaft einen ökonomischen Gewinn erzielen kann (vgl. Anderson, 2017, S. 9). Der Fokus dieses Beitrags liegt auf systematischen Managementfähigkeiten in der volkswirtschaftlichen Betrachtung und nicht auf einzelnen positiven Anlagemöglichkeiten. Folglich ist diese weniger strenge Definition hier ausreichend.

2.1.2 Asset Pricing Modelle

Nach Formel (1) wird für die Bestimmung des Barwerts der angemessene Diskontierungszins r benötigt. Asset Pricing Modelle sind wissenschaftliche Modelle darüber, wie Marktteilnehmende diesen Diskontierungssatz bestimmen. Dabei wird ermittelt, mit welchem angemessenen Preis die zukünftigen Cashflows angesichts ihres Risikos belegt werden. Der Schwerpunkt der theoretischen Analyse dieses Beitrags liegt auf der Einordnung von Managerfähigkeiten als Vorarbeit zur empirischen Untersuchung. Insofern beschränkt sich dieser Abschnitt auf die Funktionsweise der Asset Pricing Modelle. Auf eine detaillierte finanzökonomische Herleitung der Modelle wird verzichtet und es wird auf die Literatur verwiesen.

Das grundlegende Asset Pricing Modell in der Literatur ist das Capital Asset Pricing Model (CAPM) nach Sharpe (1964), Lintner (1965a, 1965b) und Mossin (1966). Das CAPM baut auf der Portfoliotheorie nach Markowitz (1952) auf. Hiernach sind Investoren risikoavers und bewerten eine Anlage nach ihrer erwarteten Rendite r_e und dem Risiko in Form der Standardabweichung σ . Gleichzeitig können sie durch Diversifikation in nicht perfekt korrelierte Anlagen das Risiko ihrer Gesamtanlage beeinflussen.

Des Weiteren beachtet das CAPM die Möglichkeit nach Tobin (1958, S. 66) für Anleger, zu einem risikolosen Zins r_{rf} Kapital anzulegen und Kapital aufzunehmen. Das CAPM teilt den Diskontierungssatz in zwei Aspekte auf. Der risikolose Zins r_{rf} vergütet den Konsumverzicht für den Anlagezeitraum. Des Weiteren geht der Anleger ein Risiko hinsichtlich seiner zukünftigen Cashflows ein. Kapitalanlagen weisen ein systematisches und ein anlagenspezifisches, unsystematisches Risiko auf. Die Kernaussage des CAPM ist, dass rationale Investoren das unsystematische Risiko einzelner Kapitalanlagen durch Diversifikation eliminieren und deshalb hierfür keine Rendite verlangen. Nach dem CAPM verlangt der rationale Investor nur für das nicht-diversifizierbare systematische Risiko einer Anlage eine Risikovergütung (vgl. Sharpe, 1964, S. 441).

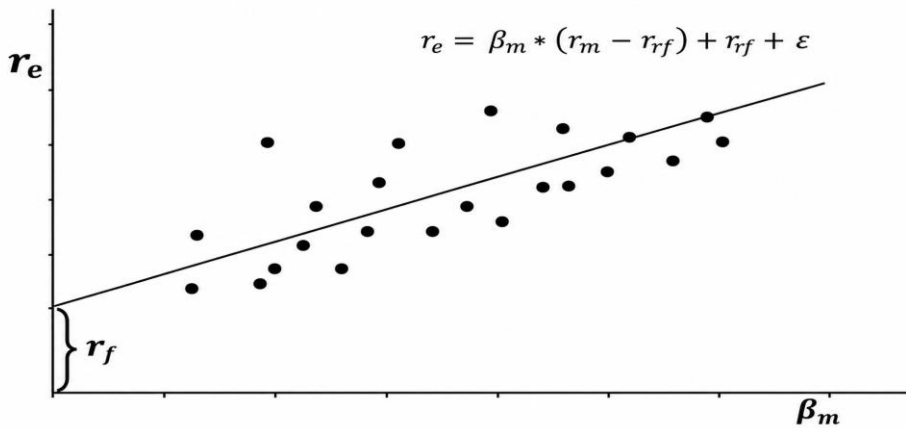
Das systematische Risiko wird durch das Marktportfolio (M) gemessen. Das Marktportfolio ist ein theoretisches Portfolio, in dem alle risikobehafteten Anlagen gewichtet nach ihrem Gesamtmarktwert enthalten sind. Da das Marktportfolio den gesamten Kapitalmarkt darstellt, enthält es kein unsystematisches Risiko. Es aggregiert alle rationalen Entscheidungen der Marktteilnehmenden und hat somit das optimale erwartete Rendite-Risiko-Verhältnis (vgl. Lintner, 1965b; Fama & French, 2004, S. 27 f.). Folglich würde ein rationaler Investor das unsystematische Risiko eliminieren und in das Marktportfolio investieren. Für eine höhere Rendite (bei höherem Risiko) leiht sich der rationale Anleger Kapital zum risikolosen Zins r_{rf} und investiert dies zusätzlich in das Marktportfolio. Für ein geringes Risiko (bei geringerer Rendite) legt der Investor neben dem Marktportfolio einen Teil seines Kapitals zu r_{rf} an (vgl. Lintner, 1965a, S. 17 f.). Der CAPM-Investor bewertet Kapitalanlagen nicht anhand ihrer individuellen Risiken, sondern nur anhand der Sensitivität der Anlage zum Marktportfolio (vgl. Sharpe, 1964, S. 440 f.; Brealey et al., 2011, S. 194). Dies wird gemessen durch die Sensitivität β_m der Anlage zur Rendite des Marktportfolios. Für die erwartete Rendite r_e ergibt sich Formel (4), welche Abbildung 1 visualisiert (vgl. Sharpe, 1964, S. 438 f.).

$$r_e = \beta_m * (r_{rm} - r_{rf}) + r_{rf} + \varepsilon \quad (4)$$

$$\text{mit } \beta_m = \frac{\text{Cov}(r_{rm}, r_e)}{\text{Var}(r_{rm})} \quad (4a)$$

$$\text{und } E(\varepsilon) = 0 \quad (4b)$$

Abbildung 1: CAPM



Quelle: in Anlehnung an Sharpe (1964, S. 439)

r_{rm} entspricht der Rendite des Marktportfolios. Die erwartete Rendite einer Kapitalanlage setzt sich zusammen aus r_{rf} zuzüglich der Marktrisikoprämie über dem risikolosen Zins ($r_{rm} - r_{rf}$), multipliziert mit der Sensitivität der Anlage zum Marktportfolio β_m . ε repräsentiert analog des Bepreisungsfehlers U_t aus Formel (3) den zufälligen Fehlerterm der Regression. Der Erwartungswert $E(\varepsilon)$ beträgt null.

Neben der in Abschnitt 2.1.1 angemerkten Kritik an den neoklassischen Kapitalmarktannahmen wird im CAPM die Existenz des Marktportfolios kritisiert. Ein Investor kann in der Praxis nicht in das modellhafte Marktportfolio investieren, da dieses restriktive Anlageklassen, wie einen proportionalen Anteil des Immobilienmarkts oder des Humankapitals enthält (vgl. Roll, 1977, S. 155). In der empirischen Forschung wird das CAPM überwiegend zur Untersuchung von Aktien genutzt. Das Marktportfolio wird zur Vereinfachung auf Forschungsindizes, bestehend aus einer breit gestreuten Anzahl von Aktien, reduziert (vgl. z. B. die Forschungsindizes nach French, 2026).

Das CAPM beschreibt einen Investor, welcher Anlagen anhand ihrer Sensitivität zum Marktportfolio bewertet. Modelle wie das Intertemporal-CAPM nach Merton (1973) oder die Arbitrage Pricing Theory nach Ross (1976) beschreiben, dass rationale Investoren neben β_m sensitiv gegenüber weiteren Variablen sein können. Diese Modelle treffen keine Aussagen, welche zusätzlichen Faktoren für Investoren relevant sind. Hier setzen verschiedene empirische Multifaktormodelle an. Die empirischen Multifaktormodelle sind nicht theoretisch, sondern aus empirischen CAPM-Anomalien hergeleitet (vgl. Fama & French, 1996, S. 55 f.; Cochrane, 2011, S. 1058). In der empirischen Forschung wurde festgestellt, dass gewisse Aktien Überrenditen erwirtschaften, welche nicht vom CAPM erklärt werden konnten. Hierbei hat eine Gruppe von Aktien eine höhere Rendite als eine andere Gruppe von Aktien, obwohl diese den gleichen β_m -Wert aufweisen. Tabelle 2 fasst zentrale Multifaktormodelle zusammen:

Tabelle 2: Multifaktorenmodelle

Modelle / Quelle	Neue Faktoren	Erklärung
Fama-French-Dreifaktorenmodell nach Fama & French (1993, S. 22) auf Basis der vorherigen Ergebnisse von Basu (1977) und Rosenberg et al. (1985) für HML und Banz (1981) für SMB	→Value-Faktor β_{HML} →Small-Cap-Faktor β_{SMB}	→Überrendite von Aktien mit geringem Kursbuchverhältnis gegenüber Aktien mit hohem Kursbuchverhältnis (High Minus Low) →Überrendite von Aktien mit geringer Marktkapitalisierung gegenüber Aktien mit hoher Marktkapitalisierung (Small Minus Big)
Fama-French-Carhart-Vierfaktorenmodell nach Carhart (1997, S. 61) auf Basis der vorherigen Ergebnisse von Jegadeesh & Titman (1993)	→Momentum-Faktor β_{WML} →Übernahme des Value-Faktors und Small-Cap-Faktor	→Überrendite der Aktien mit hoher Rendite in den letzten 12 Monaten gegenüber Aktien mit geringer Rendite in den letzten 12 Monaten (Winner Minus Loser)
Fünffaktorenmodell nach Fama & French (2015, S. 3) auf Basis der vorherigen Ergebnisse von Haugen &	→Investitions-Faktor β_{CMA}	→Überrendite von Aktien mit geringem Bilanzwachstum gegen-

Baker (1996) für CMA und Novy-Marx (2013) für RMW	→ Profitabilitäts-Faktor β_{RMW} → Übernahme des Value-Faktors und Small-Cap-Faktor	über Aktien mit hohem Bilanzwachstum (Conservative Minus Aggressive) → Überrendite von Aktien mit hoher Profitabilität gegenüber Aktien mit geringer Profitabilität (Robust Minus Weak)
---	--	--

Hier sind neben β_m die Sensitivitäten zu weiteren CAPM-Anomalien als Faktoren aufgenommen worden. Dies führt zu einer höheren Erklärungskraft für die Renditen am Kapitalmarkt. Es ist kontrovers, inwiefern für diese empirisch festgestellten Faktoren eine rationale Herleitung besteht oder ob diese systematische Fehler in der Preisbildung am Kapitalmarkt darstellen (vgl. Fama & French, 1996, S. 75, 2010, S. 1918; Cochrane, 2011, S. 1065; Stambaugh & Yuan, 2017, S. 1272 f.). Folglich besteht kein Konsens zur Vereinbarkeit der empirischen Multifaktormodelle und der Markteffizienzhypothese.

Als Grundlage für die empirische Untersuchung stellt die Wahl des Modells eine zentrale Annahme der Untersuchung dar. Hierbei ist das Verbundhypothesenproblem nach Fama (1970) relevant. Nach Formel (3) besteht ein effizienter Kapitalmarkt, wenn keine systematisch positiven NPV-Anlagen, also Anlagen mit einer Rendite über r , vorliegen. Da kein Konsens über ein Asset Pricing Modell für rationale Investoren besteht, muss eine empirische Betrachtung eine Annahme über das Modell für r treffen. Jeder Test der Markteffizienzhypothese ist somit auch ein Test des angenommenen Asset Pricing Modells. Eine Ablehnung der Markteffizienzhypothese kann aufgrund von ineffizienten Märkten erfolgen oder weil das Asset Pricing Modell nicht korrekt gewählt ist, um den effizienten Markt zu erkennen (Fama, 1970, S. 384 f.; Fama, 1991, S. 1575 f.). In der Untersuchungspraxis bedeutet dies, die zugrunde liegenden Ergebnisse kritisch zu hinterfragen und vorsichtig zu interpretieren (vgl. Carhart, 1997, S. 76). In Abschnitt 3.1.1 wird analysiert, welche Modelle die empirische Value-Added-Literatur anwendet.

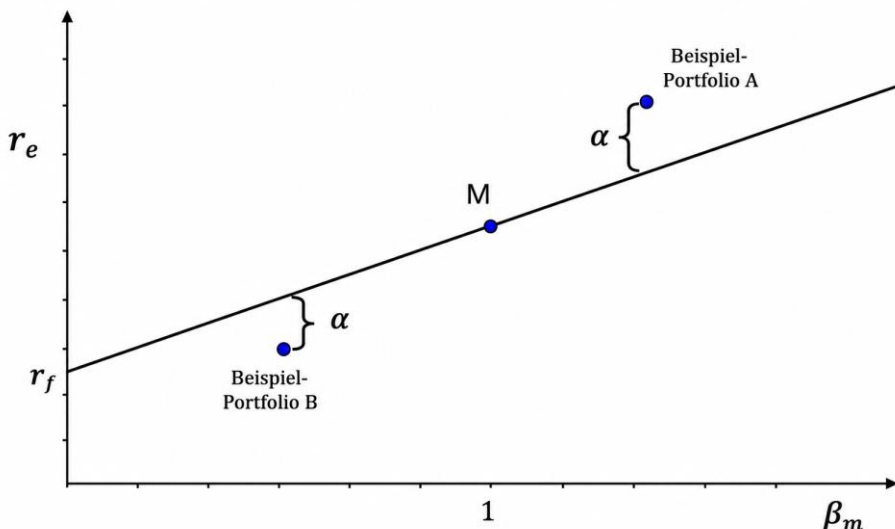
2.1.3 Jensen-Alpha

Das Alpha nach Jensen (1968) ist eine aus dem CAPM abgeleitete Messgröße zur risikoadjustierten Bewertung von Investmentfonds. Die risikoadjustierte Bewertung ist hierbei notwendig, um anhand der Rendite die Investmentfähigkeiten des Managers zu identifizieren. Fondsmanager können eine hohe Rendite erzielen, weil sie echte Investmentfähigkeiten aufweisen oder weil sie ein hohes Risiko eingegangen sind. Durch einen höheren β -Faktor kann ein Fondsmanager eine höhere Rendite erzielen. Nach dem CAPM ist dies jedoch nur eine Folge des höheren Risikos (vgl. Fama, 1970, S. 410 f.). Folglich können aus der nicht-adjustierten Rendite keine Investmentfähigkeiten abgeleitet werden (vgl. Spaulding, 2016, S. 42 ff.). Eine Überrendite α besteht nur, wenn eine zusätzliche Rendite ohne ein höheres β_m erreicht wird. Formel (5) definiert α als vom CAPM unerklärten Renditeanteil (vgl. Jensen, 1968, S. 393):

$$\alpha = r_i - (\beta_m * (r_{rm} - r_{rf}) + r_{rf}) \quad (5)$$

Der Term $(\beta_m * (r_{rm} - r_{rf}) + r_{rf})$ zeigt hierbei die nach CAPM erwartete Rendite des Investmentfonds abhängig vom jeweiligen β -Faktor des Fonds. Diese erwartete Rendite wird von der realisierten Rendite des Investmentfonds r_i subtrahiert. Abbildung 2 visualisiert Formel (5):

Abbildung 2: Jensen-Alpha



Quelle: in Anlehnung an Fama (1970, S. 411)

Abbildung 2 wendet die Alpha-Methode zur Bewertung der Beispielpportfolios A und B an. Portfolio B liegt unter der Renditeerwartung des CAPM bei gleichem β -Faktor. Dieser Manager hat eine Unterrendite erzielt und weist keine Investmentfähigkeiten auf. Portfolio A liegt oberhalb der CAPM-Erwartung bei gleichem β -Faktor. Folglich hat dieser Manager eine Rendite erreicht, die ein CAPM-Investor nicht bei gleichem Risiko durch das Marktportfolio und den risikolosen Zins replizieren kann. Der Manager hat Investmentfähigkeiten und erzielt eine risikobereinigte Überrendite (vgl. Spaulding, 2016, S. 42 ff.). Das Jensen-Alpha drückt hierbei das in Abschnitt 2.1.1 erläuterte Konzept des ökonomischen Gewinns aus. Für den Investor hätte dieser Fonds einen positiven NPV über den Opportunitätskosten einer Marktportfolioanlage (vgl. Berk & van Binsbergen, 2017, S. 151 f.).

Formel (5) zeigt eine statische Betrachtung. In empirischen Untersuchungen muss der β -Faktor aus einer Zeitreihe der Marktrisikoprämie und der Risikoprämie des Investmentfonds gewonnen werden. Es gilt die Regressionsgleichung (vgl. Jensen, 1968, S. 393; Connor et al., 2010, S. 300):

$$r_i - r_{rf} = \alpha + \beta_m * (r_{rm} - r_{rf}) + \varepsilon \quad (6)$$

$$\text{mit } E(\varepsilon) = 0 \quad (6a)$$

Hierbei wird die Risikoprämie des Investmentfonds ($r_i - r_{rf}$) als Regressand genutzt und die Marktrisikoprämie ($r_{rm} - r_{rf}$) als Regressor. Der Wert α entspricht in der linearen Regression der Konstanten. In der Regression ist α folglich der Wert, der zur CAPM-Renditeerwartung addiert wird, um die effiziente lineare OLS-Schätzung (Ordinary Least Squares) für die Risikoprämie des Investmentfonds zu erhalten. Der Wert ε steht hier für den Fehlerterm der Regression. Durch Zufallseinflüsse am Kapitalmarkt ist auch bei Fonds ohne echtes α nicht zu erwarten, dass das CAPM in jeder Periode eine fehlerlose Vorhersage trifft. In einer korrekt spezifizierten Regression ist der Erwartungswert von ε null. Die Regressionskonstante kann allein als α interpretiert werden (vgl. Jensen, 1968, S. 393 f.). Das Jensen-Alpha kann als Bruttoalpha α_{gro} auf Basis der Bruttofondsrenditen $r_{i,gro}$ vor Managementgebühren TER (Total Expense Ratio) berechnet werden. Alternativ kann das Nettoalpha α_{net} auf Basis der Nettofondsrenditen $r_{i,net}$ nach TER berechnet werden (vgl. Jensen, 1968, S. 403). Für die vorliegende Untersuchung sind beide Perspektiven relevant. Das Jensen-Alpha kann auch mit der Renditeerwartung aus Multifaktormodellen berechnet werden (vgl. Carhart, 1997, S. 61).

Die Literatur zeigt verschiedene Limitationen der Alpha-Methode auf. Aufgrund der linearen Regressionstechnik berücksichtigt die Methode keine zeitliche Varianz des β -Faktors. Wenn der Fondsmanager entscheidet, das eingegangene Marktrisiko zu verändern, werden in der Zeitreihe verschiedene β -Faktoren vermischt (vgl. Jensen, 1968, S. 394 f.). Gleichzeitig berücksichtigt der β -Faktor keine nicht-linearen Strategien. Beim Market-Timing versucht der Manager nicht, die Entwicklung des einzelnen Wertpapiers vorherzusagen, sondern die Bewegungen des Markts insgesamt. Bei positiven Risikoprämien investiert der Manager in den Markt, bei negativen Risikoprämien investiert er in die risikolose Anlage. Die lineare Regression kann dies nur limitiert erfassen (vgl. Treynor & Mazuy, 1966, S. 157–160; Lee & Rahman, 1990, S. 261 f.). Diese Kritik gilt auch, wenn der Fonds derivative Finanzinstrumente (Optionen, Futures, Zertifikate, etc.) nutzt, um ein nicht-lineares Risikoprofil zu erzeugen (vgl. Connor et al., 2010, S. 300 f.). Die Alpha-Methode ist nur für Fonds geeignet, die auf Basis der Fundamentalanalyse investieren. Da die untersuchten Fonds im Wesentlichen diese Anlagestrategie verfolgen, wird diese Schwäche in der Literatur regelmäßig vernachlässigt (vgl. z.B. Studien wie Kosowski et al., 2006 oder Fama & French, 2010).

Des Weiteren wird das Alpha auf Fondsebene berechnet und somit jeder Fonds gleich gewichtet. Das durchschnittliche Alpha berücksichtigt nicht, dass Fonds unterschiedlich viel Vermögen verwalten. Die durchschnittliche Überrendite pro Manager kann von der durchschnittlichen Überrendite des in Fonds investierten Kapitals abweichen (vgl. Clifford et al., 2014, S. 249 ff.).

In der Bewertung von Fondsmanagern ist die Kritik zum CAPM, dass Investoren in der Praxis nicht in das Marktportfolio investieren können, relevant. Die in der Forschung als Marktportfolio-Approximation genutzten Forschungsindizes beinhalten keine Transaktionskosten, und ein Investor kann in diese nicht investieren (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 6 f.). Es besteht das Risiko, durch ein Modell mit nicht replizierbaren Renditeerwartungen einen zu hohen Maßstab für die Fähigkeiten von aktiven Managern zu setzen. Hierdurch werden die Managementfähigkeiten als zu gering eingeschätzt (vgl. Arnott et al., 2017, S. 6 f.; Patton & Weller, 2020, S. 527, 537). Hiermit verbunden ist die Kritik von Black (1972, S. 445), nach der auch ein rationaler Investor nicht unendlich viel Kapital zum risikolosen Zins als Kredit aufnehmen kann und somit nicht jeder β -Faktor im CAPM erreichbar ist.

Abschließend ist anzumerken, dass das CAPM ein Modell über die erwarteten Renditen der Investoren ist (vgl. Sharpe, 1966, S. 122). Das Jensen-Alpha thematisiert die empirisch festgestellten ex post Renditen. Es wird unterstellt, dass

die Erwartungen der Investoren durchschnittlich eintreffen. Dies ist in Verbindung mit Formel (3) zu sehen, nach der der durchschnittliche Fehler U_t einen Erwartungswert von null aufweist. Als Test der Markteffizienz können somit die realisierten Renditen herangezogen werden (vgl. Jensen, 1968, S. 391 f.; Fama, 1970, S. 410 ff.).

2.1.4 Value-Added-Methode

Die Value-Added-Methode nach Berk und van Binsbergen (2015) stellt eine Weiterentwicklung der Alpha-Methode dar. Hierzu wird das Fondsvolumen AUM_t (Assets-under-Management) hinzugezogen. AUM_t ist der Gesamtwert aller Kapitalanlagen (Aktien, Anleihen, etc.) die im Fonds vom Manager zum Zeitpunkt t verwaltet werden. Die Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ (GrossValue Added) ergibt sich als Produkt von α_{gro} und AUM_{t-1} (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 4; Barras et al., 2022, S. 603):

$$VA_{t,gro} = AUM_{t-1} * \alpha_{gro} \quad (7)$$

AUM_{t-1} sind hier die AUM zum Ende der Vorperiode $t-1$ und ist somit der Wert am Anfang der Beobachtungsperiode t . Während der Beobachtungsperiode t wird mit dem im Fonds angelegten Volumen AUM_{t-1} die Bruttoüberrendite α_{gro} erzielt. Die Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ misst somit den Geldbetrag, der in t aufgrund der Bruttoüberrendite erwirtschaftet wurde. Die Analyse von Fondsmanagern anhand ihrer Wertschöpfung wurde bereits durch Perold & Salomon (1991, S. 33) konzipiert. Berk und van Binsbergen (2015) entwickeln eine detaillierte empirische Analysemethode.

Die Value-Added-Methode berechnet α_{gro} analog der Formel (6) aus der Alpha-Methode (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 4). Bei Berechnung der erwarteten Rendite berücksichtigt die Value-Added-Methode die Kritik am Jensen-Alpha, dass dieses auf Basis von nicht-investierbaren Forschungsindizes berechnet wird. In der Value-Added-Methode wird α_{gro} durch Vergleich der Fondsrenditen r_i mit den Netto Renditen eines oder mehrerer realer passiver Fonds r_{net}^{BM} berechnet. Folglich ist hier sichergestellt, dass der Investor in die Alternative investieren kann (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 6 f.). Im Folgenden werden die Vergleichsgrößen nicht mehr Markt- bzw. Faktorportfolios, sondern Benchmarks genannt. Mit α ist im Folgenden der auf Basis der investierbaren Benchmark berechnete Wert gemeint. Formel (7) kann als Nettowertschöpfung $VA_{t,net}$ aus Investorenperspektive berechnet werden, indem das Bruttoalpha des Fonds durch

Nettoalpha α_{net} ersetzt wird (vgl. Baltussen et al., 2022, S. 40 f.; Elyasiani et al., 2022, S. 403). Abbildung 3 visualisiert die Value-Added-Berechnung:

Abbildung 3: Berechnung Wertschöpfung - Beispiel

Bruttorendite des Fonds 7%	Davon Bruttoalpha 2%	Davon Nettoalpha 0.5%	×	Reales Fondsvolumen (AUM) am Anfang der Periode 1 Mio. €	=	Value Added 20 T€	Davon Netto 5 T€
		Davon Fondskosten 1.5%					
	Davon Benchmark- Rendite 5%						

Quelle: in Anlehnung an die Methodik von Berk und van Binsbergen (2015, S. 4)

In der ökonomischen Interpretation ist $VA_{t,gro}$ als der Geldbetrag zu sehen, den der Fonds aus dem Kapitalmarkt extrahiert (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 4). Die Einheit der Wertschöpfung ist die jeweilige Geldeinheit des Fondsvolumens. Im Folgenden wird zur Vereinfachung von Euro gesprochen. Die Bruttowertschöpfung ist der ökonomische Gewinn bzw. der realisierte NPV der aktiven Managementtätigkeit des Fonds in der Betrachtungsperiode (vgl. Ardia & Barras, 2025, S. 6). Die Multiplikation der Überrendite mit dem Fondsvolumen ist analog dem ökonomischen Gewinn eines Unternehmens zu sehen. In Unternehmen ergibt sich der ökonomische Gewinn durch die ökonomische Gewinnspanne (analog α_{gro}) und die Absatzmenge (analog AUM_{t-1}) (vgl. Barras et al., 2022, S. 602). Die Bruttowertschöpfung ist ein zentrales Element des Berk-Green-Modells. Der theoretische Hintergrund wird in Abschnitt 2.2.2 weiter diskutiert.

In der Berechnungsmethode muss hervorgehoben werden, dass das Bruttoalpha α_{gro} der Value-Added-Methode mit den Nettorenditen der Benchmark r_{net}^{BM} als Regressor und der Bruttorendite des Fonds $r_{i,gro}$ als Regressand berechnet wird. Die ökonomische Begründung kann am nachfolgenden Beispiel dargestellt werden. Es sei angenommen, bei gleichem Risiko ist die Bruttorendite des Fonds identisch zur Nettorendite der Benchmark. Hätte der aktive Fonds das Kapital in den Benchmark-Fonds investiert, hätte dies zum gleichen Ergebnis geführt. Die

Überrendite und Bruttowertschöpfung des Fonds liegen bei null. Da die Netto- rendite der Benchmark für jeden Marktteilnehmenden (inkl. dem Fondsmanager) zur Verfügung stand, ist keine Wertschöpfung durch das aktive Management des Fonds erfolgt. Die Nettorenditen der Benchmark stellen die reale Investitionsal- ternative dar. Auch der passive Fonds muss geringe Kosten erheben, um breit diversifiziert zu investieren. Insofern werden hier nicht die Bruttorenditen der Benchmark genutzt, da Investoren nicht in diese investieren können (eigenes Beispiel adaptiert nach der ökonomischen Logik von Berk & van Binsbergen, 2015, S. 16 und Berk et al., 2017, S. 2477). Gleichzeitig ist $VA_{t,net}$ negativ, da der aktive Fonds noch Managementgebühren erhebt. Hier zeigt sich die Differen- zierung der volkswirtschaftlichen Bruttoperspektive und der Investorenperspek- tive. Die Investoren hätten in diesem Fall eine negative NPV-Anlage getätigt. Der NPV auf Basis der Bruttorenditen aus Managersicht wäre null.

Bei einer Berechnung über mehrere Zeitperioden führt die Value-Added-Methode eine Inflationsbereinigung des Fondsvolumens durch (vgl. Berk & van Binsber- gen, 2015, S. 9). Das Fondsvolumen wird anhand der Inflationsrate auf ein Ba- sisjahr angepasst. Ohne Inflationsbereinigung würde die Wertschöpfung steigen, weil Investoren nominal mehr Geldeinheiten in den Fonds investieren. Real ver- waltet der Manager nicht mehr Kapital. Durch die Inflationsbereinigung werden die Wertschöpfungen mehrerer Perioden vergleichbar.

Durch die Gewichtung nach dem Fondsvolumen haben Fonds mit höherem Fondsvolumen einen höheren Einfluss auf die durchschnittliche $VA_{t,gro}$ der Po- pulation. Dies adressiert die Kritik an der Alpha-Methode, dass das durchschnitt- liche Alpha nur die Überrendite des durchschnittlichen Fonds und nicht des durchschnittlichen in Fonds investierten Kapitals ausdrückt. Als methodisches Problem der Alpha-Methode verbleiben in der Value-Added-Methode Fonds mit Veränderungen im β -Faktor und nichtlineare Strategien. Auch die Kritik nach Black (1972) hinsichtlich der unendlichen Kreditaufnahme im CAPM bleibt beste- hen. In Abschnitt 5.1.1 wird gezeigt, dass der durchschnittliche β -Faktor in der Stichprobe deutlich unter eins liegt. Insofern wird dieser Aspekt analog zentralen Studien wie Berk und van Binsbergen (2015) akzeptiert.

Für die Value-Added-Methode müssen jeweils ein oder mehrere echte am Markt gehandelte passive Produkte als alternative Anlagemöglichkeit als Benchmark ausgewählt werden. Im Sinne des Verbundhypothesenproblems besteht das Ri- siko, dass ein rationaler Investor ein anderes Produkt wählen würde und der Maßstab somit die Markteffizienz nicht valide bewertet. Überrenditen könnten nur aufgrund der Produktauswahl bestehen (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 7

f.). In der Literaturanalyse in Abschnitt 3.1.1 wird auf gängige Benchmarks eingegangen, sodass in Abschnitt 4.2.1 ein Fondsbenchmark für die deutsche Stichprobe gewählt werden kann.

2.1.5 Transaktionskosten- und Prinzipal-Agent-Theorie

Die neue Institutionenökonomie (NIÖ) thematisiert das Handeln von Marktteilnehmenden unter begrenzter Rationalität. Nach Simon (1955, S. 99 ff.; 1972, S. 361) besteht die begrenzte Rationalität darin, dass Marktteilnehmende rational ihren Nutzen maximieren, aber in ihrem Handeln durch Limitationen beschränkt sind. Die NIÖ ist hierbei von der Verhaltensökonomie zu unterscheiden. Begrenzt rationale Marktteilnehmende handeln innerhalb der Limitationen weiterhin konsistent zu ihren Präferenzen (vgl. Erlei et al., 2016, S. 47 f.). In der Verhaltensökonomie wird das Verhalten von Marktteilnehmenden auf Basis von psychologischen Einflussfaktoren untersucht (vgl. Camerer & Loewenstein, 2004, S. 3). Auf eine detaillierte Darstellung der Grundlagen der Verhaltensökonomie wird hier verzichtet, da diese auf vielen individuellen Effekten basiert, welche die Diskussion dieses Beitrags übersteigen. Diese relevante Perspektive von irrationalem Verhalten auf dem Fondsmarkt wird in Abschnitt 2.2.4 aufgegriffen.

Im Folgenden werden Informationsasymmetrien und Transaktionskosten als zentrale Limitationen begrenzt rationaler Marktteilnehmender erläutert. Zunächst ist festzustellen, dass bei wirtschaftlichem Handeln Transaktionskosten bestehen. Transaktionskosten sind hierbei weit zu fassen als alle Kosten, die für Marktteilnehmende notwendig sind, um das Wirtschaftssystem zu betreiben (vgl. Arrow, 1969, S. 48). Dies beinhaltet direkte Transaktionskosten wie beispielsweise Ordergebühren beim Kauf einer Aktie. Im weiteren Sinne bestehen Transaktionskosten auch aus Kosten für die Suche von potenziellen Vertragspartnerinnen und -partner (vgl. Stigler, 1961, S. 216) und Verhandlungs- und Durchführungskosten von Verträgen (vgl. Coase, 1937, S. 390 ff.; Blum et al., 2005, S. 54). Beispielsweise muss ein Fondsinvestor sich über einen Fonds informieren und diesen nach Investition überwachen. Hiermit in Verbindung steht, dass die NIÖ, im Gegensatz zur Markteffizienzhypothese, nicht davon ausgeht, dass alle Marktteilnehmenden gleich informiert sind. Es bestehen für die Marktteilnehmenden individuelle Informationsasymmetrien (vgl. Blum et al., 2005, S. 58).

Es ist weiter beobachtbar, dass Marktteilnehmende nicht alle Transaktionen selbst durchführen. Der Auftraggeber (Prinzipal) beauftragt einen Auftragnehmer (Agent), wirtschaftliche Handlungen für ihn durchzuführen (vgl. Jensen & Meckling, 1976, S. 308). Der Hintergrund hierfür kann im Zusammenhang mit der

Transaktionskostentheorie stehen. Für den Prinzipal könnte die Transaktion zu hohe Transaktionskosten aufweisen. Die Nutzung eines spezialisierten Agenten kann die Transaktionskosten verringern. Im Finanzmarktkontext treten Finanzagenten auf. Ein Fondsinvestor hätte hohe Transaktionskosten, wenn er selbst ein Portfolio zusammenstellt. Der Investmentfondsmanager als Agent ermöglicht es dem Fondsanleger als Prinzipal, in den Fonds gegen eine Managementgebühr anzulegen (vgl. Cuoco & Kaniel, 2011, S. 264 f.; Buffa et al., 2022, S. 3178).

Durch diese Prinzipal-Agent-Beziehung entstehen Informationsasymmetrien zwischen dem Agenten und dem Prinzipal. Hierbei ist in der Regel der Agent besser informiert als der Prinzipal. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der Agent die Transaktion für den Prinzipal unmittelbar durchführt und Entscheidungen hierzu trifft (vgl. Blum et al., 2005, S. 155 f.). Im Kontext von Investmentfonds ist der Investmentfondsmanager besser informiert über seine Fähigkeit, Alpha zu erzielen. Dies führt dazu, dass der Agent diese Informationsasymmetrien vor oder nach Vertragsabschluss ausnutzen kann. Der Fondsmanager könnte den potenziellen Investor über seine Investmentfähigkeiten täuschen, um diesen zur Investition zu bewegen. Nach der Investition könnte der Fondsmanager seine Bemühungen, Überrenditen zu erzielen, senken, wenn der Investor die Leistung des Fondsmanagers nicht beobachtet (vgl. Brown & Davies, 2017, S. 312 ff.). Diese Risiken führen dazu, dass der Investor Transaktionskosten eingehen muss. In der NIÖ zählen hierzu die Vertragspartnerauswahl und Leistungsbeobachtung (vgl. Blum et al., 2005, S. 159).

In Abschnitt 2.2.3 werden auf der NIÖ aufbauend Theorien über die Funktionsweise des Fondsmarkts und der Verteilung der Investmentfähigkeiten diskutiert. Des Weiteren spielt das Konzept der Managementgebühren als Transaktionskosten in der Gestaltung der empirischen Forschung eine zentrale Rolle.

2.2 Ökonomische Betrachtung des aktiven Managements

2.2.1 Anwendung der Markteffizienzhypothese auf das aktive Management

Nach der Markteffizienzhypothese in halbstarker Form bestehen keine besonderen Fähigkeiten des aktiven Managements. Das Bruttoalpha α_{gro} (und folglich die Bruttowertschöpfung VA_{gro}) sind null (vgl. Fama, 1970, S. 411 f.). Dies folgt aus Formel (3) und der Aussage, dass am Kapitalmarkt positive NPV-Anlagen nicht systematisch existieren. Für Fondsinvestoren folgt durch die Fondskosten TER ein negatives α_{net} und VA_{net} . Diese Aussagen gelten für den Durchschnitt. Die

Markteffizienzhypothese schließt nicht aus, dass einzelne Manager zufällig positive Überrenditen erwirtschaften (vgl. Cochrane, 2000, S. 354). Jedoch sollten diese Werte aus Sicht der Gesamtverteilung dem entsprechen, was in einer Zufallsverteilung zu erwarten wäre. Einzelne positive Überrenditen sind auf Glück zurückzuführen und keine Evidenz für echte Fähigkeiten (vgl. Jensen, 1968, S. 394; Fama & French, 2010, S. 1915 f.; Barras et al., 2010, S. 1). In der zeitlichen Betrachtung führt dies dazu, dass nach der Markteffizienzhypothese die zufällige Bruttowertschöpfung eines Fonds in einer Periode keinen Einfluss auf den Wert in der Folgeperiode hätte. Die Markteffizienzhypothese verneint somit Fähigkeiten in der Gesamtverteilung (Forschungsfrage 1) und die zeitliche Konsistenz (Forschungsfrage 2).

Als zusätzliches Argument für die Vorhersage der Markteffizienzhypothese eines durchschnittlichen Bruttoalphas von null wird die Arithmetik des aktiven Managements angeführt (vgl. z.B. Fama & French, 2010, S. 1915). In der Arithmetik des aktiven Managements nach Sharpe (1991) teilt sich der Kapitalmarkt in passive und aktive Anleger auf. Die Summe aller Anleger (passiv und aktiv) am Kapitalmarkt erhält $\alpha_{gro}=0$, da deren aggregierte Investition per Definition dem Marktportfolio entspricht. Die Summe aller passiven Anleger investiert ebenfalls in das Marktportfolio. Hierbei erhalten passive Investoren $\alpha_{gro}=0$. Aus diesen zwei Bedingungen folgt, dass die Summe aller aktiven Anleger ebenfalls nur $\alpha_{gro}=0$ erreichen kann. Da passive Investoren $\alpha_{gro}=0$ zum aggregierten Portfolio beitragen, müssen aktive Anleger ebenfalls $\alpha_{gro}=0$ beitragen, da das aggregierte Portfolio $\alpha_{gro}=0$ erwirtschaftet (vgl. Sharpe, 1991, S. 7 f.). Aktives Investieren ist hier nach ein Nullsummenspiel.

Diese Aussage gilt für den durchschnittlichen Investor ohne Annahme der Markteffizienz (vgl. Anderson, 2017, S. 8). Auch bei einem Durchschnitt von null könnten am rechten Verteilungsrand Manager Fähigkeiten aufweisen, wenn diese auf Kosten der Unterrenditen der Manager am linken Verteilungsrand entstehen. Gleichzeitig ist es im Rahmen des Arithmetik-Modells möglich, dass aktives Fondsmanagement gegen eine andere Gruppe aktiver Anleger (z. B. Privatpersonen) systematisch gewinnt (vgl. Sharpe, 1991, S. 8; Kacperczyk et al., 2016, S. 573). Hieraus folgt, dass die Markteffizienzhypothese auch signifikante negative Ergebnisse für die Bruttowertschöpfung VA_{gro} ablehnt. Nach der Markteffizienzhypothese sind alle Marktteilnehmenden identisch informiert. Wenn Fondsmanager systematisch Unterrenditen erzielen, muss nach der Arithmetik des aktiven Managements eine andere Investorengruppe systematische Überrenditen aufweisen (vgl. Fama & French, 2010, S. 1915; Pedersen, 2018, S. 23).

Relevant für die Diskussion der Markteffizienz ist im Weiteren die Kritik an der Arithmetik des aktiven Managements. Die Arithmetik des aktiven Managements unterstellt, dass passive Investoren das Marktportfolio friktionslos halten und nie kaufen oder verkaufen. Die Existenz der Marktmechanik kann die Arithmetik des aktiven Managements unterbrechen. Auch passive Anleger müssen initial kaufen, beispielsweise beim Hinzukommen neuer Anleger, oder verkaufen, beispielsweise um das angelegte Vermögen für Konsum zu nutzen. Passive Anleger verkaufen zum Marktpreis. Hierbei haben aktive Anleger die Chance, gegen die passiven Anleger einen Vorteil zu erzielen (vgl. Pedersen, 2018, S. 22 ff.). Diese Überrendite erfolgt, wenn aktive Anleger überlegene Informationen gegenüber dem informationslosen Handeln der passiven Anleger aufweisen (vgl. Anderson, 2017, S. 7 f.). Die Arithmetik des aktiven Managements ist als ergänzender Analyseaspekt zu betrachten.

Das Grossman-Stiglitz-Paradoxon ist eine Kritik der Markteffizienzhypothese in Form eines *reductio ad absurdum* (vgl. Grossman & Stiglitz, 1980, S. 404). Hayek (1945, S. 524 f.) zeigt, dass Märkte nur funktionieren, wenn Informationen nicht kostenlos sind und Marktteilnehmende unterschiedliche Informationen in die Preisbildung einbringen. Wenn der Marktpreis alle Informationen reflektiert, wäre kein Marktteilnehmender bereit, die Kosten für die Informationsgewinnung aufzuwenden. Der Marktteilnehmer könnte kostenlos auf den Marktpreis zurückgreifen. Wenn jedoch kein Marktteilnehmer bereit ist, Kosten für Informationen aufzunehmen, werden keine neuen Informationen im Preis reflektiert. Der Markt wäre vollständig ineffizient. Eine vollständige Markteffizienz führt zu einem internen Modellwiderspruch. Es müssen ausnutzbare Preisfehler und somit die Chancen für Alpha bestehen, damit es einen Anreiz für Marktteilnehmende gibt, neue Informationen zu verbreiten (vgl. Grossman & Stiglitz, 1980, S. 395).

Das Paradoxon zeigt die Notwendigkeit von uninformierten Marktteilnehmenden, welche als Noise-Trader bezeichnet werden. Noise-Trader kaufen und verkaufen Kapitalanlagen zufällig und ohne Informationen. Durch deren Handelsaktivität weicht der Marktpreis vom Barwert ab. Andere Marktteilnehmende haben einen Anreiz, Informationen zu verarbeiten, um die Fehler der Noise-Trader zu korrigieren. Informierte Marktteilnehmende erhalten systematisch Alpha für ihre Informationsverarbeitung. Noise-Trader erzielen systematisch ein negatives Alpha (vgl. Grossman & Stiglitz, 1980, S. 403 f.). Ein höherer Anteil von Noise-Tradern impliziert einen ineffizienten Kapitalmarkt (vgl. Grossman & Stiglitz, 1980, S. 394; Stambaugh, 2014, S. 1418).

Angesichts der restriktiven Annahmen und der Unmöglichkeit der Markteffizienzhypothese nach dem Grossman-Stiglitz-Paradoxon ist die Frage zu stellen, inwiefern die Markteffizienz ein sinnvolles Modell zur Diskussion in diesem Beitrag darstellt. Fama (1991, S. 1590) betont hierbei, dass die Markteffizienzhypothese nicht den Anspruch hat, die Realität lückenlos abzubilden. Vielmehr ermöglichen die Vorhersagen der Markteffizienzhypothese, zu messen, inwiefern andere Effekte, beispielsweise Transaktionskosten, den realen Kapitalmarkt beeinflussen. Die zentrale Frage ist folglich nicht, ob eine vollkommene Effizienz vorliegt, sondern zu welchem Grad der Markt effizient ist (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1682). Die Literatur beschreibt hier, dass Marktpreise trotz Bepreisungsfehlern wesentliche Informationen reflektieren (vgl. Berk & van Binsbergen, 2017, S. 148; Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1682). Insgesamt sollten in Forschungsprojekten weitere Modelle außer der Markteffizienzhypothese einbezogen werden (vgl. Shiller, 2003, S. 102). Dieser Beitrag nimmt die Markteffizienzhypothese als Analysemodell auf. Für eine valide Analyse werden im Folgenden Alternativen betrachtet.

2.2.2 Berk-Green-Modell

Das Berk-Green-Modell basiert auf der Übertragung der neoklassischen Preisbildung auf den Markt für Investmentfonds. Die Existenz der aktiven Managementindustrie ist nicht mit einer effizienten Kapitalverteilung vereinbar. Nach der Markteffizienzhypothese würde jeder Anleger passive Investments gegenüber aktiven bevorzugen (vgl. Jones & Wermers, 2011, S. 31; Pedersen, 2015, S. 3). Folglich würden alle Anlegerinnen und Anleger von aktiven Fonds eine Kapitalanlage mit einem negativen NPV eingehen. Dies ist insbesondere als widersprüchlich zu sehen, da eine Schnittmenge zwischen Direktinvestoren und Fondsinvestoren besteht. Die Markteffizienzhypothese impliziert, dass eine ähnliche Investorengruppe auf dem Markt für Direktanlagen rational handelt und auf dem Fondsmarkt irrational (vgl. Berk & van Binsbergen, 2017, S. 147 ff.).

Das Berk-Green-Modell setzt hier an und trifft verschiedene Annahmen. Zunächst wird die Annahme getroffen, dass alle Managerinnen und Manager die Fähigkeit besitzen, Bruttoalpha α_{gro} zu erwirtschaften (vgl. Berk & Green, 2004, S. 1273). Nach dem Berk-Green-Modell ist die Höhe von α_{gro} nicht konstant. In der Alpha-Methode wird davon ausgegangen, dass nur ein Bruttoalpha bei jedem Fondsvolumen AUM_{t-1} des Fonds besteht (vgl. Zhu, 2018, S. 114). Nach dem Berk-Green-Modell sinkt α_{gro} mit zunehmendem AUM_{t-1} . Es existieren Skalennachteile (diseconomies of scale), die es aktiven Managern mit höherem AUM_{t-1}

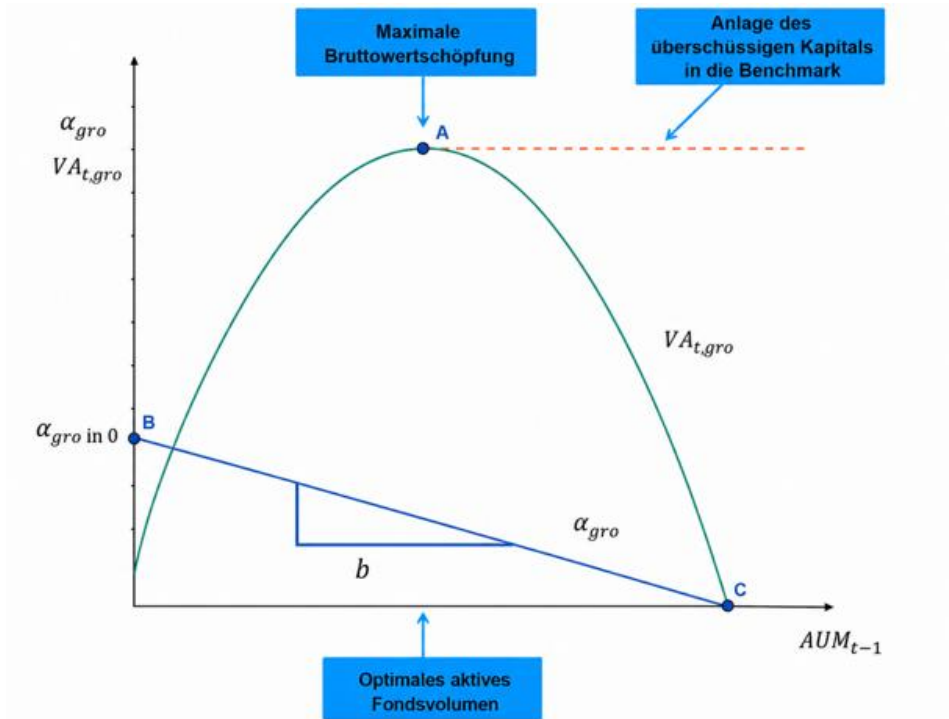
erschweren, α_{gro} zu erwirtschaften (vgl. Berk & Green, 2004, S. 1273). Ohne Skalennachteile würde bei positivem α_{gro} das gesamte Fondsvolumen in den Fonds mit dem höchsten α_{gro} fließen (vgl. Petajisto, 2009, S. 1025 f.).

Die Literatur begründet die Annahme von Skalennachteilen auf verschiedene Weise. Zunächst haben Managerinnen und Manager mit größeren Handelsvolumina durch ihre Nachfrage einen Einfluss auf den Marktpreis (vgl. Perold & Salomon, 1991, S. 32; Pollet & Wilson, 2008, S. 2944). Hiermit verbunden ist, dass Managerinnen und Manager nicht unendlich viele Investitionsideen aufweisen und nicht in unendlich viele positive NPV-Anlagen investieren können, um eine Einflussnahme auf den Preis zu verhindern (vgl. Chen et al., 2004, S. 1278; Pollet & Wilson, 2008, S. 2942). Des Weiteren besteht die organisationswirtschaftliche Perspektive, dass größere Fonds durch eine zunehmende Bürokratie weniger effizient handeln (vgl. Chen et al., 2004, S. 1279 f.). Die empirische Evidenz spricht für die Existenz von Skalennachteilen (vgl. z.B. Chen et al., 2004, S. 1276 ff.; Pollet & Wilson, 2008, S. 2968; Pástor et al., 2020, S. 631).

Des Weiteren trifft das Berk-Green-Modell die Annahme, dass Fondsmanager größere Marktmacht haben als Fondsinvestoren. Kapital (Nachfrage) ist in großer Menge vorhanden, während Managementfähigkeiten (Angebot) selten sind. Investoren stehen im Wettbewerb, die wenigen fähigen Managerinnen und Manager zu finden (vgl. Berk & Green, 2004, S. 1271).

Abweichend vom neoklassischen Preisbildungsprozess nach Abschnitt 2.1.1 gibt es in der Fondsindustrie keinen Kaufpreis für aktive Managementfähigkeiten. Offene Fonds ermöglichen es Investoren, täglich neues Kapital in den Fonds fließen zu lassen. Der Kauf und Verkauf erfolgt zum anteiligen Fondsvolumen (in der EU siehe hierzu EU-Richtlinie 2009/65/EG für Publikumsfonds). Eine steigende Nachfrage nach dem Fonds erhöht nicht den Preis der Investition in den Fonds, da dieser beim anteiligen AUM_{t-1} fixiert ist (vgl. Gruber, 1996, S. 784). Im Berk-Green-Modell wirken nicht der Preis des Fonds, sondern der Wettbewerb der Investoren in Verbindung mit den Skalennachteilen bei steigendem AUM_{t-1} als Mechanismus, um positive NPV-Anlagen zu verhindern. Analog dem Markt für Direktanlagen werden Fondsinvestoren so lange in einen Fonds investieren, bis die Skalennachteile dazu führen, dass kein Nettoalpha vorliegt (vgl. Berk & Green, 2004, S. 1274 f.; Berk & van Binsbergen, 2017, S. 151 f.).

Abbildung 4 zeigt die AUM_{t-1} -Bildung eines aktiven Fonds unter Skalennachteilen nach dem Berk-Green-Modell:

Abbildung 4: Maximierung der Bruttowertschöpfung im Berk-Green-Modell

Quelle: in Anlehnung an Berk & van Binsbergen (2017, S. 152) und Zhu (2018, S. 125); Annotationen ergänzt

Die x-Achse zeigt hier das Fondsvolumen AUM_{t-1} . Die y-Achse zeigt gleichzeitig die zwei Erfolgsgrößen Bruttoalpha α_{gro} und Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$. In Abhängigkeit vom Fondsvolumen zeigt die grüne Parabel die Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ und die blaue Gerade das Bruttoalpha α_{gro} . Die Konstante $\alpha_{gro in 0}$ (Punkt B der blauen Geraden) repräsentiert den α_{gro} -Wert, den der Manager für den ersten Euro erwirtschaften kann. Danach sinkt α_{gro} um den Faktor b (Steigung der blauen Geraden) abhängig von AUM_{t-1} . Der Faktor b repräsentiert hierbei wie stark der Fondsmanager von Skalennachteilen (steigendem AUM_{t-1}) betroffen ist. Für die Parabel zur Bruttowertschöpfung gilt (vgl. Berk et al., 2017, S. 2474; Barras et al., 2022, S. 606):

$$\alpha_{gro} = \alpha_{gro in 0} - b * AUM_{t-1} \quad (8)$$

Durch Einsetzen von α_{gro} in Formel (7) für die Bruttowertschöpfung entsteht:

$$VA_{t,gro} = (\alpha_{gro\ in\ 0} - b * AUM_{t-1}) * AUM_{t-1} \quad (9)$$

$$VA_{t,gro} = \alpha_{gro\ in\ 0} * AUM_{t-1} - b * AUM_{t-1}^2 \quad (9a)$$

Der ökonomische Gewinn des Managers $VA_{t,gro}$ setzt sich aus den zwei Elementen Investitionsfähigkeit und Skalierbarkeit zusammen (vgl. Pástor et al., 2015, S. 24; Barras et al., 2022, S. 602). Formel (9) ist die Funktionsgleichung der grünen Parabel und zeigt $VA_{t,gro}$ in Abhängigkeit von AUM_{t-1} . Der Term $\alpha_{gro\ in\ 0} * AUM_{t-1}$ zeigt die Investmentfähigkeit. Die Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ steigt abhängig vom Fondsvolumen AUM_{t-1} und der Investmentfähigkeit ohne Skalennachteile $\alpha_{gro\ in\ 0}$. Gleichzeitig sinkt die Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ abhängig vom Fondsvolumen AUM_{t-1} durch die Skalennachteile. Dies zeigt der Term $b * AUM_{t-1}^2$. Der Einfluss der Skalennachteile auf $VA_{t,gro}$ ist abhängig vom Skalierungskoeffizienten b . Der Koeffizient b zeigt die Skalierungsfähigkeit des Managers. Bei geringer Skalierbarkeit ist der Faktor b groß. Ein Fondsmanager muss für eine hohe Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ somit eine hohe Investmentfähigkeit (hohes $\alpha_{gro\ in\ 0}$) und skalierbare Investmentideen (geringes b) aufweisen (vgl. Berk & van Binsbergen, 2017, S. 151 f.).

Der Fondsmanager versucht in diesem Rahmen, seinen ökonomischen Gewinn in Form von $VA_{t,gro}$ zu maximieren. Der Scheitelpunkt der Parabel (Punkt A) in Abbildung 4 zeigt den maximalen ökonomischen Gewinn. Bei weiter steigendem AUM_{t-1} wäre dem Manager zu viel Kapital zugeordnet und $VA_{t,gro}$ würde sinken (rechte Hälfte der Parabel). Der Manager möchte folglich das optimale AUM_{t-1} (Punkt A) erreichen. Hierzu gibt es nach Berk und van Binsbergen (2017, S. 153 ff.) zwei Möglichkeiten. Das AUM_{t-1} , welches Fondsinvestoren dem Manager zur Verfügung stellen, ist von den laufenden Kosten TER abhängig. Investoren werden im Wettbewerb zueinander dem Manager so viel Kapital zuordnen, bis durch die Skalennachteile α_{net} bei null liegt. Der Fondsmanager könnte TER so setzen, dass Investoren ihm die optimale AUM_{t-1} -Menge zuordnen.

In der Praxis ermöglicht TER keinen dynamischen Preismechanismus. Eine Änderung der Anlagebedingungen erfordert in Deutschland nach §163 Abs. 1 Kapitalanlagegesetzbuch die Zustimmung der Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (BaFin). Der Fondsmanager kann jedoch auch bei einem willkürlichen TER die optimale AUM_{t-1} -Menge im aktiven Investment erreichen. Hier legt der aktive Fondsmanager die optimale AUM_{t-1} -Menge in seine aktive Strategie an (AUM_{t-1} bis Punkt A). Danach würde jeder weitere in seine aktive Strategie

investierte Euro seine $VA_{t,gro}$ durch die Skalennachteile senken. Der Fondsmanager wird ab dieser Summe alle überschüssigen AUM_{t-1} -Summen in dem Benchmark-Portfolio anlegen (vgl. Berk & Green, 2004, S. 1277 ff.). Wie im Beispiel in Abschnitt 2.1.4 gezeigt, erzielt eine Investition in das Benchmark-Portfolio keine Wertschöpfung ($VA_{t,gro}=0$). Dieser Vorgang wird in Abbildung 4 durch die gestrichelte orangene Linie dargestellt. Diese verläuft von der maximalen Wertschöpfung (Punkt A) aus flach. Bei weiterem AUM_{t-1} , welches passiv investiert wird, verringert sich die maximale Wertschöpfung nicht. Diese überschüssigen Investitionen in die Benchmark haben einen negativen Effekt auf α_{net} , da die Kosten des aktiven Fonds abgezogen werden, aber für den passiv angelegten Anteil keine Überrendite besteht. Investoren investieren so lange weiter in den Fonds, bis dieser negative Effekt das positive α_{net} des Fonds aus dem aktiv investierten Anteil auf null setzt (vgl. Berk & van Binsbergen, 2017, S. 153 ff.).

Durch den Wettbewerb der Fondsinvestoren gilt durchschnittlich ein α_{net} und $VA_{t,net}$ von null. Aufgrund ihrer Fähigkeiten erreichen Fondsmanager durchschnittlich positive Werte für α_{gro} und $VA_{t,gro}$. Der Manager erhält den gesamten ökonomischen Gewinn. Dies folgt aus der Modellannahme, dass Investmentfähigkeiten das seltene Gut sind (vgl. Berk & Green, 2004, S. 1271). Ein Investor wäre indifferent zwischen aktiven und passiven Fonds, da der Wettbewerb das Nettoalpha α_{net} des aktiven Fonds auf null setzt.

Aus dieser Analyse des Verhaltens der Marktteilnehmenden bei fixem TER folgt, dass $VA_{t,gro}$ das korrekte Maß für Managementfähigkeit ist. Der Manager hat nach dem Berk-Green-Modell aufgrund seiner überlegenen Marktposition kein Interesse α_{net} bzw. $VA_{t,net}$ zu maximieren. Des Weiteren ist α_{gro} kein Maß für Managementfähigkeiten, sondern willkürlich. Nach dem Marktmechanismus entspricht das α_{gro} stets den Fondskosten, da der Manager den gesamten ökonomischen Gewinn erhält und das α_{net} für Investoren null ist (vgl. Gil-Bazo & Ruiz-Verdú, 2009, S. 2158 f.; Berk & van Binsbergen, 2017, S. 154). Unter den Annahmen des Berk-Green-Modells kann der Manager unabhängig vom TER und der dazugehörigen, von den Investoren bestimmten, AUM_{t-1} -Menge die optimale Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ erreichen. Der Manager will somit nicht α_{gro} maximieren (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 5 f.).

Ein Manager ist indifferent zwischen zwei Szenarien. In einem Szenario verwaltet er einen kleinen AUM_{t-1} -Fonds mit hohem $TER_t = \alpha_{gro}$. Hier muss der Manager kein überschüssiges Kapital in den Benchmark-Fonds investieren. Im anderen Szenario verwaltet er einen großen AUM_{t-1} -Fonds mit einem kleinen $TER_t = \alpha_{gro}$.

Hier muss er überschüssiges Kapital $VA_{t,gro}$ -neutral in den Benchmark-Fonds investieren (vgl. Berk & van Binsbergen, 2017, S. 154). In beiden Fällen wird die optimale AUM_{t-1} -Menge in die aktive Strategie investiert und nach Formel (9) der gleiche $VA_{t,gro}$ -Wert erwirtschaftet. Weder AUM_{t-1} noch $\alpha_{gro}^{Fonds,BM}$ können allein die Fähigkeiten des Managers messen, da beide voneinander invers abhängig sind. Die Fähigkeit des Managers besteht darin, seinen ökonomischen Gewinn im Rahmen seiner Investment- und Skalierungsfähigkeiten zu maximieren. Nur das Produkt $VA_{t,gro}$ misst diese Zielerreichung (vgl. Perold & Salomon, 1991, S. 31 ff.; Berk & van Binsbergen, 2015, S. 5 f.). Hieraus folgt, dass $VA_{t,gro}$ für die volkswirtschaftliche Perspektive dieses Beitrags genutzt werden muss.

Abschließend sind kritische Punkte des Berk-Green-Modells hervorzuheben. Das Berk-Green-Modell hat keine endogene Erklärung für die systematischen Managerfähigkeiten. Fama und French (2010, S. 1923) kritisieren, dass die systematischen Bruttoüberrenditen im Berk-Green-Modell der Arithmetik des aktiven Managements entgegenstehen. Für die positiven Ergebnisse von Fondsmanagern müssen andere aktive oder passive Investoren als Noise-Trader systematisch Unterrenditen erzielen. Des Weiteren unterscheidet die Theorie nicht zwischen den Interessen des Fondsmanagers und der Fondsgesellschaft. In der Praxis zeigt sich, dass Fondsmanager nicht nach ihrer Bruttowertschöpfung, sondern nach simpleren Größen, insbesondere dem Fondsvolumen, bezahlt werden. Fondsmanager könnten im Sinne eines Prinzipal-Agent-Konflikts mit der Fondsgesellschaft einen Anreiz haben, andere Größen außer $VA_{t,gro}$ zu maximieren (vgl. Ibert et al., 2018, S. 732, 752 f.; Ma et al., 2019, S. 588; Huang et al., 2020, S. 181 f.). Des Weiteren wird die Annahme von Skalennachteilen kritisiert. Fondsgesellschaften können beispielsweise Untermanager anstellen, um weitere Investmentideen zu erhalten (vgl. Chuprinin et al., 2015, S. 2275 f.; Massa & Schumacher, 2020, S. 2037 f.).

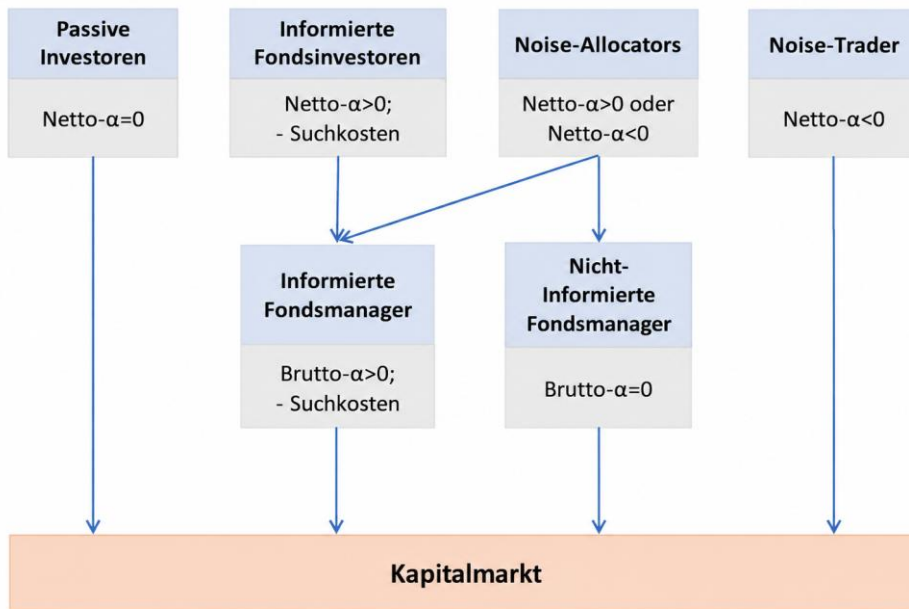
Abschließend ist fraglich, ob Fondsinvestoren die Investmentfähigkeit der Managerinnen und Manager bestimmen können. In empirischen Studien wird festgestellt, dass Fondsinvestoren sich teilweise entgegen dem Berk-Green-Modell verhalten (vgl. z.B. Gil-Bazo & Ruiz-Verdú, 2009, S. 2179; Døskeland et al., 2025, S. 12 f.; weiteres siehe Abschnitt 2.2.4). Die Kritik am Berk-Green-Modell wird im Folgenden betrachtet und das Modell als nur eine der Alternativen in die Hypothesenbildung einbezogen.

2.2.3 Modell der effizienten Ineffizienz

In der NIÖ existiert keine einheitliche Vorhersage zur Verteilung von Fähigkeiten auf dem aktiven Fondsmarkt. Unterschiedliche NIÖ-Modelle bestehen aufgrund verschiedener Interpretationen, wie Institutionen und Transaktionskosten Einfluss auf den Fondsmarkt nehmen. Nicht eindeutige Vorhersagen aufgrund der Komplexität von Transaktionskosten sind ein in der NIÖ bekanntes Problem (vgl. z. B. Fischer, 1977, S. 322). Für die Zwecke dieses Beitrags wird der Schwerpunkt auf das Modell der effizienten Ineffizienz nach Gârleanu und Pedersen (2018) gelegt. Dieses Modell verbindet zentrale Elemente der NIÖ auf dem Fondsmarkt und bietet ein Gegenmodell zu den neoklassischen Theorien.

Zunächst nimmt die NIÖ an, dass es fähige und nicht-fähige Fondsmanager gibt (vgl. Buffa et al., 2022, S. 3185; Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1667 f.). Dies steht im Gegensatz zur Markteffizienzhypothese, die von nicht-fähigen Managern ausgeht, und dem Berk-Green-Modell, in dem alle Managerinnen und Manager fähig sind. Ein fähiger Manager wendet Suchkosten c_M auf, um ein Signal für eine ineffizient bepreiste Kapitalanlage zu erhalten. Durch Investition auf Basis dieses Signals kann der Manager ein Bruttoalpha α_{gro} und folglich eine Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ erwirtschaften. Ein fähiger Manager ist nur bereit, die Suchkosten c_M einzugehen, wenn er durch die Überrendite neue Fondsinvestoren gewinnt bzw. seine Gebühren erhöhen kann, um die Suchkosten auszugleichen (vgl. García & Vaden, 2009, S. 1973 f.; Del Guercio & Reuter, 2014, S. 1674; Brown & Davies, 2017, S. 313 ff.; Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1674). Die Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ ist auch in der NIÖ-Perspektive das korrekte Maß für Managementfähigkeiten (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1690).

Ein nicht-fähiger Manager wendet keine Suchkosten auf und investiert uninformiert. Dies ist analog zu den Managern in der Markteffizienzhypothese zu sehen, sodass diese durchschnittlich ein α_{gro} (bzw. $VA_{t,gro}$) von null erhalten. Aufgrund der Fondskosten entsteht ein negatives α_{net} (bzw. $VA_{t,net}$) (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1668, 1678). Nach Berk-Green-Modell sollten Investoren diesen Managern kein Kapital zuordnen. Aufgrund der Informationsasymmetrien können diese Fondsmanager jedoch am Markt existieren. Abbildung 5 illustriert die relevanten Marktteilnehmer:

Abbildung 5: Marktteilnehmer im Modell der effizienten Ineffizienz

Quelle: in Anlehnung an Gârleanu & Pedersen (2018, S. 1668, 1687)

Fondsinvestoren wissen initial nicht, ob ein Fondsmanager Fähigkeiten besitzt. Fondsinvestoren können sich entscheiden, die Suchkosten c_I einzugehen, um die Informationsasymmetrie zu überwinden und fähige Manager zu erkennen. Hierzu wird sich der Fondsinvestor nur entscheiden, wenn $\alpha_{net} \geq c_I$. Folglich erzielen informierte Fondsinvestoren ein positives α_{net} (vgl. Petajisto, 2009, S. 1031; Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1678). Alternativ können Fondsinvestoren sich entscheiden, bei einem zufälligen Manager zu investieren. Diese Entscheidung treffen Fondsinvestoren, die nicht über ausreichende Suchfähigkeiten verfügen und daher zu hohe Suchkosten aufweisen (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1698). Diese Fondsinvestoren werden Noise-Allocators genannt. Der Noise-Allocator investiert zufällig in einen Fonds und erhält zufällig einen informierten oder nicht-informierten Manager.

Ein empirisches Beispiel für die Unterscheidung nach fähigen Fondsinvestoren und Noise-Allocator sind direkt verkaufte und vermittelte Fonds. Fonds, welche direkt von der Fondsgesellschaft verkauft werden, weisen ein besseres α_{net} auf als von Beratungsgesellschaften vermittelte Fonds. Dies wird auf das unterschiedliche Publikum der Fonds zurückgeführt. Informierte Fondsinvestoren wer-

den die gewünschten Fonds direkt von der Fondsgesellschaft kaufen. Uninformierte Investoren werden den Fonds kaufen, der zufällig vom Vermittler vertrieben wird (vgl. Del Guercio & Reuter, 2014, S. 1677). Ein weiteres Beispiel ist die Studie von Leippold und Rueegg (2020, S. 583), die den Kontrast zwischen informierten institutionellen Fondsinvestoren und uninformierten privaten Fondsinvestoren aufzeigt.

Das Modell der effizienten Ineffizienz sieht eine positive $VA_{t,gro}$ vor. Nicht-fähige Manager haben keine besonderen Informationen, machen aber nicht wie Noise-Trader systematische Fehler. Sie erhalten analog zur Markteffizienzhypothese ein α_{gro} von null. Da zusätzlich fähige Managerinnen und Manager existieren, wird die durchschnittliche Bruttowertschöpfung $VA_{t,gro}$ positiv (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1665, 1678).

Weiterhin relevant ist die Vorhersage für die durchschnittliche Nettowertschöpfung $VA_{t,net}$. Das durchschnittliche Ergebnis für alle Investoren setzt sich aus den fähigen Investoren und den Noise-Allocatoren zusammen. Da Noise-Allocatoren zufällig Fonds auswählen, erhalten sie den Durchschnitt aus dem positiven α_{net} der fähigen und dem negativen α_{net} der nicht-fähigen Manager. Hinzu kommt das positive α_{net} der fähigen Fondsinvestoren. Der Durchschnitt der Gesamtverteilung ist abhängig vom Verhältnis von fähigen und nicht-fähigen Managern (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1678).

Hier zeigt sich das zentrale Problem der Anwendung von NIÖ-Modellen für die Hypothesenbildung zur Gesamtpopulation. Viele informierte Fondsinvestoren führen zu einem durchschnittlich positiven α_{net} und folglich zu einem positiven $VA_{t,net}$. Wenige informierte Fondsinvestoren führen zu einem negativen $VA_{t,net}$. Fähige Manager treten nur in den Markt ein, wenn hinreichend informierte Investoren bestehen, um es lohnend zu machen, die Informationskosten c_M einzugehen (vgl. Del Guercio & Reuter, 2014, S. 1674). Die Managementfähigkeiten in der Gesamtpopulation hängen somit nicht nur von der Existenz fähiger Fondsmanager ab. Hinreichend viele Fondsinvestoren müssen Informationsasymmetrien durch Suchkosten überwinden, um fähigen Fondsmanagern Anreize zu geben, in den Markt einzutreten. Insofern steigt die Anzahl der fähigen Manager mit sinkenden Suchkosten (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2022, S. 390). Einen ähnlichen Mechanismus beschreibt das Modell nach Brown und Davies (2017, S. 312 ff.). Hiernach ist der Aufwand, den ein Manager eingeht, abhängig davon, ob Fondsinvestoren seine potenzielle Überrendite erkennen können.

Neben der eindeutigen Position des Modells zu Bruttowertschöpfung ($VA_{t,gro} \geq 0$) muss für die Hypothesenbildung eine Perspektive zur Nettowertschöpfung

$VA_{t,net}$ gewählt werden. Für die Hypothesenbildung wird die Ausprägung dieses Modells angenommen, in der hinreichend viele informierte Fondsinvestoren für ein durchschnittlich positives $VA_{t,net}$ existieren. Diese Ausprägung bietet analytisch einen Kontrast zu den anderen Modellen. Bei der Interpretation der empirischen Ergebnisse ist diese Annahme kritisch zu berücksichtigen. Die Verteilungsränder und die Konsistenz thematisieren Gârleanu und Pedersen (2018) nicht. Für die Zwecke der vorliegenden Untersuchung wird folgende Interpretation angenommen. Die Verteilung ist nach dem Modell der effizienten Ineffizienz ein Querschnitt aus fähigen und nicht-fähigen Managern. Folglich muss der rechte Rand der Verteilung Auffälligkeiten hinsichtlich dieser fähigen Manager beinhalten, welche nicht durch Zufall erklärt werden können. Gleichzeitig sollten in der zeitlichen Konsistenz informierte Manager gegenüber uninformierten statistisch signifikant sein. Diese Vorhersagen werden in die Hypothesenbildung übernommen.

2.2.4 Verhaltensökonomische Perspektive

Die vorangegangenen Theorien setzen rationale Investoren (in der NIÖ beschränkt rationale Investoren) mit konsistenten Erwartungen voraus. Die empirische Literatur dokumentiert verschiedene irrationale Verhaltensmuster von Fondsinvestoren. Fondsinvestoren investieren überproportional viel Kapital in Fonds mit Überrendite in der nahen Vergangenheit (vgl. Li et al., 2017, S. 2509 f.; Akbas & Genc, 2020, S. 257 f.) oder in Fonds mit aufmerksamkeitsregenden Investmentstrategien (vgl. Cooper et al., 2005, S. 2825 f.; Bailey et al., 2011, S. 12 f.; Solomon et al., 2014, S. 70 f.). Es ist festzustellen, dass Umschichtungsentscheidungen von Fondsinvestoren deren zukünftigen Renditen tendenziell schaden (vgl. Frazzini & Lamont, 2008, S. 319). Des Weiteren investieren Fondsinvestoren teilweise in Produkte, deren Kostenstruktur einem identischen Produkt unterlegen ist (vgl. Choi et al., 2010, S. 1405 ff.).

In der verhaltensökonomischen Perspektive besteht die Argumentation, dass eine wesentliche Anzahl von Fondsinvestoren Kapitalanlagen nicht verstehen und diesen mit Angst begegnen. Die Fondsinvestoren treffen die Investmententscheidung aufgrund der psychologischen Einflüsse nicht auf Basis einer rationalen Analyse potenzieller Renditen. Viele Fondsgesellschaften bieten in diesem Kontext Beratungsleistungen in Verbindung mit den aktiven Fonds an. Die Fondsinvestoren verlassen sich auf das Vertrauensverhältnis zur Fondsgesellschaft bzw. zum Fondsvermittler (vgl. Gennaioli et al., 2015, S. 92; Kostovetsky, 2016, S. 898 ff.; Cruciani et al., 2021, S. 195 f.). Ein mögliches Instrument der

aktiven Manager sind Marketingnarrative über die eigenen aktiven Investmentfähigkeiten. Diese Narrative erleichtern es verunsicherten Fondsinvestoren, zu investieren (vgl. Lakonishok et al., 1992, S. 375).

Wie Shiller (2003, S. 101 f.) anmerkt, sind Vorhersagen auf Basis von Verhaltensanomalien auf dem Finanzmarkt schwierig, da kein allgemeines Prinzip besteht, welche Wirkungsrichtung das irrationale Verhalten von Marktteilnehmenden aufweist. Analog zu Abschnitt 2.2.3 wird hier eine mögliche Modellierung des Fondsmarkts in der Verhaltensökonomie dargestellt. In diesem Abschnitt wird die Diskussion der Effektwirkung beschränkt. Auf eine Herleitung, warum diese Effekte sozialpsychologisch existieren, wird verzichtet, da dies den notwendigen Rahmen der theoretischen Diskussion dieses Beitrags übersteigt.

Aufgrund der psychologischen Verhaltensmuster von Fondsinvestoren verändert sich die Perspektive der Fondsmanager. Analog zur NIÖ wird angenommen, dass fähige und nicht-fähige Manager sowie informierte und nicht-informierte Fondsinvestoren existieren (vgl. Bailey et al., 2011, S. 25 f.; Spiegler, 2020, S. 2). Das Modell wird durch die Wirkung des Marketings von Investmentfonds verändert. Bis zu einem Drittel der Fondskosten werden für Marketingzwecke ausgegeben (vgl. Roussanov et al., 2021, S. 3046 ff.). Stigler (1961, S. 220 f.) argumentiert, dass Marketing die Informationskosten für rationale Konsumenten senkt. Eine alternative verhaltensökonomische Sicht ist, dass Marketing eine ausschließlich überzeugende Wirkung ohne rationale Informationen hat (vgl. Mullainathan et al., 2008, S. 611). In der verhaltensökonomischen Perspektive des Fondsmarkts können Manager durch Marketing die Aufmerksamkeit von uninformatierten Investoren gewinnen. Hierdurch erhöht sich die Wahrscheinlichkeit, dass nicht-informierte Investoren in den Fonds investieren (vgl. Roussanov et al., 2021, S. 3046 f.). Marketing senkt gleichzeitig die Empfindlichkeit gegenüber Unterrenditen (vgl. Gil-Bazo & Ruiz-Verdú, 2009, S. 2179).

Nicht-fähige Fondsmanager können somit einen Vorteil daraus gewinnen, Fondsinvestoren zu einer Investition mit einem negativen NPV zu bewegen. Diese Argumentationslinie kann durch Lernmodelle ergänzt werden. Fondsinvestoren lernen nur langsam über die Fähigkeiten eines Managers. Hierdurch kann ein negatives Nettoalpha für lange Zeiträume fortbestehen (vgl. Pástor & Stambaugh, 2012, S. 775 f.).

Ein weiterer zentraler Unterschied zum Modell der effizienten Ineffizienz besteht darin, dass in der verhaltensökonomischen Sicht keine Bedingung besteht, dass das Bruttoalpha positiv ist. Wenn Fondsinvestoren eine Präferenz für aufmerk-

samkeitserregende Strategien haben, reduziert sich der Anreiz für Fondsmanager neue Informationen zu suchen. Nicht-fähige Fondsmanager können systematisch leicht vermarktbar und von den nicht-informierten Investoren bevorzugte Strategien anbieten. Die Managementgebühren werden von den psychologisch beeinflussten Fondsinvestoren nicht wegen potenziellen Überrenditen bezahlt, sondern weil der Fonds die Präferenz für aufmerksamkeitsregende überbewertete Kapitalanlagen und Narrative bedient (vgl. Lakonishok et al., 1992, S. 375; Gennaioli et al., 2015, S. 111 f.; Leippold & Rueegg, 2020, S. 583). Entgegen dem Berk-Green-Modell gehen Fondsmanager bewusst Investitionen mit einer negativen Bruttowertschöpfung ein, um den Investorenpräferenzen zu entsprechen. Hierdurch wird der nicht-informierte Fondsmanager zu einem zufällig investierenden Noise-Trader im Sinne des Grossman-Stiglitz-Paradoxons. Nach dieser Sicht liegt der ökonomische Wert der aktiven Fondsmanager nicht in der Bruttowertschöpfung. Durch die Bedienung der Präferenzen schafft der Fondsmanager das notwendige Vertrauen, damit Fondsinvestoren bereit sind, eine risikoreiche Anlage zu tätigen. Ohne aktive Fonds wären die psychologisch beeinflussten Fondsinvestoren nur zu einer risikolosen Anlage bereit und würden nicht vom Kapitalmarkt profitieren (vgl. Gennaioli et al., 2015, S. 112).

Insgesamt gilt in diesem verhaltensökonomischen Marketing-Modell eine ähnliche Limitation wie in der NIÖ. Die durchschnittlichen Fähigkeiten sind von der Proportion der fähigen Managerinnen und Manager und informierten Fondsinvestoren gegenüber den nicht-fähigen Managern und den psychologisch beeinflussten Fondsinvestoren abhängig. Für diesen Beitrag wird eine Ausprägung des Modells angenommen, in der dieser Effekt der psychologisch beeinflussten Fondsinvestoren überwiegt. Die negativen Vorhersagen zur Bruttowertschöpfung stehen entgegen den auf rationalen Marktteilnehmern basierenden Modellen. In diesen wird mindestens eine Bruttowertschöpfung von null erwartet. Hinsichtlich der Verteilungsränder und der zeitlichen Konsistenz kann aus dem verhaltensökonomischen Modell abgeleitet werden, dass sich die wenigen informierten Fondsmanager statistisch signifikant von den nicht-informierten unterscheiden.

3 Analyse der empirischen Literatur

3.1 Zusammenfassung der empirischen Literatur

In der Literaturrecherche dieses Beitrags wurde die empirische Literatur zu Fondsmanagementfähigkeiten ausgewertet. Die Ergebnisse sind in Tabelle 26 zusammengefasst. Diese ist aus Gründen der Übersichtlichkeit im Anhang dargestellt. Im ersten Abschnitt der Tabelle werden zentrale Alpha-Studien zusammengefasst. Dies dient zur Einordnung der Ergebnisse der Value-Added-Studien. Im zweiten Abschnitt der Tabelle werden alle identifizierten Value-Added-Studien hinsichtlich ihrer Stichproben, Methoden und Ergebnisse zusammengefasst. Die Recherche wurde über die Literatursuchmaschinen Google Scholar und EBSCO vorgenommen. Auch wenn keine Vollständigkeit garantiert werden kann, wird davon ausgegangen, dass ein wesentlicher und repräsentativer Teil der Value-Added-Studien abgebildet wird. In diesem Abschnitt werden die Erkenntnisse der Analyse der empirischen Literatur zusammengefasst.

Die empirischen Ergebnisse der Alpha-Studien zeigen, dass das durchschnittliche Bruttoalpha statistisch nicht signifikant von null abweicht. Zusätzlich zeigen die Alpha-Studien, dass am rechten Verteilungsende mehr Fondsmanager vorhanden als durch Zufall zu erwarten sind. Somit wird eine kleine Gruppe fähiger Managerinnen und Manager identifiziert (vgl. z. B. Kosowski et al., 2006, S. 2568; Fama & French, 2010, S. 1930).

Die Ergebnisse der Value-Added-Methode zeigen einen Kontrast zu den Alpha-Studien. Insgesamt wurden 18 relevante Value-Added-Studien identifiziert. Hier-von thematisieren dreizehn klassische Investmentfonds (Aktien-, Misch- oder Anleihefonds) und fünf andere Fondsarten (z. B. Hedge- oder Rohstofffonds) oder andere spezielle Anwendungsfälle. Es zeigt sich eine deutlich geringere Forschungsdurchdringung als in der älteren Alpha-Methode. Wie in Abschnitt 1.1 beschrieben, wurde als Forschungslücke identifiziert, dass keine umfassende Value-Added-Studie für deutsche Investmentfonds erkennbar ist.

Von den dreizehn klassischen Investmentfonds-Studien zeigen elf im Durchschnitt positive Bruttowertschöpfungsfähigkeiten. Als zentrale europäische Studie ist Baltussen et al. (2022, S. 38-41) zu nennen. Diese Analyse untersucht irische und luxemburgische Investmentfonds und berichtet eine positive durchschnittliche Bruttowertschöpfung von 220 T€ pro Monat. Als relativierendes Ergebnis zeigen Leippold und Rueeg (2020, S. 585 ff.), dass die durchschnittliche Bruttowertschöpfung der Fondskategorien über den Betrachtungszeitraum stark

schwanken kann. Die Bruttowertschöpfung des US-Fondsmarkts lag nach Leipold und Rueeg (2020, S. 585 ff.) beispielsweise lange Perioden nahe null, während internationale Fondsmärkte konsistentere Bruttowertschöpfungen aufwiesen. Cooper (2020, S. 18–21, 25) bestätigt die starken zeitlichen Schwankungen, findet jedoch in der Gesamtbetrachtung durchgängig eine positive Bruttowertschöpfung. Light und Stetsyuk (2022, S. 271 f.) können keine signifikante Bruttowertschöpfung in Investmentfonds mit alternativen Anlagestrategien feststellen.

In der Gesamtbetrachtung zeigt die Analyse der empirischen Literatur wesentliche Evidenz für eine positive Bruttowertschöpfung von Investmentfonds. Die Studien zu anderen Fondsarten und speziellen Anwendungsfällen sind für diesen Beitrag von nachrangiger Bedeutung. Diese zeigen, dass in verschiedenen Kontexten eine positive Bruttowertschöpfungsfähigkeit von Vermögensmanagern feststellbar ist (vgl. z. B. Krohn et al., 2017, S. 22 ff.; Anderson et al., 2020, S. 1916). Eine Studie mit einem negativen Ergebnis zur Bruttowertschöpfung wurde, sowohl für klassische Investmentfonds als auch für andere Anwendungsfälle, nicht identifiziert.

Die Analysen des rechten Verteilungsrandes zeigen ebenfalls ausgeprägte Managementfähigkeiten. Die Value-Added-Studien teilen das Ergebnis der Alpha-Studien, dass nur eine Minderheit der Mangerinnen und Manager signifikante Investmentfähigkeiten besitzt. Huang et al. (2025, S. 866) zeigen, dass 28,7 % der US-Anleihenfondsmanager echte Bruttowertschöpfungsfähigkeiten besitzen. Gonzalez et al. (2024, S. 8) zeigen, dass die signifikante Wertschöpfung nur von einem Teil der Managerinnen und Manager erwirtschaftet wird, die in Märkten mit wenig Wettbewerb investieren. Der zentrale Unterschied zu den Alpha-Studien ist, dass im überwiegenden Teil der Value-Added-Studien trotzdem ein signifikant positiver Mittelwert festgestellt wird. Die Value-Added-Literatur zeigt einen Allokationseffekt durch das Fondsvolumen. Wie Berk und van Binsbergen (2015, S. 11 f.) berichten, haben die Mangerinnen und Manager am rechten Verteilungsrand das höchste Fondsvolumen und somit einen starken Einfluss auf den Mittelwert. Managerinnen und Manager mit geringen oder negativen Bruttowertschöpfungsfähigkeiten verwalten ein geringeres Fondsvolumen. Folglich ist der Mittelwert der Bruttowertschöpfung insgesamt positiv.

Die Nettobetrachtung wird nur von wenigen Studien analysiert. Die Nettoergebnisse sind kontroverser als die Bruttobetrachtung. Nur zwei Studien zu Nicht-Publikumsfonds (vgl. McCourt, 2018, S. 20, 49 für Private Equity, und Anderson et al., 2020, S. 1943 für Brokerempfehlungen) zeigen positive Nettoergebnisse. Kooli und Stetsyuk (2021, S. 11 f.) finden bei US-Hedgefonds keine Evidenz für

eine Nettowertschöpfung, die signifikant von null abweicht. Nach Elyasiani et al. (2022, S. 403) ist die Nettowertschöpfung von Immobilienfonds nicht signifikant von null zu unterscheiden. Die Studien zu klassischen Investmentfonds ergeben eine gemischte Evidenz in der Nettobetrachtung. Huang et al. (2025, S. 887) zeigen, dass nur eine Minderheit von 2,4 % eine signifikante Nettowertschöpfung aufweist. Eine Pluralität von 49,6 % zeigt eine Nettowertschöpfung von null und eine wesentliche Minderheit von 47,9 % der Fonds weist eine negative Nettowertschöpfung auf. Baltussen et al. (2022, S. 40) berichten eine signifikant negative Nettowertschöpfung von irischen und luxemburgischen Fonds. Leippold und Rueegg (2020, S. 585 ff.) zeigen, dass über verschiedene Perioden und Fondskategorien die Nettowertschöpfung negativ sein kann. Teile der empirischen Ergebnisse sprechen somit dafür, dass Fondsmanager mehr von Fondsinvestoren an Kosten verlangen, als sie an Wert schaffen.

Die zeitliche Konsistenz der Bruttowertschöpfung wird ebenfalls nur von einer Minderheit der Studien betrachtet. Berk und van Binsbergen (2015, S. 13 f.) stellen eine Konsistenz von bis zu zehn Jahren fest. Je nach Betrachtungszeitraum gilt dies nur für die 10 % besten Fonds der Stichprobe. Light und Stetsyuk (2022, S. 271 f.) berichten ebenfalls, dass sich die zeitliche Konsistenz überwiegend auf die 10 % besten Fonds konzentriert. Weitere Evidenz zur zeitlichen Konsistenz berichten Bauer et al. (2022, S. 25), Flanagan (2025, S. 2048) und Jiao et al. (2025, S. 13) mit jeweils unterschiedlichen Stichproben und Analyseschwerpunkten. Die Literaturanalyse zur zweiten Forschungsfrage zeigt somit Evidenz für die zeitliche Konsistenz der Bruttowertschöpfung, welche sich überwiegend auf eine kleine Gruppe von Fonds beschränkt. Eine Studie, welche keine oder eine negative Konsistenz der Bruttoergebnisse berichtet, wurde nicht identifiziert.

3.2 Methodische Grundlagen der empirischen Literatur

Neben den empirischen Ergebnissen identifiziert die Literaturanalyse relevante methodische Aspekte. Im Folgenden werden die Erkenntnisse zur Benchmark-Auswahl, Eingrenzung der Stichprobe, Berechnungsweise und genutzte statistische Analyse zusammengefasst. Die Zusammenfassung in diesem Abschnitt und die Details in Tabelle 26 geben eine Übersicht zu den Vorgehensweisen der Value-Added-Literatur. Auf dieser Basis wird in Abschnitt 4 die Methodik dieser Untersuchung aufgebaut.

In der Einführung der Value-Added-Methode nutzen Berk und van Binsbergen (2015) elf passive Fonds der Fondsgesellschaft Vanguard als Benchmark. Die

Spanne von elf Fonds soll sicherstellen, dass ein breites Spektrum von alternativen passiven Anlagestrategien abgebildet ist. Diese Benchmark-Fonds bilden neben breit gestreuten Indizes (ähnlich dem Marktportfolio) auch Indizes ab, die gezielt die in Abschnitt 2.1.2 genannten CAPM-Anomalien abbilden. An den Benchmark-Fonds nach Berk und van Binsbergen (2015) orientieren sich verschiedene weitere Studien (vgl. z. B. Cooper, 2020, S. 4; Gonzalez et al., 2024, S. 5 f.). Andere Studien nutzen als Vereinfachung die nicht-investierbaren Forschungsindizes der Alpha-Methode (vgl. z. B. Barras et al., 2022, S. 602 f.).

Andere Studien individualisieren die Benchmark für jeden evaluierten Fonds. Hierbei wird jeweils systematisch ein passiver Fonds (bzw. Index) gewählt, der eine ähnliche Strategie aufweist wie der analysierte Fonds (vgl. z. B. Baltussen et al., 2022, S. 32 f.; Jiao et al., 2025, S. 12). Während Berk und van Binsbergen (2015) eine einheitliche Benchmark für jeden Fonds nutzen, versuchen diese Studien, jeden Fonds mit einer individuellen vergleichbaren Benchmark zu bewerten. Hierdurch wird bewertet, inwiefern der Manager relativ zu seinem Segment eine Wertschöpfung aufweist. Dies entspricht nicht der volkswirtschaftlichen Gesamtperspektive. Fondsinvestoren können das Kapital in allen passiven Alternativen anlegen, unabhängig der Spezialisierung des evaluierten Fonds. Die verschiedenen Ansätze zeigen, dass in der Benchmark-Auswahl die Forschungsperspektive berücksichtigt werden muss.

Des Weiteren zeigt die Literaturanalyse, dass die Wahl der Benchmark mit der Stichprobe der aktiven Fonds abgestimmt werden muss. Berk und van Binsbergen (2015, S. 8) nutzen ausschließlich passive Aktienfonds als Benchmark und beschränken sich somit auf die Analyse von aktiven US-Aktienfonds mit einem Aktienanteil von mindestens 50%. Dies ist analog der in Abschnitt 2.1.2 genannten Limitation der Faktorenmodelle auf Aktien zu sehen. Die Beschränkung auf einen bestimmten Aktienanteil erfolgt auch in anderen Studien mit aktienbasierten Benchmarks (vgl. z. B. Clifford et al., 2014, S. 251). Bei Erweiterung der untersuchten Stichprobe auf andere Anlagenklassen müssen andere Benchmark-Fonds hinzugezogen werden (vgl. z. B. Huang et al., 2025, S. 829 ff. für Anleihenfonds). Berk und van Binsbergen (2015, S. 9) limitieren die Stichprobe weiter auf Fonds mit mindestens 24 Monatsdaten. Des Weiteren werden Daten erst zugelassen, wenn der Fonds ein Volumen von 5 Mio. USD erreicht hat. Dies dient dazu, den verzerrenden Effekt von Datenfehlern in kleineren Fonds zu minimieren. Ähnliche Limitationen sind in anderen Studien mit verschiedenen Schwellenwerten zu finden (vgl. z. B. Zhu, 2018, S. 117 mit 15 Mio. USD; Leippold & Rueegg, 2020, S. 607 f. mit 5 Mio. USD).

Hinsichtlich der Berechnung der Wertschöpfung zeigt die Literaturanalyse, dass viele Studien die Methode nach Berk und van Binsbergen (2015) übernehmen. Als methodische Modifikationen ist beispielsweise die Analyse von Dong und Doukas (2020, S. 465) zu nennen, die durch rollierende Berechnungsperioden zeitlich veränderliche β -Faktoren nutzen, oder Barras et al. (2022, S. 602 f.), die eine Korrektur von Verzerrungseffekten durch Datenfehler vornehmen. Barras et al. (2022, S. 602 f.) modifizieren die Methodik, um Unterschiede in den Investment- und Skalierungsfähigkeiten zu berücksichtigen.

Weitere Unterschiede sind in den durchgeführten statistischen Analysen zu erkennen. Hinsichtlich der Wertschöpfungsverteilung (analog der ersten Forschungsfrage) betrachtet die Mehrheit der Studien den Mittelwert der Bruttowertschöpfung in Verbindung mit einem Einstichproben-t-Test. Die Studien sind hier jeweils durch leichte Unterschiede in den Analyseschwerpunkten gekennzeichnet, beispielsweise ob Teilgruppen von Fonds betrachtet werden (vgl. z. B. Barras et al., 2022, S. 624).

Die extremen Enden der Verteilung werden in den analysierten Studien überwiegend auf Basis der Bruttowertschöpfung in den höchsten Quantilen beurteilt (vgl. z. B. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 11; Ibert et al., 2018, S. 724). Als methodische Weiterentwicklung ist Huang et al. (2025, S. 879 ff.) zu nennen. Diese Studie nutzt die False-Discovery-Rate-Methode (FDR), welche bereits von Barras et al. (2010) in der Alpha-Methode genutzt wurde. Hierdurch lässt sich bestimmen, wie viel Prozent der Manager in der Verteilung eine signifikante Bruttowertschöpfung erzielen. Eine weitere Studie, die analog Alpha-Studien wie Kosowski et al. (2006) oder Fama und French (2010) Glück und Fähigkeiten in den Enden auf Basis der Verteilung unterscheidet, konnte nicht identifiziert werden.

Die Konsistenz der Wertschöpfung (analog der zweiten Forschungsfrage) wird in der Literatur durch Aufteilung des Betrachtungszeitraums in Teilperioden analysiert. Berk und van Binsbergen (2015, S. 11 f.) sortieren die Fonds anhand der t-Statistik der Wertschöpfung in der ersten Periode in Dezile und beobachten die Wertschöpfung dieser Dezile in der nachfolgenden Periode. Auf dieser Basis wird ein Binomialtest angewendet (nähere Erläuterung in Abschnitt 4.2.3). Diese Methodik übernehmen Krohn et al. (2017, S. 21 f.) und Light und Stetsyuk (2022, S. 269 f.). Alternativ führt Flanagan (2025, S. 2048) eine Regression zwischen der vergangenen und nachfolgenden Wertschöpfung durch. Weitere Untersuchungsansätze zur Konsistenz sind in der Alpha-Methodik zu finden. Diese Studien basieren ebenfalls darauf, die Fonds in Quantile aufzuteilen und anschließend die Ergebnisse in der Folgeperiode zu betrachten (vgl. z. B. Carhart, 1997, S. 64).

Die Literaturanalyse zeigt, dass zur zweiten Forschungsfrage weniger alternative Methoden als zur ersten Forschungsfrage bestehen. Die Methodik nach Berk und van Binsbergen (2015) ist hierbei die verbreitetste Methode innerhalb der analysierten Value-Added-Studien.

3.3 Hypothesenbildung

Tabelle 3 fasst die Vorhersagen der in Abschnitt 2.1 dargestellten Theorien zusammen und dient als Basis für die Hypothesenbildung:

Tabelle 3: Zusammenfassung der Hypothesen

Modell	Aussage über den Durchschnitt von VA_{gro} und VA_{net}	Aussage über die Enden der VA_{gro} -Verteilung	Aussage über die zeitliche Konsistenz
Markteffizienzhypothese	$\alpha_{gro} = 0$; $VA_{gro} = 0$ $\alpha_{net} < 0$ $VE_{net} < 0$	Verteilung von VA_{gro} entspricht der Zufallserwartung. Verteilung von VA_{net} unterhalb der Zufallserwartung.	$P(VA_{gro,top,t+1} > VA_{gro,bottom,t+1}) = 0,5$; mit top = Fonds des höchsten Dezils in t und bottom = Fonds des niedrigsten Dezils in t. Keine Konsistenz in der Querschnittsverteilung der Fähigkeiten.
Berk-Green-Modell	$\alpha_{gro} > 0$; $VA_{gro} > 0$ $\alpha_{net} = 0$ $VE_{net} = 0$	Verteilung von VA_{gro} jeweils über der Zufallserwartung. Verteilung von VA_{net} entspricht der Zufallserwartung.	$P(VA_{gro,top,t+1} > VA_{gro,bottom,t+1}) > 0,5$; Konsistenz in der Querschnittsverteilung der Fähigkeiten; die besten Fonds bleiben besser in der Folgeperiode.

Modell der effizienten Ineffizienz (bei vielen informierten Fondsinvestoren)	$\alpha_{gro} \gg 0$; $VA_{gro} \gg 0$ $\alpha_{net} > 0$ $VE_{net} > 0$	Verteilung von VA_{gro} über oder gleich der Zufallserwartung (Manager haben mindestens $\alpha_{gro} \leq 0$). Verteilung VA_{net} am rechten Ende über der Zufallserwartung und am linken Ende unter der Zufallserwartung; Mischverhältnisses von fähigen und nicht-fähigen Managern.	$P(VA_{gro,top,t+1} > VA_{gro,bottom,t+1}) > 0,5$; Konsistenz in der Querschnittsverteilung der Fähigkeiten; die besten Fonds bleiben besser in der Folgeperiode.
Verhaltensökonomisches Marketing-Modell (bei hohem Marketingeinfluss)	$\alpha_{gro} \gg 0$; $VA_{gro} \gg 0$ $\alpha_{net} > 0$ $VE_{net} > 0$	Verteilungsenden von VA_{gro} und VA_{net} unter der Zufallserwartung. Einzelne fähige Manager am rechten Verteilungsende nicht ausgeschlossen.	$P(VA_{gro,top,t+1} > VA_{gro,bottom,t+1}) > 0,5$; Konsistenz in der Querschnittsverteilung der Fähigkeiten; dies sollte nur einige fähige Manager betreffen.

Quelle: in Anlehnung an die diskutierten Modelle

Es sind drei Analysebereiche vorgesehen. Die zweite und dritte Spalte thematisieren die Verteilung der Wertschöpfung (erste Forschungsfrage). Hierbei wird auf die Brutto- und Nettoperspektive eingegangen. Die vierte Spalte thematisiert die zeitliche Konsistenz (zweite Forschungsfrage). Bei der zeitlichen Konsistenz wird sich analog zu Berk und van Binsbergen (2015, S. 11 ff.) auf die Bruttoperspektive beschränkt.

Wie Gârleanu und Pedersen (2018, S. 1688) anmerken, muss in der Finanzmarktforschung darauf geachtet werden, dass die festgestellten Ergebnisse ggf. von mehreren Modellen vorhergesagt werden. Beispielsweise sehen alle Modelle außer die Markteffizienzhypothese eine zeitliche Konsistenz der Fähigkeiten vor. In diesem Aspekt unterscheiden sich die Modelle nur in der Ausprägungsstärke. Beispielsweise sieht das Berk-Green-Modell eine starke Konsistenz in allen Fonds-Dezilen vor. Nach dem Modell der effizienten Ineffizienz und dem verhaltensökonomischen Marketing-Modell sind hingegen nur ein Teil der Managerinnen und Manager in der Lage VA_{gro} zu erwirtschaften und eine Konsistenz ist nur von einem Teil der Managerinnen und Manager zu erwarten. Dem Problem der überlappenden Vorhersagen der Modelle wirkt diese Untersuchung durch die Analyse verschiedener Aspekte der Wertschöpfung entgegen. Die Ergebnisse (Mittelwert, Verteilung und Konsistenz) müssen zusammen betrachtet werden, um die Konformität zu den Modellen zu beurteilen. Möglich ist ein komplexes Ergebnis, in dem einzelne Teilaspekte auf verschiedene Modelle hindeuten. In diesen Fällen muss dieser Beitrag evaluieren, wie die Modelle zusammenwirken.

Wie im Rahmen der Auswertung der empirischen Ergebnisse der Literatur dargestellt, überwiegen Bruttoergebnisse und eine zeitliche Konsistenz konform zum Berk-Green-Modell. Im Rahmen dieser eindeutigen Ergebnisse muss das Risiko von Publikationsbias beachtet werden. Signifikante oder neuartige Ergebnisse werden wahrscheinlicher veröffentlicht (vgl. Andrews & Kasy, 2019, S. 2766 f.). In der Finanzmarktforschung besteht aufgrund der vielen zu untersuchenden Hypothesen und Märkte ein erhöhtes Risiko (vgl. z. B. Harvey et al., 2016, S. 6 f.; Cremers et al., 2019, S. 11). Die deutlichen Ergebnisse der Bruttoperspektive in der neuen Value-Added-Methode sind von der vorliegenden Untersuchung kritisch zu prüfen. In der sekundären Nettoperspektive sind die Ergebnisse kontroverser. Die Studien stellen gemischte Nettoergebnisse oder signifikant negative fest, welche entgegen dem Berk-Green-Modell stehen. Evidenz für positive Nettoergebnisse nach dem Modell der effizienten Ineffizienz sind nicht festzustellen.

Auf Basis der Evidenz zu Höhe und zeitlichen Konsistenz der Bruttowertschöpfung werden für diese Untersuchung die Vorhersagen des Berk-Green-Modells als Arbeitshypothese übernommen. Die gemischte empirische Evidenz zum Berk-Green-Modell in der Nettoperspektive ist zu beachten. Die anderen Modelle und deren Vorhersagen werden im Rahmen der Analyse der empirischen Ergebnisse ebenfalls in die Interpretation einbezogen.

4 Forschungsmethodik

4.1 Datengrundlage

4.1.1 Auswahl der Stichprobe

Für Teile der Datenfilterung und für die spätere statistische Analyse wurde die Software R genutzt. Zur Selektion der Stichprobendaten wurde das Finanzdaten-tool der London Stock Exchange Group (LSEG) verwendet. Die Fondsdaten stammen aus der in LSEG Datastream integrierten Datenbank des spezialisierten Fondsdatenanbieters Lipper. Die Lipper-Datenbank ist eine gängige wissenschaftliche Datenquelle und wurde beispielsweise von Vidal-García (2013, S. 47) für eine europäische Alpha-Studie genutzt. Für einige Fonds sind die Daten in der Lipper-Datenbank nicht oder nur unvollständig vorhanden. Dies betrifft insbesondere das Fondsvolumen als speziellerer Datenpunkt. Die Vollständigkeit der Fondsdaten kann durch die Nutzung von zwei Finanzdatenbanken erhöht werden (vgl. van Dijk, 2025, S. 30 f.). Folglich wurden die Fondsdaten zusätzlich aus der Finanzdatenbank Bloomberg abgerufen. Bei fehlenden Daten in der Lipper-Datenbank wurden Daten aus Bloomberg genutzt (Details siehe Abschnitt 4.1.2).

Für die Fondsselektion muss definiert werden, was als deutscher Fonds im Sinne der Forschungsfrage angesehen wird. Für die Zwecke dieser Untersuchung sind dies Publikumsfonds mit Sitz in Deutschland. Publikumsfonds sind der breiten Öffentlichkeit zugängliche OGAWs (Organismen für gemeinsame Anlage in Wertpapieren) nach EU-Richtlinien 2009/65/EG. Spezielle Fondsstrukturen, beispielsweise Hedge-Fonds, werden in der Forschung methodisch separat untersucht (vgl. z. B. Kooli & Stetsyuk, 2021, S. 2 f.). Die Analyse dieses Beitrags beschränkt sich auf Publikumsfonds.

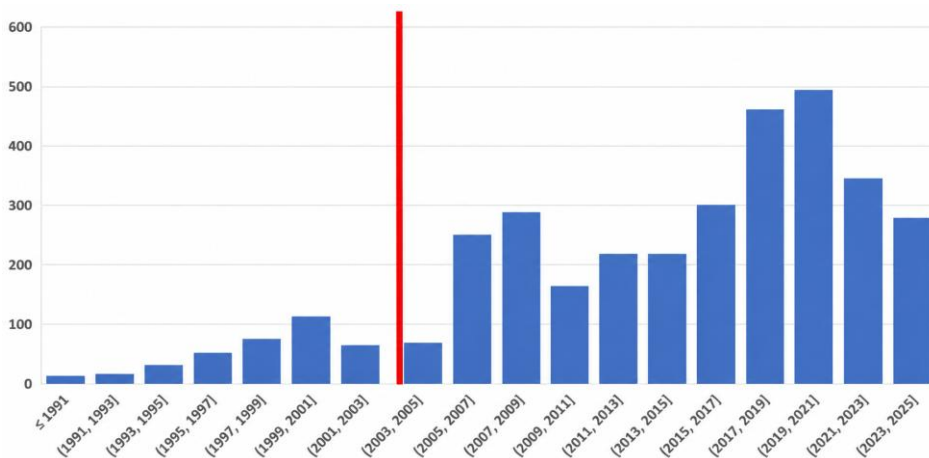
Diese Definition hat wesentliche Auswirkungen auf die Forschungsperspektive. Investoren in Deutschland können durch die EU-Kapitalfreiheit in Publikumsfonds anderer EU-Staaten frei investieren. Aufgrund von Steuervorteilen haben sich Irland und Luxemburg als zentrale Fondsdomizile etabliert. Auch deutsche Fondsgesellschaften gründen Fonds in Irland oder Luxemburg und verkaufen deren Fondsanteile an deutsche Investoren (vgl. Wójcik et al., 2022, S. 518, 521). Eine Selektion von Fonds mit deutschen Muttergesellschaften ist aufgrund der limitierten Datenlage im Rahmen dieser Untersuchung nicht möglich (für eine Studie, die aufgrund der besseren Datentiefe einer schwedischen Stichprobe weiter differenziert vgl. Ibert et al., 2018, S. 720 f.). Folglich liegt hier eine enge geografische Definition vor, die nicht die vollen Aktivitäten deutscher Fondsgesellschaften

oder das volle Angebot für deutsche Investoren widerspiegelt. Neue Fondsgründungen erfolgen nicht ausschließlich in Irland und Luxemburg. Wie später gezeigt, werden im gesamten Betrachtungszeitraum neue Fonds in Deutschland eröffnet. Es ist in der Diskussion der Ergebnisse zu beachten, dass deutsche Fondsgesellschaften neue fähige Fondsmanager ggf. Fonds in Irland oder Luxemburg zuordnen.

Fondsgesellschaften unterhalten für einen Fonds teilweise mehrere Fondsklassen mit unterschiedlichen Kosten. Beispielsweise bestehen Fonds mit Klassen für private und institutionelle Investoren. Verschiedene US-Studien legen diese Fondsklassen zusammen (vgl. z. B. Fama & French, 2010, S. 1917; Berk & van Binsbergen, 2015, S. 21). Im EU-Kontext hält beispielsweise Baltussen et al. (2022, S. 31) die Fondsklassen separat. In dieser Untersuchung wurde entschieden, diese ebenfalls separat zu halten. Jede Fondsklasse hat eigene Rendite- und Volumendaten, sodass separate Wertschöpfungen für jede Fondsklasse sinnvoll berechnet werden können.

Hinsichtlich des Untersuchungszeitraums orientiert sich die Analyse an den verfügbaren Lipper-Daten. Abbildung 6 zeigt die Anzahl der neu eröffneten Fonds abhängig vom Eröffnungsjahr:

Abbildung 6: Deutsche Fonds in der Lipper-Datenbank nach Eröffnungsjahr



Quelle: in Anlehnung an die Daten aus der Lipper-Datenbank

Es zeigt sich, dass die Anzahl der deutschen Fonds in der Datenbank vor 2006 abnimmt. Eine Vorabdurchschau zeigt, dass für kleinere Fonds vor 2006 nur wenige Daten verfügbar sind.

Der Betrachtungszeitraum wurde in Abwägung von Abbildung 6 und der Verfügbarkeit des Benchmark-Fonds (siehe Abschnitt 4.1.3) bestimmt. Als Betrachtungszeitraum werden die 240 Monate von November 2005 bis Oktober 2025 festgelegt. Analog der Literatur werden monatliche Daten betrachtet. Das Fondsvolumen AUM_{t-1} ist jeweils einen Monat zeitversetzt zur Rendite. Der erste Datenpunkt für AUM_{t-1} ist aus Oktober 2005 ($\triangleq$ Anfangswert November 2005). Der Betrachtungszeitraum umfasst verschiedene Marktphasen (positive, negative, stagnierende). Die Bewertung der Managerinnen und Manager erfolgt somit nicht einseitig in nur einer Marktphase. Aufgrund der umfassenderen Datenhistorie sind in US-Studien längere Betrachtungszeiträume von über 30 Jahren möglich (siehe Tabelle 26). Der gewählte Betrachtungszeitraum von 20 Jahren ist mit europäischen Studien vergleichbar (vgl. Baltussen et al., 2022, S. 45 f. mit 12 Jahren; Tapver, 2022, S. 599 mit 14 Jahren). Dieser Untersuchungszeitraum wird hier als angemessen für die Analyse der Managerfähigkeiten angesehen. Auf dieser Basis zeigt Tabelle 4 die Fondsselektion aus dem LSEG Datastream:

Tabelle 4: Selektion der Fonds in der Stichprobe

Segment / Kriterium	Anzahl
Gesamtanzahl Fonds „Germany“ + „Euro“	7.333
Davon nicht mit Aktien-Benchmark analysierbar. Kategorien: „Money Market“, „Real Estate“, Hedgefonds „Hedge“, „Bond“, „Commodities“, „Alternatives“ und „Other“ (in „Other“ sind Fonds mit alternativen Strategien zugeordnet)	3.791
Gesamtanzahl Fonds nur „Mixed Assets“ oder „Equity“.	3.542 Nach Anlagenklasse: 1.930 Mischfonds 1.612 Aktienfonds Nach Status: 2.552 aktiv 990 aufgelöst
Mixed Asset Fonds mit der Lippers Klassifikation „aggressive“ (d.h. max. 35% Anleihenquote)	260 (d.h. von den 1.930 Mixed Asset Fonds werden 260 genutzt)
Zwischensumme	1.872 (=1.612 + 260)

Davon Indexfonds (Identifikation über Suche in den Fondsamen nach Stichworten wie „Index“, „ETF“ und „Passiv“)	11
Gesamtanzahl Fonds für Export aus Datastream und Import in R Studio	1.861
Davon nicht mindestens 30 Monate gleichzeitig Rendite- und Volumendaten, nach dem Erreichen eines realen Volumens von mindestens 10 Mio. €	841
Zwischensumme (Lipper-Daten allein)	1020
Von den 841 Fonds mit fehlenden Daten durch die Ergänzung der Daten aus der sekundären Datenquelle Bloomberg dennoch aufnehmbar	142
Verbleibe finale Stichprobe auf Basis der Lipper und Bloomberg-Daten	1.162 (Aufteilung ca. 75,4% lebende und 24,6% aufgelöste Fonds)

Mit den Filtern „Germany“ + „Euro“ konnten deutsche Fonds nach der gewählten Definition ermittelt werden. Analog zur Literatur wurden nur Aktienfonds („Equity“) und Mischfonds („Mixed“) selektiert. Ausgelassen wurden Fondskategorien, die nicht sinnvoll von einer passiven Aktien-Benchmark analysiert werden können. Hinsichtlich der Mischfonds bietet die Datenbank zusätzlich die Unterklassifikation „aggressive“ an. Diese Fonds weisen eine Anleihenquote von maximal 35 % aus (vgl. Lipper, 2025, S. 10). Bei Fonds mit zu hoher Anleihenquote überwiegt das Risikoprofil der Anleihen und eine Analyse mit einer Aktien-Benchmark ist nicht möglich. Der Grenzwert von 35 % liegt zwischen den Grenzwerten von Clifford et al. (2014, S. 251) mit 20 % sowie Berk und van Binsbergen (2015, S. 9) mit 50 %. Analog der Literatur ist somit sichergestellt, dass die selektierten Mischfonds mit einer Aktien-Benchmark analysiert werden können. Indexfonds wurden auf Basis des Namens ausselektiert, da hier nur aktive Managementfähigkeiten bewertet werden sollen. Die Orientierung am Fondsamen erfolgt analog zu Berk und van Binsbergen (2015, S. 9) und Ibert et al. (2018, S. 722).

Hinsichtlich des realen Fondsvolumens wurden Daten von Fonds erst berücksichtigt, sobald diese einen Wert von 10 Mio. € überschritten haben. Diese Beschränkung soll den Einfluss von kleinen Fonds minimieren, da hier das Risiko einer Verzerrung besteht. Die Literatur zeigt, dass kleinere Fonds tendenziell eine schlechtere Datenqualität aufweisen, insbesondere bei der Meldung von ne-

gativen Renditen (vgl. Chen et al., 2004, S. 1277 f.). Ein Schwellenwert in vergleichbarer Höhe ist in Fondsstudien vorhanden (vgl. z. B. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 9; Pástor et al, 2015, S. 30; Cooper, 2020, S. 10).

Anhand dieser Filterung wurden aus Datastream für 1.861 Fonds die Datenpunkte „TNA“ (Total Net Assets), „RI“ (Return Index) und „TER“ (Total Expense Ratio) zum Monatsultimo heruntergeladen. Das Fondsvolumen wurde anhand der Verbraucherpreisinflationsdaten (vgl. Statistisches Bundesamt, 2026) mit November 2005 als Basismonat inflationsbereinigt. Aus dem Return Index wurden die monatlichen Renditen berechnet. Diese Analyse berücksichtigt Ausschüttungen und unterstellt deren Wiederanlage, sodass die vollständige Investorenrendite reflektiert wird.

Abschließend muss eine Mindestanzahl von Monaten mit gleichzeitig vorhandenen Rendite- und Volumendaten festgelegt werden. Hierbei sind in der Stichprobengestaltung verschiedene Risiken zu beachten. Der Survivorship-Bias entsteht, wenn zwischenzeitig aufgelöste Fonds nicht beachtet werden. Ein Fonds, der eine Unterrendite erzielt, wird wahrscheinlicher aufgelöst als ein Fonds mit einer Überrendite. Eine Vernachlässigung zwischenzeitlich aufgelöster Fonds verzerrt das Ergebnis nach oben (vgl. Rohleder et al., 2011, S. 441 ff.). Dem Survivorship-Bias kann durch Beachtung von aufgelösten Fonds entgegengewirkt werden. Von den 1.861 nach RStudio importierten Fonds aus der Lipper-Datenbank sind vor und nach Fondsselektion ca. 24 % aufgelöst. Es wird davon ausgegangen, dass in der Lipper-Datenbank kein systematischer Survivorship-Bias vorliegt. Zur Verhinderung des Survivorship-Bias müssen auch Fonds beachtet werden, die nur kurz existierten, bevor sie aufgelöst wurden. Aus dieser Perspektive ist eine geringe Mindestanzahl an Beobachtungen vorteilhaft (vgl. Carhart et al, 2002, S. 1440; Barras et al., 2022, S. 615).

Ein ausschließlicher Fokus auf den Survivorship-Bias ist nicht ausreichend. Es existieren Verzerrungseffekte, die dafürsprechen, eine höhere Mindestanzahl an Beobachtungen pro Fonds festzulegen. Es besteht der Inkubations-Bias. Hiernach weisen die verfügbaren Daten für junge Fonds zu hohe Renditen auf. Dies wird darauf zurückgeführt, dass die ersten von der Fondsgesellschaft veröffentlichten Daten zu einem Fonds oft aus einer nicht-öffentlichen Testphase stammen. In der Testphase erfolgreiche Fonds werden am Markt platziert. Andere Fonds, welche in der Testphase nicht erfolgreich waren, werden hingegen nicht am Markt platziert und deren Daten nie veröffentlicht. Somit werden die ersten Renditen eines Fonds nach der Eröffnung die Fähigkeiten systematisch zu hoch ausweisen, da einseitig nur die Daten der Fonds mit erfolgreichen Testphasen

vorliegen (vgl. Evans, 2010, S. 1609 f.; Fama & French, 2010, S. 1923 f.). Dies spricht dafür, Fonds erst nach einer gewissen Laufzeit in die Stichprobe aufzunehmen.

Des Weiteren besteht der Reverse-Survivorship-Bias. Wenn Fonds mit kurzen Laufzeiten in die Stichprobe aufgenommen werden, verringert dies den Survivorship-Bias, erhöht aber das Risiko, die Managerfähigkeiten einzelner Fonds als zu gering zu bewerten. Fonds, die in den ersten Monaten ihrer Platzierung am Markt Unterrenditen aufweisen, werden ggf. vorzeitig aufgelöst. Es ist jedoch möglich, dass dieser Fondsmanager Investmentfähigkeiten besitzt und seine anfängliche Unterrendite nur Ausdruck von Unglück war. Wenn dieser Fonds die Chance gehabt hätte weiter zu bestehen, wäre sein Alpha zum statistischen Mittelwert zurückgekehrt (vgl. Linnainmaa, 2013, S. 789 ff.). Diesen Manager allein anhand früher realisierter Unterrenditen und der folgenden Fondsauflösung zu bewerten, verzerrt das Alpha nach unten.

In Anbetracht der verschiedenen Verzerrungsrisiken müssen Studien eine Abwägung treffen, ab welcher Mindestanzahl von Datenmonaten ein Fonds in die Stichprobe aufgenommen wird (vgl. z. B. Barras et al., 2022, S. 615). Für die Zwecke dieser Untersuchung wurde eine Mindestanzahl von 30 Beobachtungen gleichzeitiger Rendite- und Volumendaten pro Fonds (nach Erreichen von 10 Mio. € Fondsvolumen) festgelegt. Die anfänglichen Daten eines Fonds wurden bereits durch das Minimum von 10 Mio. € eingeschränkt. Folglich werden die Effekte von jungen Fonds abgeschwächt. Der Grenzwert ist angelehnt an den Zentralen Grenzwertsatz, nach dem der t-Test ab 30 Datenpunkten valide genutzt werden kann (vgl. z. B. Hatzinger et al., 2014, S. 327 f.). In der Literatur bestehen verschiedene Mindestwerte. Berk und van Binsbergen (2015, S. 9) nutzen 24 Monate. Barras et al. (2022, S. 615) setzen 60 Monate an, berichten aber nur geringe Unterschiede beim Ansatz von zwölf Monaten. Gonzalez et al. (2024, S. 5) nutzen 48 Monate. Da kein einheitlicher Mindestwert in der Literatur besteht, wird eine Abwägung getroffen. Es wird davon ausgegangen, dass der Wert von 30 die Verzerrungseffekte sinnvoll berücksichtigt bei gleichzeitiger Erfüllung des Zentralen Grenzwertsatzes.

Durch die Anwendung dieses Mindestwertes verbleiben zunächst 1.020 Fonds auf Basis der Daten der Lipper-Datenbank. Durch die Ergänzung der Daten aus der Bloomberg-Datenbank, bei Fonds mit in Lipper fehlenden Daten, konnten zusätzlich 142 Fonds beibehalten werden. In der finalen Stichprobe verbleiben 1.162 Fonds. Im Verhältnis zur ursprünglichen Anzahl von 1.872 Aktien- und aggressiven Mischfonds ist der Datenverlust als wesentlich einzustufen. Dies ist auf

viele kurzläufige Fonds und Fonds ohne hinreichende Daten, trotz der Nutzung von zwei Datenbanken, zurückzuführen. Hinsichtlich der Stichprobengröße untersuchen US-Studien größere Stichproben (siehe Tabelle 26). Die deutsche Stichprobengröße ist durch den kleineren deutschen Fondsmarkt zu erklären. Die Stichprobengröße ist im deutschen Kontext relativ zur Value-Added-Literatur vertretbar.

Liu (2020, S. 43 f.) zeigt, dass in Fondsdatenbanken teilweise Probleme in der Datenqualität bestehen. Neben allgemeinen Datenfehlern betrifft dies auch signifikante Datenlücken. Diese Datenlücken betreffen tendenziell Fonds mit negativen Ergebnissen bzw. aufgelöste Fonds. Für die Zwecke dieser Untersuchung könnte dieser kritische Punkt durch die Nutzung der zwei Datenbanken abgeschwächt werden. Auch wenn die Datenverfügbarkeit im Vergleich zur Gesamtanzahl der potenziell relevanten deutschen Fonds geringer ist, wird davon ausgegangen, dass eine repräsentative Stichprobe des deutschen Fondsmarkts vorliegt. Das Risiko eines Verzerrungseffekt durch Datenlücken kann jedoch nicht vollständig ausgeschlossen werden und wird in der Analyse beachtet.

4.1.2 Weitere Datenaufarbeitung

Für die Regressionen werden die Risikoprämien der Fonds- und Benchmark-Renditen über dem risikolosen Zins benötigt. In US-Studien wird für den risikolosen Zins die Rendite der einmonatigen US-Staatsanleihe genutzt (vgl. z. B. Fama & French, 2010, S. 1917). Ein Äquivalent besteht im Euroraum nicht. In der Finanzliteratur wird als eine Approximation des risikolosen Zinses der monatliche europäische Interbankenzins (European Interbank Offered Rate; EURIBOR) angeführt (vgl. z. B. Elyasiani et al., 2022, S. 293). Dieser Zins beinhaltet jedoch das Kreditrisiko der Banken. Für diese Untersuchung wird als Alternative der monatliche Zins deutscher Staatsanleihen mit sechsmonatiger Restlaufzeit angesetzt. Dies ist die kürzeste Restlaufzeit, welche von der Deutschen Bundesbank (2026a) berichtet wird. Es liegt keine Fristenkongruenz gegenüber monatlichen Fondrenditen vor. Als Vorteil gegenüber dem Interbankenzins unterliegt diese Anlage jedoch der staatlichen Insolvenzunfähigkeit nach § 12 Abs. 1 Insolvenzordnung. In einer hier nicht im Detail wiedergegebenen Voruntersuchung zeigt sich, dass der monatliche Interbankenzins im Betrachtungszeitraum (vgl. Deutsche Bundesbank, 2026b) höher ist als der monatliche Zins der hinsichtlich der Restlaufzeit nicht-fristenkongruenten Staatsanleihen. Folglich wird angenommen, dass der Zins der Staatsanleihe die beste Schätzung für den risikolosen Zins deutscher Investoren darstellt.

Zur Berechnung der Bruttorenditen wird jeweils ein Zwölftel der jährlichen Managementgebühr zu den monatlichen Nettorenditen addiert. Fehlende Gebühren-daten sind in der Literatur ein bekanntes Problem (vgl. z. B. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 9). Liegen für einen Fonds in einem Monat keine Gebühren-daten vor, wird die durchschnittliche monatliche Managementgebühr des jeweiligen Fonds verwendet. Fehlen die Gebühren-daten vollständig, wird der Stichprobendurchschnitt angesetzt. Dieses Vorgehen entspricht einer vereinfachten Verknüpfung der Methoden nach Fama und French (2010, S. 1920) sowie Berk und van Binsbergen (2015, S. 9). Einzelne Beobachtungen weisen unrealistisch hohe oder niedrige Gebühren auf. Beispielsweise weisen 4,7 % der aktiven Fonds eine Managementgebühr unterhalb der 0,5 % p.a. des ersten passiven Benchmark-Fonds auf (siehe Abschnitt 4.1.3). Dies kann auf fehlerhafte Daten oder strukturelle Besonderheiten zurückgeführt werden (z. B. Fonds innerhalb kapitalbildender Versicherungen, die gesonderte Gebühren erheben). Zur Begrenzung von Verzerrungen werden Gebühren am 20 %- und 99 %-Quantil winsorisiert. Werte oberhalb 3,33 % p.a. bzw. unterhalb 1,02 % p.a. werden hierdurch gekappt. Die Schwellenwerte wurden so gewählt, dass der Effekt auf den Stichprobendurchschnitt näherungsweise neutral bleibt (Durchschnitt vor Kappung: 1,51 % p.a.; nach Kappung: 1,49 % p.a.). Insgesamt wird angenommen, dass dieses Vorgehen die Datenlücken berücksichtigt, ohne die Ergebnisse systematisch zu verzerren.

Neben den Schritten der Datentransformation wird hier auf die Nutzung der Bloomberg-Daten eingegangen. Die Nutzung von zwei Fondsdatenbanken ist angelehnt an Berk und van Binsbergen (2015, S. 8 f.) sowie van Dijk (2025, S. 30). Berk und van Binsbergen (2015, S. 8 f.) vergleichen jedoch zusätzlich systematisch die Einträge der Datenbanken, um Datenfehler zu identifizieren. In dieser Untersuchung wurde die Bereinigung auf die Ergänzung von Datenlücken ohne Betrachtung von Datenfehlern beschränkt. Es wird angenommen, dass Datenfehler (z. B. Eingabefehler) selten und zufällig sind und daher die Ergebnisse nicht systematisch verzerren. Zudem verwenden die Bloomberg-Daten eine abweichende Definition von Rendite- und Volumendaten. Diese werden nicht für jede Fondsklasse separat ausgewiesen, sondern über die verschiedenen Fondsklassen aggregiert. Ein direkter Vergleich der Datenbanken ist nur eingeschränkt möglich.

Die Lipper-Datenbank dient als Grundlage der Fondsselektion und der Fondsdaten. Die Bloomberg-Datenbank wurde ergänzend verwendet. Für die 142 Fonds, für die ausschließlich Bloomberg-Daten vorliegen, werden die Unterschiede in

der Datendefinition akzeptiert. In hier nicht näher berichteten Nebenuntersuchungen wurde die Analyse zusätzlich auf Basis der 1.020 Fonds aus der Lipper-Datenbank durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen keine wesentlichen Abweichungen.

4.1.3 Auswahl der Benchmark

Als zentrale methodische Entscheidung müssen investierbare Benchmark-Fonds selektiert werden. Wie in Tabelle 26 gezeigt, orientieren sich ein Teil der Studien an den von Berk und van Binsbergen (2015, S. 64) angesetzten Vanguard-Fonds. Diese sind für den deutschen Kontext nicht anwendbar. Diese Fonds werden nur in den USA angeboten. Die Benchmark-Fonds sollen eine realistische alternative Anlage eines rationalen passiven Investors gegenüber den aktiven Fonds darstellen. Es ist unrealistisch, dass ein deutscher Investor die rechtlichen Herausforderungen eingeht, um in diese Vanguard-Fonds zu investieren. Des Weiteren sind für diese Fonds nur unkonvertierte USD-Renditen verfügbar. Diese sind nicht mit den Euro-Renditen der betrachteten deutschen aktiven Fonds vergleichbar. In der Literaturanalyse konnte keine Euro-Studie gefunden werden, die einen Vorschlag für allgemeine alternative Benchmarks macht.

Die Methodik, für jeden aktiven Fonds einen individuellen Branchen-Benchmark-Fonds auszuwählen (vgl. z. B. Ibert et al., 2018, S. 720 f.; Baltussen et al., 2022, S. 46), entspricht nicht der volkswirtschaftlichen Perspektive dieses Beitrags. Der Einsatz von Forschungsindizes (vgl. z. B. Hammami & Oueslati, 2017, S. 19 f.) wird als zu große Vereinfachung abgelehnt. Für die Zwecke dieser Untersuchung wird eine unabhängige Entscheidung hinsichtlich der Benchmarks getroffen. Um hierfür ein vollständiges Bild der historisch in Deutschland verfügbaren Anlagealternativen zu erhalten, wurden passive Fonds über zwei unabhängige Fondssuchmaschinen gesucht (vgl. Finanzfluss, 2026; JustETF, 2026). Diese Suchmaschinen enthalten überwiegend börsengehandelte Fonds (ETFs; Exchange Traded Funds) mit einer passiven Anlagestrategie. Da diese ETFs frei an der Börse gehandelt werden, ist sichergestellt, dass ein Benchmark-Investor ohne wesentliche Einschränkungen in diese investieren konnte. Es zeigt sich, dass in Deutschland ETFs erst ab den frühen 2000er-Jahren verfügbar waren. Dies steht im Kontrast zu den von Berk und van Binsbergen (2015, S. 8) genutzten US-Fonds, deren jüngster Benchmark-Fonds seit 1976 existiert. Dies spiegelt die geringere deutsche Fondsmarktaffinität wider. Des Weiteren ist in der Fondssuche auffällig, dass die ersten in Deutschland verfügbaren passiven Produkte nur limitierte Aktienindizes abbildeten, z. B. nur europäische Aktien.

Der erste in den Suchmaschinen identifizierbare passive Fonds mit einer globalen Anlagestrategie analog zum Marktportfolio wurde am 28.10.2005 eröffnet. An den Faktorprämien gemäß Vierfaktorenmodells orientierte, global investierende Fonds wurden erst ab 2014 identifiziert (davor nur auf limitierten Märkten, z. B. Small Cap Europa). Tabelle 5 fasst die Fondsauswahl zusammen:

Tabelle 5: Zusammenfassung der CAPM orientierten Benchmark-Fonds

Zeitraum	Benchmark
September 2005 bis Oktober 2009	„iShares MSCI World UCITS ETF (Dist)“ (IE00B0M62Q58)
Oktober 2009 bis Mai 2011	„iShares Core MSCI World UCITS ETF USD (Acc)“ (IE00B4L5Y983)
Mai 2011 bis Oktober 2025	„iShares MSCI ACWI UCITS ETF USD (Acc)“ (IE00B6R52259).

Als Benchmark für diese Untersuchung wird eine passive, am CAPM-Marktportfolio orientierte Strategie genutzt. Hierbei wird der nach der Suchmaschine erste verfügbare global gestreute ETF „iShares MSCI World UCITS ETF (Dist)“ der Fondsgesellschaft Blackrock genutzt. Dieser Fonds bildet den Aktienmarkt aller Industrieländer ab (vgl. Blackrock, 2026a). Im Oktober 2009 wurde eine günstigere Version dieses Fonds eröffnet (vgl. Blackrock, 2026b). Ab diesem Zeitpunkt werden die Renditen dieser Version als Benchmark genutzt. Ab dem Mai 2011 wurde mit dem „iShares MSCI ACWI UCITS ETF USD (Acc)“ ein breiter gestreuter Fonds der gleichen Fondsgesellschaft gegründet. Dieser beinhaltet neben Industrieländern auch Schwellenländer (vgl. Blackrock, 2026c). Ab dem Mai 2011 werden die Renditen dieses dritten Fonds genutzt.

Dieses Vorgehen entspricht einem CAPM-Anleger, der die höchstmögliche Diversifikation sucht (vgl. Mossin, 1966, S. 776) und hierbei rational Kosten minimiert. Die Zeitreihe der Benchmark-Renditen aus drei Teilsegmenten zusammenzusetzen, könnte Probleme in der Vergleichbarkeit auslösen. Es zeigt sich, dass die Renditen der Benchmark-Fonds nach den Wechsellpunkten eine Korrelation von mindestens 99 % aufweisen. Folglich stellen die unterschiedlichen Benchmark-Fonds keinen systematischen Bruch dar.

Die Benchmark-Fonds enthalten ungesicherte Währungsrisiken. Die Fonds werden in Euro gehandelt. Folglich sind alle Benchmark-Renditen Werte, die ein An-

leger in Euro erreichen konnte. Jedoch setzen sich diese Renditen aus dem Aktien- und Währungsrisiko zusammen. Alternativ könnte ein auf Euro abgesicherter Fonds gewählt werden, welcher das Währungsrisiko eliminiert. Diese Perspektive wurde nicht gewählt. Wenn die aktiven Manager in Fremdwährungsaktien investieren, können sie individuell entscheiden, ob sie das Währungsrisiko absichern. Diese aktive Entscheidung hinsichtlich der Währungsrisiken wird als Teil des aktiven Managements bewertet.

Neben der Verfügbarkeit der Fonds lässt sich die Anwendung einer CAPM-orientierten Benchmark-Strategie inhaltlich begründen. Das CAPM zeigt die Perspektive eines Investors unter den neoklassischen Annahmen (vgl. Fama & French, 2004, S. 26 f.). Wie in Abschnitt 2.1.2 beschrieben, stammen die Faktorprämien aus CAPM-Anomalien und es besteht kein Konsens für eine rationale Begründung. Folglich könnte ein Manager, der diese Faktoren nutzt, durch seine Investmentfähigkeiten eine irrationale Anomalie ausnutzen. Berk und van Binsbergen (2015, S. 6 f.) argumentieren, dass jeder Investor Zugang zu den elf Vanguard-Fonds hat und diese als Alternative nutzen kann. Dies unterstellt einen nicht am CAPM orientierten Fondsinvestor, der ein komplexes Portfolio aus verschiedenen Fonds mit Faktorenschwerpunkten als alternative Anlage konstruiert. Die Literatur zur Analyse von Investitionsentscheidungen von Fondsanlegern spricht gegen diese Sichtweise. Nach Berk und van Binsbergen (2016, S. 17) nutzen Fondsinvestoren primär das CAPM zur Bewertung von aktiven Fonds. Barber et al. (2016, S. 43 ff.) bestätigen das Ergebnis und zeigen, dass nur wenige fundierte Fondsinvestoren komplexere Faktorenmodelle nutzen.

Eine Orientierung am CAPM als Benchmark für einen rationalen Investor ist anhand der finanzwirtschaftlichen Theorie und des realen Verhaltens von Fondsinvestoren begründbar. Nach dem Occam's-razor-Prinzip sollte bei gleicher Erklärungskraft das Modell mit den wenigsten Annahmen gewählt werden (vgl. Lazar, 2010, S. 243 ff.). Ein Multifaktorenmodell nimmt an, dass die Faktorprämien einen rationalen Ursprung haben. Gleichzeitig nimmt es an, dass Fondsinvestoren diese komplexe Benchmark umsetzen können. In beiden Aspekten beinhaltet die Orientierung am CAPM schwächere Annahmen. Manager können in dieser Analyse die CAPM-Anomalien für Überrenditen nutzen. Diese Sichtweise erleichtert es Managerinnen und Managern, Fähigkeiten aufzuzeigen. Insgesamt ist dies im Sinne des Verbundhypothesenproblems eine zentrale Annahme der Untersuchung. Folglich werden in Abschnitt 5.2 die Ergebnisse bei einer alternativen Benchmark-Gestaltung analysiert.

Neben der allgemeinen Orientierung am CAPM, ist die Auswahl der speziellen Fonds eine kritische Annahme. Es sind Unterschiede in den Implementierungsfähigkeiten der Indexfondsgesellschaften für passive Strategien festzustellen (vgl. Crane & Crotty, 2018, S. 62). Es besteht das Risiko, dass der CAPM-Fonds-investor in einen besseren Fonds anlegen könnte. Die Fondssuche zeigt, dass Blackrock ein etablierter Anbieter am Markt ist und viele weitere Fonds der Marke iShares verwaltet. Nach Crane & Crotty (2018, S. 62) ist das verwaltete Fondsvolumen ein Indikator für Implementierungsfähigkeiten. Die Benchmark-Fonds werden hier als angemessen angesehen. Das Risiko wird akzeptiert und in der Interpretation berücksichtigt.

4.2 Analysestrategie

4.2.1 Vorgehen in der Berechnung der Wertschöpfung

Zunächst muss die durchschnittliche Wertschöpfung für jeden Fonds berechnet werden. Die nachfolgende Methodik wird für die Brutto- und Nettowertschöpfungen genutzt. Hierzu wird jeweils die Brutto- bzw. Nettorendite des betrachteten Fonds verwendet. Zunächst wird für jeden Fonds eine lineare Regression zur Ermittlung des β -Faktors im Verhältnis zur Benchmark durchgeführt. Dies erfolgt analog zu Formel (6) mit der Benchmark-Rendite als Rendite des Marktportfolios.

Für die Value-Added-Berechnung wird die korrekte lineare Projektion der Risikoprämien des Fonds benötigt (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 7). Für valide β -Faktoren sind die Regressionsvoraussetzungen zu beachten. Es ist hierbei zwischen der Erwartungstreue und Effizienz zu unterscheiden. Ist eine Regression erwartungstreu, entspricht der geschätzte Regressionskoeffizient im Durchschnitt über viele Stichproben dem wahren unbekannten Parameter. Eine effiziente Schätzung ist die bestmögliche Schätzung des linearen Zusammenhangs auf Basis der Daten. Ein Regressionskoeffizient kann erwartungstreu sein, aber nicht effizient, wenn eine bessere lineare Schätzung aus den Daten möglich ist (vgl. Wooldridge, 2013, S. 754 f.). Tabelle 6 fasst die zentralen Regressionsvoraussetzungen zusammen:

Tabelle 6: Regressionsvoraussetzungen

Regressionsvoraussetzung	Erläuterung	Auswirkung bei Verstoß
Linearität	Linearer Zusammenhang zwischen endogener und exogener Variable	Keine sinnvolle lineare Regression möglich
Keine Multikollinearität	Bei mehreren exogenen Variablen kein linearer Zusammenhang untereinander	Instabile Koeffizienten; schwere Interpretation
Homoskedastizität	Fehlerterme müssen unabhängig von der exogenen Variable sein.	Keine BLUE-Eigenschaft (Best linear Unbiased Estimator); Standardfehler und t-Test der Koeffizienten nicht valide
Keine Autokorrelation	Keine Korrelation der Fehlerterme mit sich selbst im Zeitverlauf	Keine BLUE-Eigenschaft (Best linear Unbiased Estimator); Standardfehler und t-Test der Koeffizienten nicht valide
Normalverteilung der Fehlerterme	Fehlerterme normalverteilt. Alternativ gilt ab einer Stichprobe > 30 der zentrale Grenzwertsatz	t-Test der Koeffizienten nicht valide

Quelle: in Anlehnung an Wooldridge (2013, S. 24-27, 60, 264 f.); Hatzinger et al. (2014, S. 370-375); Shmueli et al. (2020, S. 164 f.)

Wie in Abschnitt 2.1.3 beschrieben, wird von einem linearen Zusammenhang ausgegangen. Die Multikollinearität ist hier nicht relevant, da nur ein Regressor genutzt wird. Heteroskedastizität und Autokorrelation der Fehlerterme sind in Finanzmarktdaten regelmäßig gegeben. Dies ist auf die Volatilität und Marktphasen am Kapitalmarkt zurückzuführen (vgl. Morgan, 1976, S. 496; French et al., 1987, S. 27 f.). Dies führt zur Ineffizienz des β -Schätzers. Die Erwartungstreue der Schätzer bleibt erhalten (vgl. Wooldridge, 2013, S. 48 f.). Diese Effekte führen

auch zu einer Beeinträchtigung der Validität der statistischen Tests der Koeffizienten. Die β -Faktoren werden hier nur für die weitere Berechnung der Value-Added-Methode benötigt. Auf sie werden keine eigenen statistischen Tests angewendet. Folglich ist die Validität dieser t-Tests nicht relevant.

Durch die GMM-Techniken (Generalized Methods of Moments) kann Heteroskedastizität und Autokorrelation modelliert werden. Unter Einhaltung strenger Regressionsvoraussetzungen ist die GMM-Schätzung effizient (vgl. Hansen, 1982, S. 1029 f.). Diese Technik ist hier nicht anwendbar. Die GMM-Schätzung benötigt viele Beobachtungen, insbesondere bei komplexen Fehlerstrukturen (vgl. Wooldridge, 2001, S. 88, 91). In der Stichprobe hat ein Fonds maximal 240 und mindestens 30 Datenpunkte. Dies ist nicht als hinreichend große Stichprobe für eine komplexere Regressionstechnik als die OLS-Regression zu bewerten.

Für die Untersuchung wurde somit entschieden, die lineare OLS-Regression beizubehalten. Dies entspricht der Technik wesentlicher Value-Added-Studien (vgl. z. B. Berk & van Binsbergen, 2015) und Alpha-Studien (vgl. z. B. Fama & French, 2010). Durch die Erwartungstreue kann davon ausgegangen werden, dass die durchschnittliche β -Schätzung über die verschiedenen Regressionen dem wahren Parameter entspricht.

Nach Berechnung der β -Faktoren für jeden Fonds β_i wird anhand der Risikoprämie der Benchmark R_t^B eine Risikoprämienerwartung R_{it}^E für jeden Fonds i in jeder Periode t bestimmt (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 7):

$$R_{it}^E = \beta_i * R_t^B \quad (10)$$

$$\text{Risikoprämie siehe auch Formel (6): } R_t^B = (r_{net,t}^{BM} - r_{rf,t}) \quad (10a)$$

Die Risikoprämienerwartung für den Fonds basiert auf der im betrachteten Monat realisierten Risikoprämie der Benchmark, angepasst um die Sensitivität des Fonds β_i zur Benchmark. Sie stellt die Risikoprämie dar, die der passive Fondsinvestor mit gleichem Risiko in diesem Monat erzielt hat. Im nächsten Schritt werden die monatlichen Risikoprämienerwartungen von den realisierten Risikoprämien des Fonds R_{it} abgezogen, um das monatliche Alpha α_{it} zu erhalten (vgl. Dong & Doukas, 2020, S. 465):

$$\alpha_{it} = R_{it} - R_{it}^E \quad (11)$$

$$\text{Risikoprämie siehe auch Formel (6): } R_{it} = (r_{i,t} - r_{rf,t}) \quad (11a)$$

Der monatliche Alpha-Wert des Fonds wird abschließend mit dem realen Fondsvolumen am Ende des Vormonats (Anfang des Betrachtungsmonats) multipliziert, um die monatliche Wertschöpfung zu erhalten (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 4; Ibert et al., 2018, S. 722):

$$VA_{it} = \alpha_{it} * AUM_{i,t-1} \quad (12)$$

Folglich liegt für jeden Fonds in jedem Monat eine realisierte Wertschöpfung vor. Hiervon kann der Mittelwert $\widehat{VA}_i$ für jeden Fondsmanager berechnet werden. T_i ist hier die Anzahl der Beobachtungen des Fonds i (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 4):

$$\widehat{VA}_i = \sum_{t=1}^{T_i} \frac{VA_{it}}{T_i} \quad (13)$$

Für die Analyse der durchschnittlichen Wertschöpfung der Managerpopulation gibt es zwei Methoden. Aus den individuellen Mittelwerten der Wertschöpfungen der Fonds $\widehat{VA}_i$ kann der (zeitlich) ungewichtete Mittelwert der Population berechnet werden. N ist die Anzahl der Fonds in der Stichprobe. Dies stellt die durchschnittliche Wertschöpfung je Fondsmanager dar (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 4):

$$\overline{VA} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \widehat{VA}_i \quad (14)$$

Die Betrachtungsebene ist hier der Fondsmanager. Die ungewichtete Wertschöpfung zeigt, welche Wertschöpfung der durchschnittliche Fondsmanager pro Monat erzielt. Folglich werden hier Managerinnen und Manager mit unterschiedlich vielen Beobachtungen im Betrachtungszeitraum gleich gewichtet.

Alternativ kann die (zeitlich) gewichtete Wertschöpfung $\overline{VA}_W$ betrachtet werden. Mit der gewichteten Wertschöpfung wird der Mittelwert aller monatlichen Wertschöpfungen über alle Fonds hinweg berechnet. Die Betrachtungsebene ist der durchschnittliche Monat je Fonds. Hierzu wird jeder Fonds mit der Anzahl seiner Beobachtungen T_i gewichtet (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 4; Zhu, 2018, S. 126):

$$\overline{VA}_W = \frac{\sum_{i=1}^N \widehat{VA}_i * T_i}{\sum_{i=1}^N T_i} \quad (15)$$

Fonds mit mehr Beobachtungen werden hier höher gewichtet, da jede durchschnittliche Wertschöpfung $\widehat{VA}_i$ mit der Anzahl der Beobachtungen T_i multipliziert wird.

In der Analyse werden beide Werte betrachtet. Auf beide Werte kann ein Einstichproben-t-Test für die Bestimmung einer statistisch signifikanten Abweichung von null angesetzt werden. Die Hypothesen sind:

- H_0 : Die gewichtete / ungewichtete Bruttowertschöpfung (Nettowertschöpfung) ist gleich null
- H_1 : Die gewichtete / ungewichtete Bruttowertschöpfung (Nettowertschöpfung) ist ungleich null

Für den gewichteten Mittelwert kann kein klassischer t-Test angesetzt werden. Durch die Gewichtung der Beobachtungen kann nicht mehr angenommen werden, dass diese unabhängig und identisch verteilt (i.i.d.) sind. Hier wird ein gewichteter t-Test genutzt (für Details vgl. inhaltlich Cochran, 1977, S. 89-96, sowie die technische R-Dokumentation nach Pasek et al., 2025, S. 30 f.).

Anhand dieser Analysen kann die Betrachtung des Mittelwerts als Teil der ersten Forschungsfrage beantwortet werden. Da in der Stichprobenauswahl eine Mindestanzahl von 30 Beobachtungen festgesetzt wurde, gilt der zentrale Grenzwertsatz und der Einstichproben-t-Test kann valide genutzt werden. Ein Signifikanztest misst nur, ob die beobachteten Daten ausreichen, um die Nullhypothese zum Signifikanzniveau abzulehnen. Die Abweichung zur Nullhypothese kann jedoch klein sein. Für eine Interpretation im Rahmen der Vorhersagen der Modelle zum Fondsmarkt muss zusätzlich die Effektstärke betrachtet werden. Das Cohen's d ermöglicht eine statistische Betrachtung der Effektstärke. Cohen (1988, S. 25 f.) schlägt Richtwerte vor, die eine Einordnung des Effekts als sehr klein ($<0,19$), klein ($<0,5$), mittel ($<0,8$) und hoch ($>0,8$) ermöglichen. Diese Technik wird hier zur Beurteilung der Mittelwerte genutzt.

4.2.2 Vorgehen in der Analyse der Wertschöpfungsverteilung

Wie in der Hypothesenbildung in Abschnitt 3.4 gezeigt, muss zur Überprüfung der Modellvorhersagen die Verteilung einschließlich der extremen Enden betrachtet werden. Eine reine Betrachtung der höchsten Wertschöpfungswerte ist nicht ausreichend. Es ist nicht zu erkennen, ob ein einzelner Fonds eine hohe Überrendite durch Glück oder echte Fähigkeiten erzielt hat (vgl. Fama & French, 2010, S. 1916; Harvey & Liu, 2020, S. 2504). Ein Fonds mit einem signifikanten

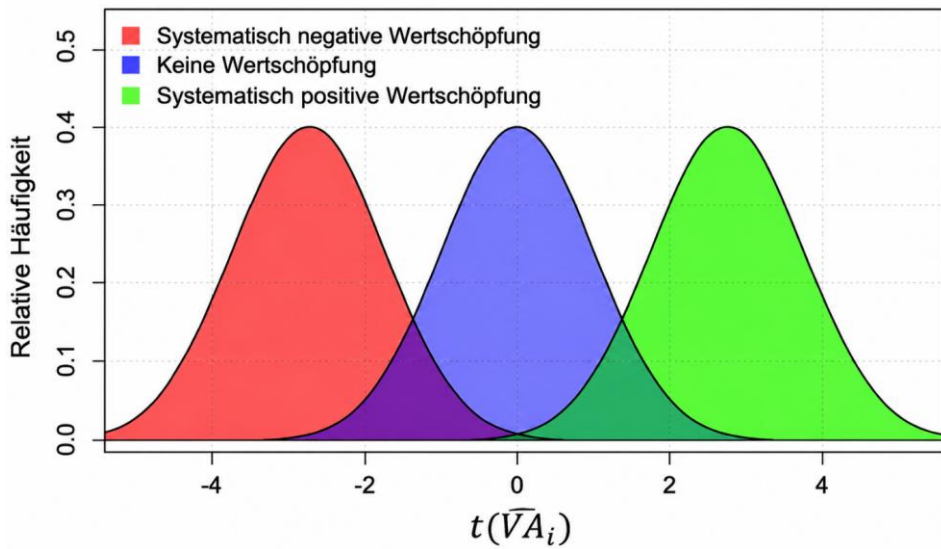
t-Test auf die durchschnittliche Wertschöpfung ist keine Evidenz für oder gegen eines der theoretischen Modelle. Der Einfluss von Volatilität und Glück kann zu signifikanten Ergebnissen für einzelne Managerinnen und Manager führen, auch wenn keine Wertschöpfungsfähigkeit vorhanden ist. Im Rahmen des Hypothesentests wird die Wahrscheinlichkeit einer fehlerhaften Ablehnung der Nullhypothese durch das Signifikanzniveau ausgedrückt.

Für die Analyse der Verteilung muss ein Vergleichsmaßstab verwendet werden, der die Zufallserwartung für eine Population ohne Wertschöpfungsfähigkeiten widerspiegelt. Die Alpha-Studien von Kosowski et al. (2006) und Fama und French (2010) nutzen hierzu als zentrale Betrachtungsgröße die t-Statistik des Alphas. In der Literaturanalyse konnte keine Value-Added-Studie identifiziert werden, die diese Technik nutzt. Studien wie Berk und van Binsbergen (2015, S. 11) nutzen den t-Wert, wenden diesen aber nicht systematisch an, um die empirische Wertschöpfungsverteilung gegen die Zufallserwartung zu messen. Die methodisch ähnlichste Value-Added-Studie ist Huang et al. (2025, S. 879 ff.), die systematisch die signifikanten t-Tests bewerten.

Eine Übertragbarkeit dieser Analysetechnik aus den Alpha-Studien in den Kontext der Value-Added-Methodik ist gegeben. Zu jedem Fonds besteht eine Zeitreihe von monatlichen Wertschöpfungen. Diese ist analog zur Berechnung des Alphas aus der Zeitreihe der Renditen zu sehen. Es kann für jeden Fonds ein t-Wert der Wertschöpfungen (analog des t-Werts des Alphas) berechnet werden. Diese Untersuchung überträgt diese Analysetechnik der Alpha-Studien als neuen Ansatz in die Value-Added-Methode. Formel (16) zeigt die Berechnung der t-Statistik $t(\widehat{VA}_i)$ aus der Zeitreihe der monatlichen Wertschöpfungen eines Fonds (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 11):

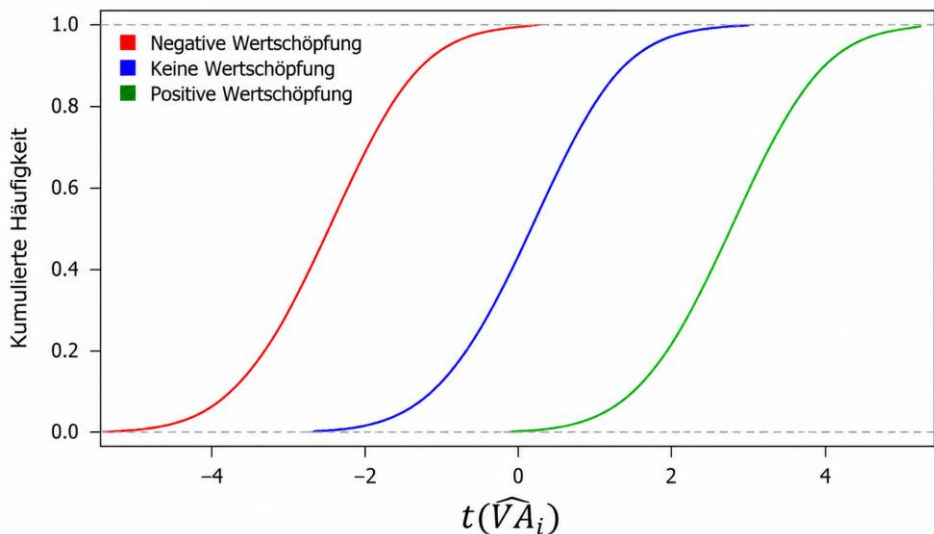
$$t(\widehat{VA}_i) = \frac{\widehat{VA}_i}{\frac{\sigma(\widehat{VA}_i)}{\sqrt{T_i}}} \quad (16)$$

Formel (16) normiert die Wertschöpfungsverteilung auf eine t-Verteilung. Hierdurch kann die Student-t-Verteilung mit Mittelwert null als Messgröße für die Zufallsverteilung genutzt werden. Abbildung 7 zeigt beispielhafte Ausprägungen der Verteilung der t-Statistiken:

Abbildung 7: Beispiel – Verteilungen der t-Werte der Wertschöpfung

Quelle: in Anlehnung an Barras et al. (2010, S. 184) und aus der Alpha-Methode in die Value-Added-Methode übertragen

Abbildung 8 stellt Abbildung 7 als kumulative Verteilung dar. Die beispielhaften farblichen Verteilungen in der Abbildung entsprechen denen aus Abbildung 7:

Abbildung 8: Beispiel-Verteilung der t-Werte der Wertschöpfung – kumulativ

Quelle: in Anlehnung an Barras et al. (2010, S. 184) und aus der Alpha-Methode in die Value-Added-Methode übertragen

Die blaue (mittlere) Student-t-Verteilung stellt die Zufallserwartung dar. Diese Verteilung hat einen Mittelwert von null und Freiheitsgrade entsprechend des durchschnittlichen Fonds. In dieser Verteilung haben alle Managerinnen und Manager eine wahre Wertschöpfungsfähigkeit von null. Die Werte rechts und links von null sind nur durch Zufall (Unglück/Glück) entstanden. Die empirisch festgestellte Verteilung der t-Werte der Wertschöpfungen kann mit dieser Zufallserwartung verglichen werden. Die grüne Verteilung liegt hier beispielsweise rechts der Zufallserwartung und weist systematisch Wertschöpfungsfähigkeiten auf. In der roten (linken) Verteilung liegt eine systematisch negative Wertschöpfungsfähigkeit vor.

Des Weiteren ist es möglich, dass die empirische Verteilung einen Mittelwert von null aufweist, aber eine Minderheit der Managerinnen und Manager Wertschöpfungsfähigkeiten zeigt. Dies wäre anhand der Verteilungen der t-Werte visuell festzustellen. Ab einem bestimmten Quantil im Verteilungsende der empirischen Verteilung würden die Managerinnen und Manager einen höheren t-Wert ausweisen, als durch Zufall zu erwarten wäre. Die Ergebnisse der Quantile können an der kumulativen Verteilung abgelesen werden. Die x-Achse zeigt die jeweiligen t-Werte und die y-Achse das Quantil. Liegt die empirische Verteilung rechts (links) der blauen (mittleren) Verteilung, bestehen eine systematisch höhere (ge-

ringere) Wertschöpfungsfähigkeit als die Zufallserwartung. Durch dieses Vorgehen kann für die Verteilung insgesamt als auch für die höchsten Quantile (Manager mit höchster Wertschöpfung) überprüft werden, ob systematische Abweichungen von der Zufallserwartung vorliegen.

In einem Beispiel sei angenommen, dass die empirische Verteilung im 95%-Quantil einen t-Wert von 2,5 aufweist. Die Zufallserwartung (Student-t-Verteilung mit Mittelwert null) zeigt im 95%-Quantil einen t-Wert von 1,66. In diesem Beispiel erreichen die 5% besten Manager einen t-Wert besser als 2,5. Wäre die Verteilung zufällig ohne Einfluss von Fähigkeiten, hätten sie nur einen t-Wert besser als 1,66 erreicht. Dies weist auf systematische Fähigkeiten in diesem Quantil hin. Es kann nicht gesagt werden, ob ein individueller Manager in diesem Quantil Fähigkeiten besitzt. Jedoch kann festgestellt werden, dass diese als Gruppe einen höheren Wert erreichen, als durch Zufall zu erwarten ist (vgl. Kosowski et al., 2006, S. 2551 f.).

Eine Verteilung der t-Werte von Fondsmanagern ohne Alphas-Fähigkeiten kann aufgrund der Volatilität des Kapitalmarkts ausgeprägtere Enden aufweisen als die zufällige t-Verteilung. Kosowski et al. (2006, S. 2561 f.) und Fama und French (2010, S. 1923 f.) nutzen folglich nicht die Student-t-Verteilung als Vergleichsmaßstab für eine Population ohne Fähigkeiten, sondern eine durch Simulationstechnik generierte Verteilung der t-Werte. Die Value-Added-Methode basiert auf der Alpha-Methode. Es ist davon auszugehen, dass das Problem der ausgeprägten Enden in der korrekten Zufallserwartung auch hier gilt. Da keine Studie identifiziert wurde, die diese Technik auf die Value-Added-Methode überträgt, kann hier keine Simulationsmethodik übernommen werden. Für die Zwecke dieser Untersuchung wird als Vereinfachung die Student-t-Verteilung als Zufallserwartung genutzt. Diese Ungenauigkeit wird in der Interpretation beachtet.

Zur Einordnung der Stärke der Abweichung der Verteilungen wird ein Zweistichproben-Kolmogorov-Smirnov-Test durchgeführt. Dieser testet die Nullhypothese, dass beide Verteilungen identisch sind. Hierzu wird als Teststatistik der maximale vertikale Abstand der kumulativen Verteilungen berechnet.

Eine weitere Möglichkeit der Betrachtung der extremen Enden analysiert die p-Werte der t-Statistiken der Fonds. Jeder p-Wert zeigt, wie wahrscheinlich das Ergebnis unter Annahme der Nullhypothese ist. Durch Zählen der signifikanten positiven und negativen p-Werte kann geschätzt werden, wieviel Prozent der Managerinnen und Manager beim gewählten Signifikanzniveau von der Nullhypothese abweichen. Ein reines Zählen signifikanter p-Werte ist aufgrund der durch

multiple Testen verursachten Inflation der Typ-I-Fehlerwahrscheinlichkeit problematisch. Das Risiko falsch positiver Testergebnisse (Typ-I-Fehler; Signifikanzniveau von 5 %) besteht nicht unabhängig für jeden einzelnen Test, sondern kumuliert sich über die durchgeführten Tests. Mit zunehmender Anzahl von Tests steigt die Wahrscheinlichkeit mindestens eines falsch positiven Ergebnisses. Dies senkt die Validität (im Fondskontext vgl. Barras et al. 2010, S. 179 f.).

Folglich nutzen Studien Anpassungstechniken. Diese korrigieren systematisch die p-Werte nach oben, um falsch positive Tests zu minimieren. Huang et al. (2025, S. 880) nutzen in der Value-Added-Methode eine Version der Anpassung nach Storey (2002) (in der Alpha-Methode vgl. Barras et al., 2010). In dieser Methode werden die p-Werte korrigiert, sodass der erwartete Anteil falsch positiver Befunde unter allen als signifikant identifizierten Tests (False Discovery Rate) ein vorgegebenes Niveau nicht überschreitet. Das akzeptierte Falsch-Positiv-Niveau wird hier auf 5 % festgelegt. Die speziellen Studien zu Fondsmanagerfähigkeiten passen diese Technik weiter an. Für diese Untersuchung wird analog der Analyse der t-Verteilung auf eine weitere Anpassung verzichtet und unmittelbar die Methode nach Storey (2002) genutzt.

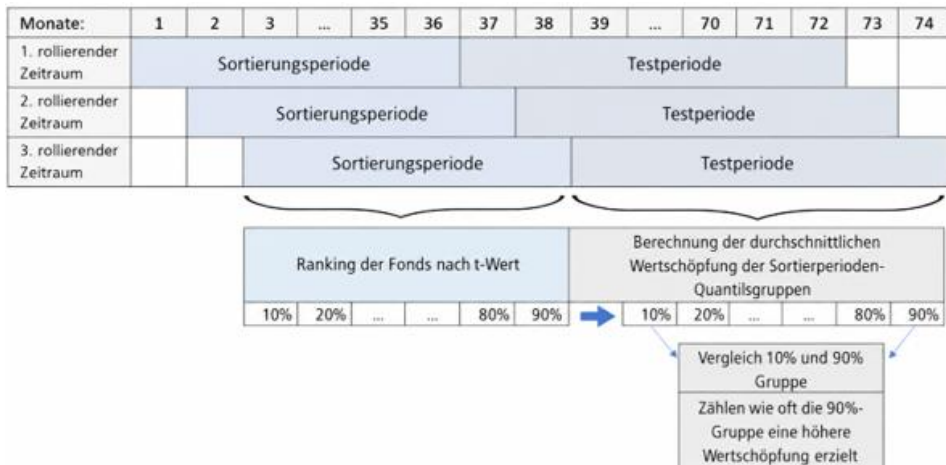
4.2.3 Vorgehen in der Analyse der zeitlichen Konsistenz

Wenn keine zeitliche Konsistenz besteht, wären die besten Managerinnen und Manager nach Wertschöpfung in einer Periode, nur entsprechend der Zufallserwartung unter den besten Managerinnen und Managern in der Folgeperiode vertreten (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 11). In der finanzwirtschaftlichen Analyse von Managerinnen und Managern erfolgt eine Aufteilung des Beobachtungszeitraums in Sortierperioden und Testperioden. In der Sortierperiode werden die Ergebnisse der Fonds bestimmt. Anschließend werden die Fonds nach ihren Ergebnissen in Quantile aufgeteilt. Die Ergebnisse der Fonds in diesen Quantilen werden in der anschließenden Testperiode betrachtet. Wenn die Fonds aus dem besten Quantil der Sortierperiode in der Testperiode weiterhin die besten Ergebnisse aufweisen, spricht dies für eine zeitliche Konsistenz der Fähigkeiten (vgl. in der Alpha-Forschung z. B. Carhart, 1997, S. 64). Berk und van Binsbergen (2015, S. 11 f.) übertragen diese Technik auf die Value-Added-Methode und erweitern diese um einen Binomialtest zur Bestimmung der statistischen Signifikanz. Im Folgenden wird, wie in den weiteren Value-Added-Studien (siehe Abschnitt 3.1), die Technik von Berk und van Binsbergen (2015) übernommen. Analog zu Berk und van Binsbergen (2015) wird nur die zeitliche Konsistenz der Bruttowertschöpfung analysiert.

In einer dreijährigen Sortierperiode werden zunächst die Bruttowertschöpfung und die t-Werte der Bruttowertschöpfung jedes Fonds bestimmt. Die Fonds werden nach der Höhe des t-Werts in zehn Dezile mit je 10 % der Fonds aufgeteilt. Das oberste Dezil beinhaltet jeweils die 10 % besten Fonds nach t-Wert der Bruttowertschöpfung der Sortierperiode und das unterste Dezil die 10 % schlechtesten. Anschließend wird für jeden Fonds erneut die Bruttowertschöpfung in der Testperiode berechnet. Die Analyse erfolgt für zwei Testzeiträume von jeweils drei und fünf Jahren. Berk und van Binsbergen (2015, S. 14) betrachten aufgrund des längeren US-Datenhorizonts auch längere Zeiträume. Je länger der Testzeitraum, desto weniger rollierende Perioden liegen vor. In dieser Analyse wird sich folglich auf höchstens fünf Jahre beschränkt.

Um eine Einflussnahme der Ergebnisse aus der Sortierperiode auf die Testperiode zu verhindern, erfolgt die Berechnung der Bruttowertschöpfung nur auf den Daten der Testperiode. Die β -Faktoren werden somit neu auf Basis der Daten aus der drei- bzw. fünfjährigen Testperiode berechnet. Für jede der zehn Fondsgruppen aus der Sortierperiode erfolgt erneut die Berechnung der durchschnittlichen Bruttowertschöpfung auf Basis der neuen Daten der Testperiode.

Dieser Prozess erfolgt rollierend für jeden möglichen Startmonat. Mit einer Sortier- und Testperiode von je drei Jahren wäre der erste Betrachtungszeitraum die sechsjährige Periode von November 2005 bis Oktober 2011. Der letzte Sechsjahreszeitraum wäre die sechsjährige Periode von November 2019 bis Oktober 2025. In dieser Betrachtung bestehen 169 rollierende Zeiträume. Abbildung 9 visualisiert diesen Vorgang:

Abbildung 9: Vorgehen der rollierenden Konsistenzbetrachtung

Quelle: in Anlehnung an die Methodik von Berk und van Binsbergen (2015, S. 11 f.)

Ein Fonds wird für einen Betrachtungszeitraum nur herangezogen, wenn dieser Daten für alle 36 Monate der Sortierperiode und mindestens sechs Monate Daten in der Testperiode aufweist (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 11 f.). Die Anforderungen an die Testperiode sind kleiner als in der Sortierperiode, um in der Testperiode aufgelöste Fonds zu berücksichtigen. Dieses Vorgehen verhindert einen Survivorship-Bias.

Für jeden der rollierenden Zeiträume wird die Bruttowertschöpfung der Sortierperioden-Dezile in der Testperiode vermerkt. Hierauf wird eine visuelle Analyse mit Hilfe von Boxplots aufgebaut. Wenn die höheren Sortierphasen-Dezile konsistent bessere Fähigkeiten in der Testphase aufweisen, würden die Boxplots eine streng monotone Steigung der Wertschöpfung vom untersten bis zum obersten Dezil zeigen.

Des Weiteren wird vermerkt, ob in der Testphase das obere Dezil aus der Sortierperiode auf Basis der Bruttowertschöpfung weiterhin besser war als das untere Dezil aus der Sortierperiode. Wenn keine zeitliche Konsistenz besteht, müssen die Dezile aus der Sortierperiode in der Testperiode zufällig verteilt sein. Die Wahrscheinlichkeit, dass das obere Dezil besser ist, würde 50 % betragen. Auf dieser Basis wird ein einseitiger Binomialtest angesetzt. Dieser misst, ob die beobachtete Wahrscheinlichkeit signifikant über 50 % liegt. Es bestehen folgende Hypothesen:

- H0: Die Wahrscheinlichkeit, dass das obere Sortierphasen-Dezil in der Testphase auf Basis der Bruttowertschöpfung weiterhin besser ist als das untere Sortierphasen-Dezil, beträgt 50 % oder weniger. Keine zeitliche Konsistenz.
- H1: Die Wahrscheinlichkeit, dass das obere Sortierphasen-Dezil in der Testphase auf Basis der Bruttowertschöpfung weiterhin besser ist als das untere Sortierphasen-Dezil, beträgt mehr als 50 %. Zeitliche Konsistenz.

Der Binomialtest reduziert die Beobachtung auf einen binären Zustand (besser oder schlechter). Hierdurch besteht der Vorteil, dass der Test nicht-parametrisch ist (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 12). Ein nicht-parametrischer Test unterstellt keine bestimmte Verteilung (vgl. Siegel, 1957, S. 13). Folglich besteht nicht, wie z. B. bei der Betrachtung der Ränder der t-Verteilung, eine Unsicherheit über die korrekte Zufallserwartung. Nachteilig ist, dass die Analyse der Wahrscheinlichkeit die Komplexität der Daten reduziert. Diese Analyse beinhaltet weniger Informationen als die Analyse der Bruttowertschöpfung. Dieser Aspekt wird durch die visuelle Analyse der Boxplots beachtet.

Des Weiteren ist die Nutzung von überlappenden Zeiträumen kritisch zu sehen. Bei rollierenden Verfahren sind die Beobachtungszeiträume voneinander abhängig. Bei sechsjährigen Betrachtungszeiträumen überlappen sich ein Zeitraum mit dem vorherigen und nachfolgenden um jeweils 71 von 72 Monaten. Es besteht das Risiko, dass die Ergebnisse durch die Wiederverwendung von wenigen einflussreichen Zeiträumen verzerrt werden. Die vorliegenden Daten für 20 Jahre sind nicht ausreichend, um hinreichend viele unabhängige, nicht-überlappende Zeiträume für eine Analyse bereitzustellen. Die geringe Anzahl langfristiger Datenreihen und die Schwächen des Lösungsansatzes durch eine rollierende Betrachtung sind in der Finanzmarktforschung bekannt (vgl. z. B. Boudoukh et al., 2019, S. 17 f.). Das Risiko der Verzerrung wird analog zu Berk und van Binsbergen (2015) eingegangen und in der Interpretation beachtet.

5 Ergebnisanalyse

5.1 Ergebnisdarstellung

5.1.1 Verteilung der Bruttowertschöpfung

Als erste Indikation fasst Tabelle 7 die durchschnittlichen Ergebnisse der 1.162 Regressionen zusammen. Für die Regressionskoeffizienten und t-Tests sind Heteroskedastizität und Autokorrelation relevant. Folglich werden die Standardfehler SE hier als HAC-SE (Heteroskedasticity- and autocorrelation-consistent standard errors) berichtet. Diese Methode nach Newey und West (1987) verändert nicht die Regressionskoeffizienten, ermöglicht aber die t-Tests valide zu interpretieren.

Tabelle 7: Durchschnittliches Ergebnis Regression Bruttorenditen

$r_{i,gro} - r_{rf} = \alpha + \beta_m * (r_{net}^{BM} - r_{rf}) + \varepsilon$			
Koeffizienten	Ø-Schätzung	Ø-HAC SE	Ø-t-Wert
α_{gro}	-0,001262	0,00280	-0,39071
β_m	0,878116	0,08405	14,59489
Ø-Monate=128,4725; Ø-R ² =0,6511			

Tabelle 8: Einstichproben-t-Test Bruttoalpha-Betrachtung

	Mittelwert	σ	t-Wert	p-Wert	95 %-Konfidenzintervall		Cohen's d
					Unteres	Oberes	
α_{gro}	-0,001262	0,00373	-11,5193	$2,2 \cdot 10^{-16}$	-0,0015	-0,0010	-0,34

In der Stichprobe waren für einen Fonds durchschnittlich 128,47 Monatsdaten verfügbar. Die Fonds zeigen mit einem durchschnittlichen β -Faktor von 0,88 eine unterproportionale Sensitivität zum Benchmark-Fonds. Dies kann auf den Einfluss der Anleihenfonds zurückgeführt werden. Es sind die in Abschnitt 1.1 dargestellten Besonderheiten des deutschen Fondsmarkts anzuführen. Es ist plausibel, dass deutsche Publikumsfonds den wenig fondsaffinen deutschen Fondsinvestoren ein geringeres Risikoprofil anbieten. Der p-Wert von β_m ist in 1.140 der Regressionen (98,11 %) bei einem Signifikanzniveau von 5% signifikant. Das R² zeigt, dass durchschnittlich 65,11 % der Varianz durch das Modell erklärt werden. Die Sensitivität zum Benchmark-Fonds erklärt die Fondsrenditen zu einem

wesentlichen Teil, jedoch nicht vollständig. Auf dieser Basis wird das Regressionsmodell als angemessen für die Analyse der Fonds angesehen.

Die Regressionen weisen durchschnittlich ein negatives α_{gro} von -0,001262 auf. Der Mittelwert über alle Regressionen (siehe Tabelle 8) ist statistisch hochsignifikant negativ. Das Cohen's d von -0,34 zeigt, dass die Abweichung von null eine kleine Effektstärke aufweist. Die Alpha-Betrachtung soll hier nicht detailliert analysiert werden und dient zur Einordnung der nachfolgenden Wertschöpfungsbeurteilung. Da kein durchschnittlich positives α_{gro} vorliegt, kann dies nicht der Auslöser eines durchschnittlich positiven Wertschöpfungsergebnis sein. Die Value-Added-Methode berücksichtigt zusätzlich das reale Fondsvolumen. Folglich müsste für eine positive durchschnittliche Bruttowertschöpfung ein Allokationseffekt bestehen, durch den besseren Fonds mehr Kapital zugeteilt wird, sodass die Berücksichtigung des Fondsvolumens in der Value-Added-Methode zu einem Vorzeichenwechsel gegenüber der durchschnittlich negativen Alpha-Betrachtung führen könnte.

Um die Ergebnisse der Bruttowertschöpfung ökonomisch einzuordnen, wird das durchschnittliche Fondsvolumen berechnet. Dieses beträgt in der Stichprobe 423,60 Mio. € pro Fonds. Die Verteilung des Fondsvolumens ist aufgrund weniger sehr großer Fonds stark rechtsschief. Das mediane Fondsvolumen beträgt 170,31 Mio. €. Abweichend von üblichen statistischen Analysen werden Ausreißer (bzw. spätere Ausreißer in der Wertschöpfung) in der Value-Added-Methode nicht bereinigt. Der Einfluss von größeren Fonds ist explizit vorgesehen, da nach dem Berk-Green-Modell ein Allokationseffekt besteht. Einzelne extreme Wertschöpfungswerte signalisieren hohe Fähigkeiten und ökonomische Relevanz.

Die Tabellen 9 und 10 fassen die Ergebnisse zur Bruttowertschöpfung zusammen:

Tabelle 9: Mittelwerte und t-Tests – Bruttowertschöpfung

In Mio. €	Mittel- wert	σ	t-Wert	p-Wert	95 %-Konfidenz- intervall		Co- hen's d
					Unteres	Oberes	
$\overline{VA}$	-0,08556	0,72117	-4,0443	$5,59 \cdot 10^{-5}$	-0,1271	-0,0441	-0,12
$\overline{VA_w}$	-0,06631	0,87623	-2,5799	0,01	-0,1167	-0,0159	-0,08

Tabelle 10: Median und Quantile – Bruttowertschöpfung

In Mio. €	Median	75%-Quantil	25%-Quantil	95%-Quantil	5%-Quantil
$\overline{VA}$	-0,03010	0,0055	-0,1070	0,2855	-0,7106

Die Fonds weisen einen ungewichteten Mittelwert von -0,08556 aus. Der durchschnittliche Fonds vernichtet somit -85,56 T€ p.m. bzw. -1.026,72 T€ p.a. Die Nullhypothese eines ungewichteten Mittelwerts von null kann zum Signifikanzniveau von 5 % und 1 % abgelehnt werden. Der gewichtete Mittelwert der Bruttowertschöpfung beträgt -0,06631. Im durchschnittlichen Monat über alle Fonds hinweg erfolgt somit pro Fonds ein ökonomischer Verlust von -66,31 T€ p.m. bzw. -795,72 T€ p.a. Die Nullhypothese eines gewichteten Mittelwerts von null kann ebenfalls zum Signifikanzniveau von 5 % abgelehnt werden. Werden die Fonds mit mehr Perioden entsprechend gewichtet, steigt die Bruttowertschöpfung. Dies ist ein Indikator dafür, dass Fonds mit weniger Perioden eine tendenziell geringere Bruttowertschöpfung aufweisen. Die Differenz der gewichteten und ungewichteten Werte ist insgesamt als gering zu bewerten, sodass analytisch keine Unterscheidung erfolgen muss. Der Median ist mit -30,11 T€ p.m. größer als der Mittelwert, was einer linksschiefen Verteilung der Bruttowertschöpfung entspricht. Der Median ist in der Value-Added-Methode weniger aussagekräftig, da diese Methode bewusst den Effekt von großen Fonds bzw. größeren Wertschöpfungen berücksichtigen soll. Hier ist dies ein negativer Effekt.

Die signifikant negativen Ergebnisse werden durch die Effektstärkenanalyse relativiert. Das Cohen's d des ungewichteten und gewichteten Mittelwerts weist jeweils eine sehr geringe Effektstärke auf. Dies zeigt, dass der Unterschied zu null statistisch nachweisbar, aber angesichts der Stichprobengrößen und Standardabweichungen nur sehr gering ist.

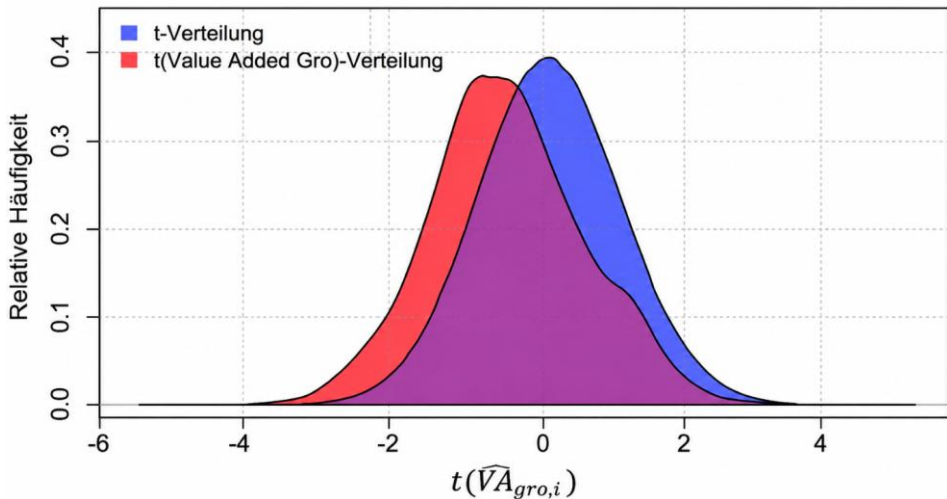
Neben der statistischen Betrachtung erfolgt die ökonomische Betrachtung im Vergleich mit dem durchschnittlichen Fondsvolumen. Die jährliche ungewichtete (gewichtete) Bruttowertschöpfung beträgt -0,24 % (-0,18 %) des durchschnittlichen Fondsvolumens von 470 Mio. €. Für eine ökonomische Bewertung kann dies mit der durchschnittlichen Risikoprämie der Benchmark verglichen werden. Die Risikoprämie beträgt 7,95 % p.a. Die ökonomische Höhe der negativen Wertschöpfungen beträgt somit 3 % p.a. (0,0024/0,0795) der Risikoprämie der Benchmark. Dies wird als ebenfalls gering, aber nicht vernachlässigbar interpretiert.

Ein direkter Vergleich der Ergebnisse zum Mittelwert innerhalb der Value-Added-Literatur ist aufgrund der teilweise unterschiedlichen Geldeinheiten, Benchmarks

und Bezugspunkten für die Inflationsbereinigung nicht sinnvoll. Es kann nur die Wirkungsrichtung verglichen werden. Entgegen der Mehrheit der in Tabelle 26 analysierten Studien wird kein positiver Mittelwert der Bruttowertschöpfungsfähigkeiten festgestellt. Die Ergebnisse sind am nächsten mit der Analyse von Leipold und Rueegg (2020, S. 585 ff.) vergleichbar. Diese zeigen, dass die Bruttowertschöpfung einzelner Fondskategorien und -länder über längere Zeiträume nahe null lag. Die Ergebnisse für deutsche Fonds gehen jedoch darüber hinaus, da eine signifikant negative Bruttowertschöpfung festgestellt wird, wenn auch mit sehr geringer Effektstärke. Als zentrale europäische Orientierungsgröße kann hier angeführt werden, dass Baltussen et al. (2022, S. 38 f.) für die irischen und luxemburgischen Fonds eine signifikante ungewichtete Wertschöpfung von 220 T€ pro Monat feststellen. Diese Fonds zeigen somit bessere Managementfähigkeiten als die hier untersuchten deutschen Fonds.

Der Anteil der Fonds mit positiver Wertschöpfung beträgt in der Stichprobe 27,94 %. Dieser Anteil liegt deutlich unter dem von Berk und van Binsbergen (2015, S. 11) bei US-Fonds festgestellten Anteil von 42,99 %. Beide Werte zeigen einen Anteil von unter 50 %. Entgegen Berk und van Binsbergen (2015) besteht in der deutschen Stichprobe jedoch im Mittelwert kein Allokationseffekt über das Fondsvolumen, nach dem der Mittelwert durch die Minderheit der fähigen Managerinnen und Manager mit hohen Fondsvolumen positiv wird.

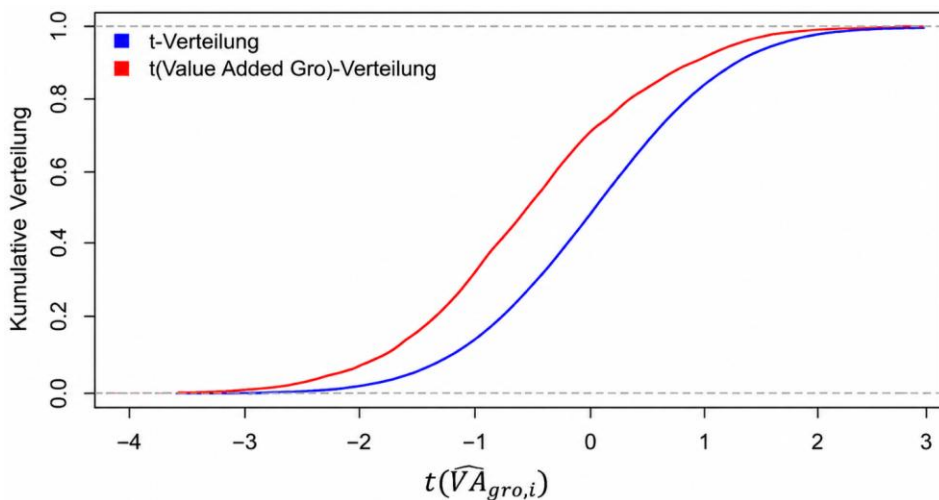
Auch wenn im Mittelwert kein Allokationseffekt über das Fondsvolumen besteht, ist es möglich, dass das rechte Verteilungsende Evidenz für Fähigkeiten aufweist. Abbildung 10 zeigt die Verteilung der t-Werte der Bruttowertschöpfung:

Abbildung 10: Verteilung der t-Werte – Bruttowertschöpfung

Die beobachtete Verteilung der t-Werte der Bruttowertschöpfung wird hier mit der Student-t-Verteilung als Zufallserwartung verglichen. Visuell ist die empirische Verteilung nach links verschoben. Die Linksverschiebung des Zentrums der Verteilung der t-Werte war bereits anhand des negativen Mittelwerts und Medians der Wertschöpfung ersichtlich.

Die Betrachtung der Verteilung zeigt zusätzlich, dass diese Verschiebung systematisch über die gesamte Verteilung erfolgt. Am linken Verteilungsrand sind mehr Managerinnen und Manager vorhanden, als durch Zufall zu erwarten ist. Gleichzeitig sind am rechten Verteilungsrand weniger Managerinnen und Manager vorhanden als in der Student-t-Verteilung. Für die Analyse der empirischen t-Verteilung wurden die Schiefe (Skewness) und Wölbung (Kurtosis) berechnet. Die Schiefe beträgt 0,15. Nach der t-Verteilung (bzw. Normalverteilung) ist eine Schiefe von null zu erwarten. Die empirische Verteilung ist somit leicht rechtsschief. Diese Abweichung ist als gering zu bewerten. Die empirische Verteilung der t-Werte kann als annähernd symmetrisch betrachtet werden. Die Wölbung beträgt 3,05. In der Normalverteilung (bzw. asymptotisch bei steigendem Freiheitsgrad in der Student-t-Verteilung) ist ein Wert von 3 zu erwarten. Die empirische Verteilung weist somit nur eine geringe Wölbung auf und kann als annähernd mesokurtisch (normalgipflig) bezeichnet werden. Die Abweichung der empirischen Verteilung gegenüber der Zufallserwartung besteht somit überwiegend aus der deutlichen Linksverschiebung.

Eine nähere Betrachtung gibt die kumulative Verteilung in Abbildung 11 und Tabelle 11:

Abbildung 11: Kumulative Verteilung der t-Werte – Bruttowertschöpfung**Tabelle 11:** Vergleich der empirischen Verteilung und der Student-t-Verteilung – Bruttowertschöpfung

Quantil	Empirische t-Verteilung	Student-t-Verteilung
10 %	-1,88513	-1,29316
20 %	-1,45312	-0,84743
30 %	-1,16436	-0,5298
40 %	-0,90726	-0,25663
50 %	-0,63351	-0,00217
60 %	-0,36832	0,252427
70 %	-0,08887	0,523674
80 %	0,293066	0,84129
90 %	0,93251	1,285774
95 %	1,281978	1,653896
99 %	1,943626	2,346262

In Tabelle 11 kann der Vergleich der empirischen Quantile und der t-Verteilung abgelesen werden. Im 95 %-Quantil wird durch Zufall in der t-Verteilung ein Wert von 1,65 erwartet. Die empirische Verteilung erreicht nur einen Wert von 1,28.

Insgesamt liegt der Wert der empirischen Verteilung in jedem Quantil unter der Zufallserwartung. Diese Betrachtung bestätigt die Ergebnisse aus der Schiefe und Wölbung. Die empirische Verteilung ist konform zu einer nach links verschobenen t-Verteilung. Es bestehen keine visuellen Auffälligkeiten im rechten Verteilungsrand. Dies spricht dafür, dass keine Minderheit der Managerinnen und Manager echte Bruttowertschöpfungsfähigkeiten aufweist. Die Verteilung ist ähnlich der roten (linken) Beispielverteilung mit einer systematisch negativen Wertschöpfung aus den Abbildungen 7 und 8. Diese Betrachtung spricht dafür, dass in der Population insgesamt eine negative Bruttowertschöpfungsfähigkeit besteht und einzelne positive Ergebnisse nur durch Glück erzielt wurden.

Zur Einordnung der Stärke dieser Abweichung wurde ein Zweistichproben-Kolmogorov-Smirnov-Test durchgeführt. Dieser testet die Nullhypothese, dass beide Verteilungen identisch sind. Hierzu wird als Teststatistik der maximale vertikale Abstand der kumulativen Verteilungen berechnet. Tabelle 12 fasst den Kolmogorov-Smirnov-Test zwischen der Zufallserwartung und empirischen Verteilung zusammen:

Tabelle 12: Kolmogorov-Smirnov-Test – Bruttobetrachtung

Verteilung	Test gegen...	Teststatistik (maximaler vertikaler Abstand)	p-Wert
$t(\widehat{VA}_i)$	t-Verteilung mit 127 Freiheitsgraden	0,2494	$2,22 \cdot 10^{-16}$

Das Testergebnis ist hochsignifikant. Die Nullhypothese, dass beide Verteilungen identisch sind, kann zu jedem sinnvollen Signifikanzniveau abgelehnt werden. Der maximale vertikale Abstand der kumulativen Verteilungen beträgt 24,94 %. Dies kann als mittelstarke Abweichung interpretiert werden und bestätigt den visuellen Unterschied in der Verteilung.

Weitere Evidenz bietet die Betrachtung der signifikanten t-Tests. Diese werden in Tabelle 13 zusammengefasst:

Tabelle 13: Anzahl der signifikanten t-Tests – Bruttobetrachtung

Methode	Anteil der signifikanten Werte im zweiseitigen t-Test (von insgesamt 1.162 t-Tests)
Ohne Korrektur	- 114 signifikant - Davon 104 negativ und 10 positiv
Storey-Methode	- 0 signifikant - Davon 0 negativ und 0 positiv

Ohne Korrektur sind 104 Tests (9,8 %) signifikant negativ und zehn (0,9 %) signifikant positiv. Nach der Storey-Korrektur liegen keine signifikanten t-Tests vor. Dies ist auf die hohe Anzahl der Tests zurückzuführen. Bei dieser Anzahl ist auch die weniger konservative Storey-Anpassung streng. Insofern sollten die korrigierten und unkorrigierten Ergebnisse zusammen betrachtet werden.

In der Zufallserwartung (Student-t-Verteilung) wären unkorrigiert auf beiden Seiten jeweils 2,5 % (=5 % Signifikanzniveau) zu erwarten. Diese Betrachtungsweise bestätigt die bisherige Analyse der Verteilung. Unkorrigiert liegen deutlich mehr negative signifikante Ergebnisse als in der Zufallserwartung vor. Für die individuellen Fonds sind diese aber nicht ausgeprägt genug, damit nach der Korrektur einzelne Fonds als signifikant identifiziert werden können. Es ist zu betonen, dass ein nicht signifikanter Test keine Bestätigung der Nullhypothese darstellt. Bei der tolerierten Falsch-Positiv-Rate von 5 % liefern die Daten keine ausreichende Evidenz dafür, bei einzelnen Fondsmanagern eine positive oder negative Bruttowertschöpfungsfähigkeit festzustellen. Die Höhe der unkorrigierten Werte in der Perspektive der Gesamtverteilung im Vergleich mit der Zufallserwartung sollte jedoch nicht vernachlässigt werden.

Insgesamt ergeben sich nur geringe negative Ergebnisse bei der Messung der zentralen Tendenz anhand des Cohen's d und der ökonomischen Interpretation der Mittelwerte. Gleichzeitig zeigt sich in der Gesamtbetrachtung Evidenz für eine mittelstarke negative Verschiebung der t-Verteilung gegenüber der Zufallserwartung. Bei der Betrachtung dieser beiden Aspekte ist zu beachten, dass der Mittelwert eine Aussage über die Höhe der durchschnittlichen Bruttowertschöpfung trifft. Die Analyse der t-Verteilung trifft hingegen Aussagen über die systematische Verteilung statistischer Evidenz für negative Effekte. Es zeigt sich somit eine Vielzahl negativer Werte der Bruttowertschöpfung in den Fonds, deren absolute Werte gering sind, aber deren t-Werte systematisch unter der Zufallserwartung

liegen. Die Interpretation in Abschnitt 5.3.2 führt diese Aspekte im Rahmen der finanzwirtschaftlichen Theorien zusammen.

5.1.2 Verteilung der Nettowertschöpfung

Für die Berechnung der Nettowertschöpfung wird die Nettorendite als Grundlage für die β -Faktoren und das monatliche Alpha des Fonds genutzt. Die Nettorendite entspricht den um die monatliche Verwaltungsgebühr geminderten Bruttoerträgen. Folglich liegen die Ergebnisse systematisch unter den Bruttoergebnissen. Da in der Bruttobetrachtung in allen Analyseperspektiven negative Ergebnisse festgestellt wurden, kann hier keine abweichende Wirkungsrichtung festgestellt werden. Im Folgenden wird primär auf die statistische und ökonomische Signifikanz der Effekte eingegangen. Die Tabellen 14 und 15 fassen zunächst die Ergebnisse des Nettoalphas zusammen:

Tabelle 14: Durchschnittliches Ergebnis Regression Nettorenditen

$r_{i,net} - r_{rf} = \alpha + \beta_m * (r_{net}^{BM} - r_{rf}) + \varepsilon$			
Koeffizienten	Ø-Schätzung	Ø-HAC SE	Ø-t-Wert
α_{gro}	-0,002477	0,0028	-1,0658
β_m	0,878733	0,0840	14,6002
Ø-Monate=128,4725; Ø-R ² =65,10 %			

Tabelle 15: Einstichproben-t-Test Nettoalpha-Betrachtung

	Mittelwert	σ	t-Wert	p-Wert	95 %-Konfidenzintervall		Cohen's d
					Unteres	Oberes	
α_{gro}	-0,00248	0,00374	-22,58	$2,22 \cdot 10^{-16}$	-0,0027	0,0023	-0,66

Der durchschnittliche β -Faktor und das durchschnittliche R² unterscheiden sich auf Basis der Nettorenditen nicht wesentlich von der Bruttobetrachtung. Das durchschnittliche Nettoalpha ist durch die Managementgebühren gesunken. Analog zum durchschnittlichen Bruttoalpha, ist das durchschnittliche Nettoalpha statistisch signifikant negativ.

Tabelle 16 und 17 fassen die Ergebnisse der Nettowertschöpfung zusammen:

Tabelle 16: Mittelwerte und t-Tests - Nettowertschöpfung

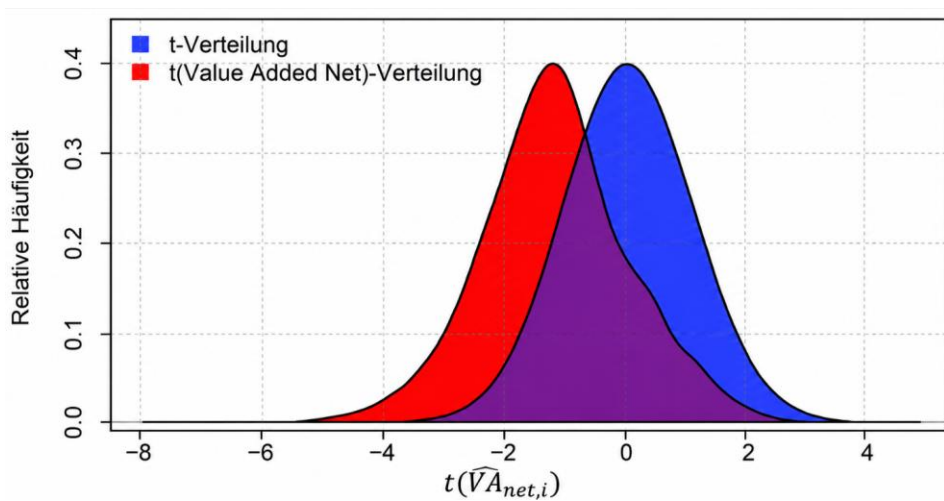
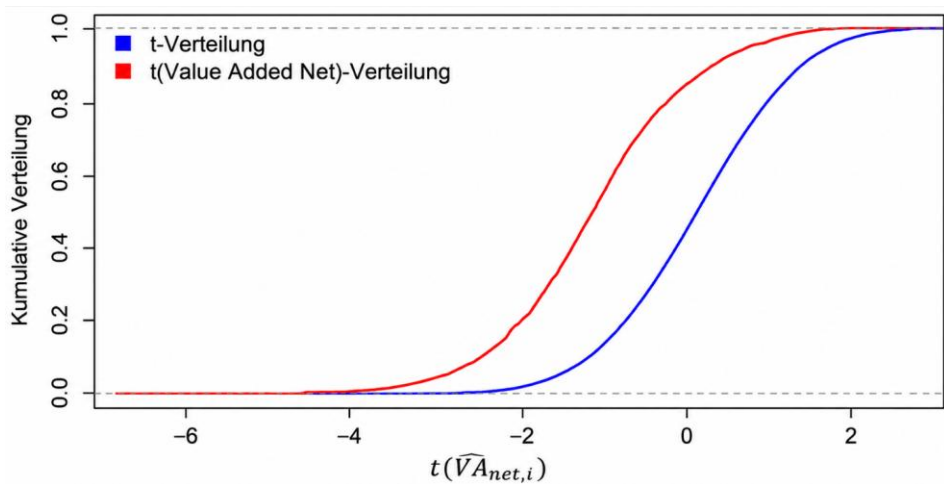
In Mio. €	Mittelwert	σ	t-Wert	p-Wert	95 %-Konfidenzintervall		Cohen's d
					Unteres	Oberes	
$\overline{VA}$	-0,2568	0,8745	-10,00	$2,2 \cdot 10^{-16}$	-0,3071	-0,2064	-0,29
$\overline{VA}_W$	-0,3180	1,0185	-10,75	$2,7 \cdot 10^{-26}$	-0,3766	-0,2594	-0,32

Tabelle 17: Mittelwerte und Quantile - Nettowertschöpfung

In Mio. €	Median	75%-Quantil	25%-Quantil	95%-Quantil	5%-Quantil
$\overline{VA}$	-0,06936	-0,0230	-0,2098	0,1104	-1,1880

Sowohl der gewichtete als auch der ungewichtete Mittelwert der Nettowertschöpfung sind statistisch signifikant negativ. Der durchschnittliche Fonds erwirtschaftet aus Investorensicht einen wirtschaftlichen Verlust von -256,80 T€ p.m. bzw. -3,08 Mio. € p.a. In der gewichteten Perspektive wird im Durchschnitt über alle Fonds hinweg ein wirtschaftlicher Verlust von -318 T€ p.m. bzw. -3,82 Mio. € p.a. pro Fonds p.a. erwirtschaftet. Die Effektstärke wird mit einem Wert von -0,29 (-0,32) als gering kategorisiert. Aus ökonomischer Sicht entsprechen diese Ergebnisse ungewichtet -0,73 % p.a. und gewichtet -0,90 % p.a. des durchschnittlichen ungewichteten Fondsvolumens. Der Verlust aus Investorensicht entspricht hier 9,18 % bzw. 11,32 % p.a. der Benchmark-Risikoprämie und ist als ökonomisch bedeutsam einzustufen. Insgesamt erzielen 85,46 % der Fonds eine negative Nettowertschöpfung.

Die Abbildungen 12 und 13 sowie Tabelle 18 zeigen die Verteilung der t-Werte:

Abbildung 12: Verteilung der t-Werte – Nettowertschöpfung**Abbildung 13:** Kumulative Verteilung der t-Werte – Nettowertschöpfung**Tabelle 18:** Vergleich der empirischen Verteilung und der Student-t-Verteilung – Nettowertschöpfung

Quantil	Empirische t-Verteilung	Student-t-Verteilung
10 %	-2.59106	-1,29316
20 %	-2.09322	-0,84743
30 %	-1.75671	-0,5298

40 %	-1.45668	-0,25663
50 %	-1.21896	-0,00217
60 %	-0.97552	0,252427
70 %	-0.69561	0,523674
80 %	-0.29253	0,84129
90 %	0.315215	1,285774
95 %	0.785408	1,653896
99 %	1.538172	2,346262

Aufgrund der Fondskosten erfolgt eine weitere Verschiebung der Verteilung nach links. Es zeigt sich eine systematische Unterrendite für Investoren im Verhältnis zur Zufallsverteilung. Diese Betrachtung lässt darauf schließen, dass Fondsinvestoren am rechten Verteilungsrand positive Nettowertschöpfungsergebnisse durch Glück erreichen und nicht von fähigen Managerinnen und Managern profitieren.

Tabelle 19: Kolmogorov-Smirnov-Test – Nettobetrachtung

Verteilung	Test gegen...	Teststatistik (maximaler vertikaler Abstand)	p-Wert
$t(\widehat{VA}_i)$	t-Verteilung mit 131 Freiheitsgraden	0,4607	$2,22 \cdot 10^{-16}$

Der Zweistichproben-Kolmogorov-Smirnov-Test ist hochsignifikant. Der maximale vertikale Abstand der kumulativen Verteilungen beträgt 46,07 %. Dies zeigt ebenfalls die deutlichen Abweichungen der Verteilungen.

Tabelle 20: Anzahl der signifikanten t-Tests – Nettobetrachtung

Methode	Anteil der signifikanten Werte im zweiseitigen t-Test (von insgesamt 1.162 t-Tests)
- Ohne Korrektur	- 260 signifikant - Davon 258 negativ und 2 positiv
- Storey-Methode	- 157 signifikant - Davon 156 negativ und 1 positiv

Die Anzahl der negativen signifikanten t-Tests steigt im Vergleich zur Bruttoperspektive auf 22,20 %. Die Anzahl der positiven t-Tests bleibt vernachlässigbar klein. Nach der Korrektur auf eine maximal tolerierte Falsch-Positiv-Rate von 5 % sinkt die Anzahl der Fonds, bei denen eine signifikant negative Nettowertschöpfung festgestellt werden kann, auf 13,43 %. Aus ökonomischer Sicht ist dies weiterhin als wesentlicher Teil der Population zu bewerten. Folglich kann in der Nettoperspektive auch nach der Korrektur ein wesentlicher Anteil an Fonds identifiziert werden, der für die Fondsinvestoren eine signifikant negative Nettowertschöpfung erwirtschaftet.

5.1.3 Zeitliche Konsistenz der Wertschöpfung

Nach der Methodik von Berk und van Binsbergen (2015, S. 11 f.) wurden rollierende Zeiträume jeweils mit einer dreijährigen Sortierphase und einer drei- bzw. fünfjährigen Testphase untersucht. Tabelle 21 fasst die Ergebnisse des Vergleiches zwischen dem obersten und untersten Sortierphasen-Dezil in der Testphase zusammen.

Tabelle 21: Ergebnisse Binomialtests

Deutsche Fonds dieser Untersuchung				US-Fonds (Berk & van Binsbergen, 2015, S. 14)	
Länge der Testphase in Monaten	Anzahl der rollierenden Perioden	Anteil oberes besser als unteres Dezil	p-Wert Binomial-test	Anteil oberes besser als unteres Dezil	p-Wert Binomial-test
36	169	69,82 %	$1,35 \cdot 10^{-7}$	56,32 %	0,0475
60	145	70,34 %	$5,25 \cdot 10^{-7}$	55,81 %	0,0354

Quelle: in Anlehnung an Berk & van Binsbergen (2015, S. 14)

Als Vergleichsmaßstab sind die Werte der US-Fonds nach Berk und van Binsbergen (2015) dargestellt. Hierbei ist zu beachten, dass hier aufgrund unterschiedlicher Benchmark-Fonds kein exakter Vergleich möglich ist.

Die Wahrscheinlichkeiten liegen bei den deutschen Fonds in der Analyse mit einer dreijährigen Testperiode bei 69,82% und in einer fünfjährigen Testperiode bei 70,34 %. Der Binomialtest ist in beiden Betrachtungen statistisch signifikant. Die

Nullhypothese, dass keine zeitliche Konsistenz besteht, kann zu jedem sinnvollen Signifikanzniveau abgelehnt werden. Die 10 % besten Fonds bleiben somit in der Folgeperiode besser als die 10 % schlechtesten Fonds. Eine Abschwächung der Wahrscheinlichkeit ist in der längeren Testperiode nicht zu beobachten.

Die Wirkungsrichtung ist konform zu den Ergebnissen von Berk und van Binsbergen (2015). Im Detailvergleich fallen Unterschiede auf. Die deutschen Fonds zeigen einen leicht höheren Anteil der Perioden, in denen die besten Fonds der Sortierperiode in der Testperiode besser bleiben als die schlechtesten Sortierperioden-Fonds.

Für eine Betrachtung der gesamten Verteilung der deutschen Fonds zeigen die Abbildungen 14 und 15 sowie Tabellen 22 und 23 die Ergebnisse der Testperioden-Bruttowertschöpfung aller Sortierperioden-Quantile für die dreijährige und fünfjährige Testperioden-Betrachtung:

Abbildung 14: Verteilung der Bruttowertschöpfung in der dreijährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode

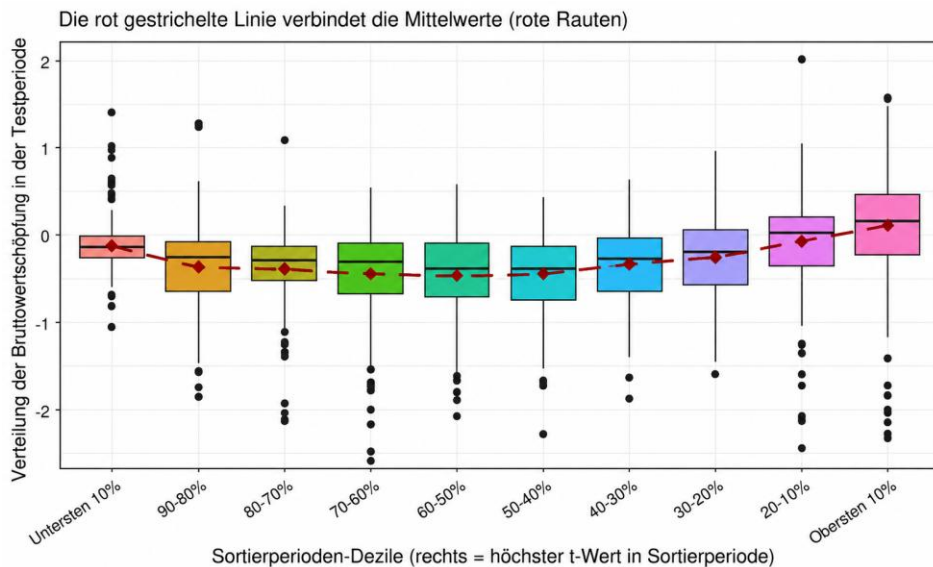


Tabelle 22: Mittelwerte der Bruttowertschöpfung in der dreijährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode

Sortierperioden-Dezil	Testperioden-Wertschöpfung in Mio. €	Sortierperioden-Dezil	Testperioden-Wertschöpfung in Mio. €
10 – unterste 10 %	-0.11233	5 – 50-40 %	-0.43163
9 – 90-80 %	-0.3642	4 – 40-30 %	-0.33002
8 – 80-70 %	-0.37364	3 – 30-20 %	-0.24748
7 – 70-60 %	-0.43594	2 – 20-10 %	-0.0743
6 – 60-50 %	-0.44791	1 – oberste 10 %	0.119917

Abbildung 15: Verteilung der Bruttowertschöpfung in der fünfjährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode

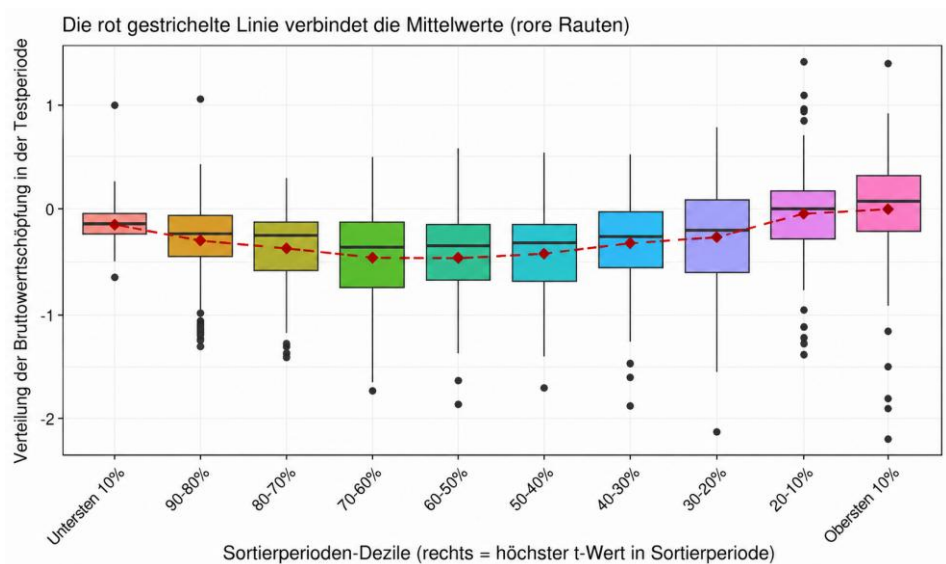


Tabelle 23: Mittelwerte der Bruttowertschöpfung in der fünfjährigen Testperiode nach den t-Wert-Dezilen in der Sortierperiode

Sortierperioden-Dezil	Testperioden-Wertschöpfung in Mio. €	Sortierperioden-Dezil	Testperioden-Wertschöpfung in Mio. €
10 – unterste 10 %	-0.14128	5 – 50-40 %	-0.42394
9 – 90-80 %	-0.29216	4 – 40-30 %	-0.32625
8 – 80-70 %	-0.37173	3 – 30-20 %	-0.27317
7 – 70-60 %	-0.46011	2 – 20-10 %	-0.03142
6 – 60-50 %	-0.45585	1 – oberste 10 %	-0.01915

Bei einer vollständigen Konsistenz der Bruttowertschöpfungen würden die Mittelwerte (rote Punkte) in dieser Betrachtung streng monoton von links nach rechts steigen. Dieser Effekt ergibt sich aus den Abbildungen 14 und 15 und Tabellen 22 und 23 nicht. Die Ergebnisse zeigen eine komplexe Beziehung zwischen der Bruttowertschöpfung der Fonds in der Sortierperiode gegenüber deren Bruttowertschöpfung in der Testperiode.

Das oberste Dezil (Dezil eins) weist den höchsten Mittelwert aus. In der dreijährigen Betrachtung ist es das einzige Dezil mit einer positiven Bruttowertschöpfung von 1,44 Mio. € pro Jahr (0,12 Mio. € pro Monat). Dieser Wert entspricht 0,34 % des durchschnittlichen ungewichteten Fondsvolumens und somit ca. 4,27 % der jährlichen Benchmark-Risikoprämie. Dies ist als ökonomisch schwach, aber nicht vernachlässigbar zu werten. In der fünfjährigen Betrachtung ist dieser Wert weiterhin der höchste unter den Dezilen, jedoch mit -0,23 Mio. € pro Jahr (-0,019 Mio. € pro Monat) negativ.

Analog zum Binomialtest besteht in beiden Betrachtungen für das oberste Dezil somit eine konsistente Bruttowertschöpfung im Vergleich zu den anderen Dezilen. Die unterschiedlichen Vorzeichen der beiden Perioden lassen sich mit den Ergebnissen der Gesamtverteilung aus Abschnitt 5.1.1 verbinden. Dort konnte an den extremen Verteilungsrändern keine signifikante Bruttowertschöpfung festgestellt werden. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass die besten Fonds in der kurzfristigen Betrachtung eine konsistente Bruttowertschöpfung erzielen können, diese jedoch nicht über den längeren Zeitraum von fünf Jahren und somit auch

den gesamten Untersuchungszeitraum von 20 Jahren aufrechterhalten. Folglich bestehen in der Gesamtbetrachtung der Verteilung keine statistisch auffälligen positiven Ergebnisse.

Entgegen der Erwartung einer allgemeinen zeitlichen Konsistenz ist eine Steigerung der Bruttowertschöpfung innerhalb der übrigen Dezile nur eingeschränkt festzustellen. In beiden Betrachtungen steigt die Bruttowertschöpfung in der dreijährigen Testperiode vom sechsten Dezil (Wert: -0,44791) und in der fünfjährigen vom siebten Dezil (Wert: -0,46011) bis zum obersten Dezil (Werte jeweils: 0,11997 und -0,01915) zwar monoton an, die Unterschiede zwischen den Dezilen sind jedoch teilweise gering. Ein deutlicher Anstieg ist erst ab dem vierten bis zum obersten Dezil erkennbar. Gleichzeitig bleiben alle Dezile, bis auf das oberste, in der dreijährigen Betrachtung negativ.

Auffällig ist zudem ein Anstieg der Bruttowertschöpfung im untersten Dezil. Die Dezile zehn bis acht in beiden Betrachtungen weisen eine bessere Bruttowertschöpfung auf als mehrere darüberliegende Dezile. Die Bruttowertschöpfung dieser Dezile ist weiterhin negativ. Es lässt sich aber ein leichter Umkehreffekt im Vergleich zu den mittleren Dezilen erkennen. Umkehreffekte sind ein am Finanzmarkt bekanntes Phänomen. Die vorher schlechtesten Anlagen und Märkte erzielen in der nachfolgenden Mehrjahresbetrachtung überdurchschnittliche Renditen (vgl. Richards, 1997, S. 2142 f.; Zaremba et al., 2020, S. 177 f.). Ein entsprechender Umkehreffekt wurde in der Literaturanalyse in der bisherigen empirischen Value-Added-Literatur nicht identifiziert. In der US-Studie von Berk und van Binsbergen (2015, S. 13) zeigt das unterste Dezil im Verhältnis zu den anderen Dezilen keinen Umkehreffekt. Jedoch wurden in den US-Daten insgesamt keine starken negativen Ergebnisse in der Testperiode festgestellt.

Nach Perioden der Unterrendite passen Fonds ihre Strategie an und führen Personalwechsel durch. Des Weiteren lösen Unterrenditen Kapitalabflüsse aus und das geringe Fondsvolumen führt in der Folge zu geringeren Skalennachteilen (vgl. Bessler et al., 2010, S. 9). Die Kapitalabflüsse bieten auch eine alternative technische Begründung des Effekts. Den Fonds mit den schlechten Sortierphasen steht in der Testphase weniger Kapital zur Verfügung, wodurch das Fondsvolumen als Berechnungsbasis der Bruttowertschöpfung mechanisch geringer wird. Die negative Bruttowertschöpfung verbessert sich betraglich somit auch bei einer unveränderten Unterrendite. Folglich muss dieser Effekt nicht durch bessere Fähigkeiten nach Umstrukturierung des Fonds entstehen. Insgesamt besteht im untersten Dezil, angesichts der weiterhin negativen Bruttowertschöpfung, keine Evidenz für konsistente Managementfähigkeiten. Da keine eindeutige Herleitung vorliegt und der Effekt auch berechnungsmechanisch sein kann, sollte

dieser vorsichtig interpretiert werden. Dieser Aspekt wird in der Interpretation im Rahmen der Theorien nicht einbezogen.

Insgesamt lässt sich analytisch zusammenfassen, dass sich die Evidenz zur relativen Konsistenz auf das oberste Dezil beschränkt. Gleichzeitig sind diese Ergebnisse nur in der kurzfristigen Betrachtung von 36 Monaten positiv.

5.2 Alternative Benchmark-Auswahl

Um den Einfluss des Verbundhypothesenproblems auf die Ergebnisse der Untersuchung einzuschätzen, wird die Bruttowertschöpfung der deutschen Fonds im Folgenden mit einer komplexeren Benchmark bewertet. Wie in Abschnitt 4.1.3 beschrieben, standen global investierende, faktororientierte passive Fonds in Deutschland erst ab 2014 zur Verfügung. Folglich muss diese alternative Analyse einen verkürzten Zeitraum von September 2014 bis Oktober 2025 betrachten. Um den Effekt der abweichenden Benchmark zu erfassen, wurden parallel die Ergebnisse für die Marktportfolio-Benchmark in diesem Zeitraum berechnet.

Bei der Fondsauswahl wurde das Vierfaktorenmodell genutzt, welches in wesentlichen Alpha-Studien eingesetzt wurde (vgl. Carhart, 1997, S. 61; Fama & French, 2010, S. 1917). Für die vier Faktoren wurden investierbare Fonds ausgewählt. Die Benchmark-Fonds für die alternative Analyse werden in Tabelle 24 dargestellt:

Tabelle 24: Benchmark-Auswahl der alternativen Analyse

Faktor / Abkürzung	Fonds	Verfügbar ab
Marktportfolio / β_M	Siehe Tabelle 5	Siehe Tabelle 5
Small Cap / β_{SMB}	SPDR MSCI World Small Cap (IE00BCBJG560)	November 2013
Value / β_{HML}	Xtrackers MSCI World Value (IE00BL25JM42)	September 2014
Momentum / β_{WML}	Xtrackers MSCI World Momentum (IE00BL25JP72)	September 2014

Da diese Fonds in korrelierte Aktien investieren, besteht das Risiko der Multikollinearität. Im Folgenden wurde das orthogonale Transformationsverfahren, orientiert an Berk und van Binsbergen (2015, S. 8), genutzt. In der Vorbereitung der Untersuchung werden die Benchmark-Renditen sequenziell aufeinander regressiert, wobei das Marktportfolio als Hauptfaktor erhalten bleibt. Für die anderen drei Fonds wird als Regressand jeweils das Regressionsresiduum aus den sequenziellen Regressionen angesetzt. Auf diese Weise werden die Renditekomponenten der Benchmarks isoliert, welche nicht linear durch die anderen Benchmarks erklärbar sind. Für eine weiterführende Erläuterung wird auf die Literatur verwiesen (vgl. Liu et al., 2015, S. 426 f. als allgemeine Anwendung und Berk & van Binsbergen, 2015, S. 19 f. und Dong & Doukas, 2020, S. 465 für die Anwendung in der Value-Added-Methode).

Tabelle 25 fasst die Ergebnisse der multifaktoriellen Betrachtung und die Ergebnisse der CAPM-orientierten Benchmark ab 2014 als Vergleichsgröße zusammen:

Tabelle 25: Zusammenfassung Analyse mit alternativer Benchmark

Kriterium	Multifaktor-Benchmark ab 2014	Marktportfolio-Benchmark ab 2014	Einwertung Abweichung
Mittelwertanalyse:			
Ungewichteter Mittelwert $\overline{VA}$	-22,67 T€ p.m.	-23,19 T€ p.m.	Keine wesentliche Abweichung
t-Test und p-Wert von $\overline{VA}$	t-Wert=-5,54 p-Wert=3,87*10-8	t-Wert=-5,79 p-Wert=9,33*10-9	Keine wesentliche Abweichung
Cohen's d von $\overline{VA}$	-0,17	-0,18	Keine wesentliche Abweichung
Anteil $\overline{VA}$ am durchschnittlichen Fondsvolumen	-0,731 % p.a.	-0,748 % p.a.	Keine wesentliche Abweichung

Ungewichteter Mittelwert $\overline{VA}_W$	-27,81 T€ p.m.	-28,03 T€ p.m.	Keine wesentliche Abweichung
t-Test und p-Wert von $\overline{VA}_W$	t-Wert=-5,87 p-Wert=5,79*10 ⁻⁹	t-Wert=-6,00 p-Wert=2,74*10 ⁻⁹	Keine wesentliche Abweichung
Cohen's d von $\overline{VA}_W$	-0,18	-0,18	Keine wesentliche Abweichung
Anteil $\overline{VA}_W$ am durchschnittlichen Fondsvolumen	-0,897 %	-0,904 %	Keine wesentliche Abweichung
Analyse der t-Verteilung:			
90 %-Quantil der t-Verteilung von $\widehat{VA}_i$ (Zufallserwartung: 1,29)	0,91	0,80	Geringe Abweichung. Beide Werte sind kleiner als die Zufallserwartung
95 %-Quantil der t-Verteilung von $\widehat{VA}_i$ (Zufallserwartung: 1,65)	1,39	1,27	Keine wesentliche Abweichung
Kolmogorov-Smirnov-Test	Maximaler Abstand= 0,3518 p-Wert=2,22*10 ⁻¹⁶	Maximaler Abstand= 0,3626 p-Wert=2,22*10 ⁻¹⁶	Keine wesentliche Abweichung
Konsistenz-Analyse:			
Binomialtest mit Testphase 36 Monate	66,67 % p-Wert=0,0056	84 % p-Wert=1,69*10 ⁻⁸	Beide Fälle signifikant, aber Abweichung der Wahrscheinlichkeiten

In der Betrachtung der gewichteten und ungewichteten Mittelwerte, Effektstärken und den extremen Enden der t-Verteilung ergeben sich keine wesentlichen Abweichungen zwischen der Multifaktor- und Marktportfolio-Betrachtung.

In der zeitlichen Konsistenzbetrachtung wird nur die dreijährige Testphase betrachtet, da aufgrund des geringeren Betrachtungszeitraums in der fünfjährigen Betrachtung nur wenige rollierende Beobachtungen vorhanden wären. Der Binomialtest ist hochsignifikant. Es lässt sich jedoch anmerken, dass die Multifaktor-Betrachtung eine geringere Wahrscheinlichkeit aufweist als die Marktportfolio-Betrachtung. Dies deutet darauf hin, dass die besten Fonds die CAPM-Anomalien für Überrenditen nutzen. In der Multifaktor-Betrachtung werden diese Anomalien als Faktoren einbezogen und die Fonds verlieren diesen Vorteil.

Auffällig ist das ökonomisch höhere Verhältnis der negativen Wertschöpfungen zum durchschnittlichen Fondsvolumen ab 2014 gegenüber der Gesamtanalyse ab 2005. Hierfür gibt es verschiedene Erklärungsansätze. Die Marktphase ab 2014 war positiver als die vorangegangenen Jahre. Es besteht Evidenz, dass aktives Management in positiven Marktphasen schlechtere und in negativen Marktphasen bessere Renditen aufweist (vgl. Kosowski, 2011, S. 607 f.). Alternativ könnte dies auf die von Cooper (2020, S. 21) festgestellten Schwankungen in der Wertschöpfung zurückgeführt werden.

Das unterschiedliche Zeitfenster dieser alternativen Analyse ergibt sich aus der Verfügbarkeit der faktororientierten Fonds. Eine vollständige Analyse der zeitlichen Veränderung der Wertschöpfungsfähigkeiten der Gesamtverteilung (analog zu Studien wie Cooper, 2020, S. 21-25) übersteigt den Umfang der Forschungsfragen und wird zukünftiger Forschung überlassen. Das Ziel dieser Analyse ist es, den Einfluss einer multifaktoriellen Benchmark zu analysieren. Des Weiteren ist zu beachten, dass es sich hier nur um eine mögliche multifaktorielle Benchmark handelt und keine vollständige Lösung des Verbundhypothesenproblems möglich ist.

5.3 Reflexion der Ergebnisse

5.3.1 Kritische Würdigung der Methoden

Im Verlauf dieses Beitrags wurden an den relevanten Stellen kritische Punkte diskutiert. In diesem Abschnitt werden diese hinsichtlich ihrer potenziellen Wirkung auf die Ergebnisse eingeordnet und deren Auswirkungen auf die Analyse der Ergebnisse bewertet. Zunächst sind das Verbundhypothesenproblem sowie die Benchmark-Auswahl zu berücksichtigen. Die Analyse mit einer alternativen

multifaktoriellen Benchmark zeigt keine wesentlichen Veränderungen der Ergebnisse. Diese alternative Analyse untersucht jedoch nur einen beschränkten Zeitraum und eine spezifische alternative Benchmark. Insgesamt verbleibt das Risiko, dass rationale Fondsinvestoren potenziell bessere Benchmark-Fonds genutzt hätten. Eine strengere Benchmark würde zu negativeren Ergebnissen hinsichtlich der Fähigkeiten des aktiven Managements führen. Dies würde die negative Effektstärke erhöhen, jedoch nicht die festgestellte Wirkungsrichtung beeinflussen.

Der Effekt der Annahme von konstanten linearen β -Faktoren kann zu einer Unterschätzung der Managementfähigkeiten führen. Auch wenn für die Stichprobe Fonds ausgewählt wurden, die keine derivativen Instrumente nutzen, werden allgemeine Market-Timing-Fähigkeiten nur ungenau erfasst. Die Ergebnisse sollten deshalb nur hinsichtlich der Investmentfähigkeiten im Sinne einer Fundamentalanalyse mit stetigem Risikoprofil bewertet werden.

In der Datenbearbeitung wurden weiterhin verschiedene Annahmen hinsichtlich des Mindestfondsvolumens, des Umgangs mit fehlenden Managementgebühren und der Mindestanzahl der Beobachtungen getroffen. Diese Entscheidungen wurden an der Literatur orientiert. Insgesamt wird erwartet, dass die Wirkungsrichtung dieser Annahmen neutral oder negativ auf die festgestellte Höhe der Managementfähigkeiten wirkt. Beispielsweise hält die Kappung der Managementgebühren die durchschnittlichen Kosten gleich. Gleichzeitig werden durch die Kappung bei deutlich mehr Fonds die unrealistisch niedrigen Kosten erhöht, als unrealistisch hohe Kosten verringert werden. Sollten die niedrigen Kosten bei einzelnen Fonds korrekt gewesen sein, würde die Bruttorendite überschätzt werden, und die Bruttowertschöpfung dieser Fonds wäre entsprechend zu hoch bestimmt.

Des Weiteren ist das Problem von fehlenden oder falschen Daten zu nennen. Die Wirkung von fehlenden Daten ist nicht auf den Survivorship-Bias beschränkt. Die Value-Added-Methode gewichtet Fonds mit höherem Fondsvolumen bewusst höher. Dies führt zum Risiko, dass eine Vernachlässigung einzelner größerer Fonds einen wesentlichen Effekt hat. Durch die Nutzung von zwei Datenbanken wurde das Risiko von fehlenden Daten abgeschwächt. Gleichzeitig ist insbesondere von großen Fonds eine stetige Datenlieferung zu erwarten. Insgesamt wird das Risiko einer Verzerrung durch fehlende Daten als gering eingeschätzt. Fehlende Daten würden tendenziell die negativen Ergebnisse verstärken (vgl. Liu, 2020, S. 43 f.). Hinsichtlich des allgemeinen Risikos von Datenfehlern stützt sich die Analyse auf

die Lipper-Datenbank als etablierten Datenanbieter. Sollten Datenfehler vorliegen, wird davon ausgegangen, dass die Wirkungsrichtung neutral ist, da Fehleingaben sowohl positiv als auch negativ wirken können.

In der Analyse sollte weiterhin die spezielle Definition von deutschen Fonds beachtet werden. Die europäische Vernetzung des Fondsmarktes und die Möglichkeit deutscher Fondsgesellschaften, Fonds im Ausland zu gründen, bleibt unbeachtet. Folglich ist es möglich, dass diese Stichprobe einen inhärenten Selektionseffekt aufweist. Das präferierte Domizil für Fonds im Euroraum sind aufgrund der Steuervorteile Irland und Luxemburg (vgl. Wójcik et al., 2022, S. 525). Es ist nicht zu erwarten, dass dies für jeden deutschen Fonds gilt, beispielsweise für Fonds mit langjährigem Bestand in Deutschland vor der Einführung der Vorteile anderer Domizile. Als Tendenz ist davon auszugehen, dass in der Stichprobe Fonds übergewichtet werden, die einen Vorteil durch die Gründung in Deutschland aufweisen. Beispiele hierfür könnten Fonds für deutsche Verbraucher mit Präferenz für inländische Produkte oder Fonds für spezielle Anwendungen (z. B. kapitalbildende Versicherungen) sein. In der Wirkungsrichtung sind bei Verbraucher- bzw. Vermittlerprodukten geringere Fähigkeiten zu erwarten (vgl. z. B. Frazzini & Lamont, 2008, S. 300; Del Guercio & Reuter, 2014, S. 1677; Leippold & Rueegg, 2020, S. 583; Della Corte & Santioni, 2023, S. 32).

Die Verwendung der t-Verteilung als Zufallserwartung wurde in Abschnitt 4.2.2 kritisiert, da Simulationsstudien zeigen, dass die simulierte Zufallsverteilung in den Rändern von der t-Verteilung abweicht. Die empirische Verteilung der deutschen Fonds ist ähnlich einer t-Verteilung mit einer gleichmäßigen Linksverschiebung. Die simulierten Zufallserwartungen in Alpha-Studien, wie Fama und French (2010, S. 1928), sind weiterhin approximativ symmetrisch mit einem Mittelwert von null. Durch die Volatilität am Kapitalmarkt könnte die Zufallserwartung beispielsweise eine höhere Kurtosis mit ausgeprägteren Enden aufweisen. Für die vorliegende Interpretation der Ergebnisse hätte eine solche Abweichung nur einen begrenzten Einfluss. Die beobachtete Linksverschiebung ist nicht auf die Randbereiche beschränkt, sondern erstreckt sich über die gesamte Verteilung. Durch ausgeprägtere Verteilungsenden in der Zufallserwartung würden keine statistisch auffälligen Fähigkeiten bei den besten Managerinnen und Managern festgestellt werden. Diese Argumentation ersetzt keine methodische Weiterentwicklung der Zufallserwartung in der Value-Added-Methode. Insgesamt wird in dieser Untersuchung jedoch erwartet, dass moderate positive oder negative Anpassungen der Randbereiche der Zufallserwartung die Wirkungsrichtung der Ergebnisse nicht verändern.

Die rollierende Methodik wurde in Abschnitt 4.2.3 hinsichtlich der nicht-unabhängigen Zeiträume kritisiert. Die Wirkungsrichtung kann positiv oder negativ für die Feststellung einer zeitlichen Konsistenz wirken. Dies hängt von der Ausprägung der einzelnen einflussreichen Perioden ab. Der Binomialtest nutzt nur eine Information pro Periode (besser oder schlechter). Folglich ist hier der Einfluss von Perioden, in denen einzelne Fonds außergewöhnlich hohe Renditen erzielt haben, bereits reduziert. Des Weiteren verzerren die Ausreißer in der Boxplot-Mittelwert-Betrachtung in den Abbildungen 14 und 15 die Boxplots visuell nicht stark. Trotz dieser Indikationen gegen eine Verzerrung verwenden die rollierenden Betrachtungen dieselben Zeiträume wieder. Die fehlende Unabhängigkeit der Beobachtungen kann lediglich abgeschwächt werden.

5.3.2 Interpretation der Ergebnisse

Unter Beachtung der Limitationen können die Implikationen der empirischen Ergebnisse bewertet werden. Hierzu werden die empirischen Ergebnisse anhand der in Tabelle 3 dargestellten theoretischen Modelle interpretiert.

Zunächst ist festzustellen, dass die vorliegenden Ergebnisse den Hypothesen des Berk-Green-Modells widersprechen. Nach dem Berk-Green-Modell besitzen alle Fondsmanager Investmentfähigkeiten und maximieren ihre Bruttowertschöpfung. Durch die Kapitalallokation der Fondsinvestoren sollte die Nettowertschöpfung null sein. In keiner Analyse der Gesamtpopulation konnte eine statistisch signifikante Bruttowertschöpfungsfähigkeit festgestellt werden. Dieses Ergebnis zur Bruttowertschöpfung widerspricht der in Abschnitt 3.3 getroffenen Arbeitshypothese sowie der bisherigen empirischen Value-Added-Literatur. Gleichzeitig sind die empirischen Ergebnisse der deutschen Fondsmanager in der Nettoperspektive negativ. In der Literatur bestehen gemischte Ergebnisse zur Nettoperspektive. In diesem Aspekt sind die deutschen Nettoergebnisse mit anderen Value-Added-Studien vergleichbar (vgl. Cooper, 2020, S. 18; Leippold & Rueegg, 2020, S. 585 ff.; Baltussen et al., 2022, S. 40).

Die Vorhersagen des Modells der effizienten Ineffizienz können ebenfalls nicht bestätigt werden. Eine negative Nettowertschöpfung ist in diesem Modell abhängig vom Verhältnis der informierten zu uninformierten Fondsinvestoren möglich. Das Element dieser Theorie, wonach der Anteil informierter Fondsmanager und das Nettoergebnis des Gesamtmarkts von der Anzahl informierter Fondsinvestoren abhängen, kann in die Interpretation der negativen Nettoergebnisse einfließen. In dieser Interpretation wären auf dem deutschen Fondsmarkt nicht hinrei-

chend viele informierte Fondsinvestoren vorhanden, um informierten Fondsmanagern Anreize zur Erwirtschaftung positiver Nettoergebnisse zu bieten. Angesichts der ebenfalls negativen Bruttoergebnisse, insbesondere der Linksverschiebung der Bruttowertschöpfungsverteilung, ist dies als Erklärung jedoch nicht ausreichend. Das Modell sieht mindestens eine Bruttowertschöpfung in Übereinstimmung mit der Zufallserwartung vor, da auch uninformierte Fondsmanager in der Bruttoperspektive nicht systematisch in negative NPV-Anlagen investieren.

In den Ergebnissen zeigt sich eine komplexe Teilkonformität mit Aspekten der Markteffizienzhypothese und des Marketing-Modells. Die Wirkungsrichtung der Ergebnisse der Gesamtverteilung und Konsistenzanalyse widerspricht der Markteffizienzhypothese in Teilen. Der signifikant negative ungewichtete Mittelwert der Bruttowertschöpfung spricht dafür, dass der durchschnittliche deutsche Fondsmanager schlechter informiert ist als andere Marktteilnehmende. Nach der Arithmetik von Sharpe (1991) muss eine andere Gruppe von Marktteilnehmenden systematische Überrenditen aus den Unterrenditen der Fondsmanager realisieren. Im Sinne des Grossman-Stiglitz-Paradoxons liefert diese Untersuchung Evidenz dafür, dass deutsche Fondsmanager systematisch die Rolle von Noise-Tradern einnehmen. Hierbei ist die Diskussion der Effektstärke und ökonomischen Relevanz zu beachten. Die negative Verschiebung der Bruttowertschöpfungsverteilung ist deutlich. Gleichzeitig sind die Effekte im Mittelwert in ihrer ökonomischen Wirkung und Effektstärke begrenzt. Der Profit anderer Investorengruppen und damit der Verstoß der Ergebnisse der deutschen Managerinnen und Manager gegen die Markteffizienzhypothese ist somit statistisch systematisch, aber im Mittelwert gering.

Auch die Ergebnisse der zeitlichen Konsistenz der Bruttowertschöpfung stehen entgegen der Markteffizienzhypothese. Es zeigt sich eine positive Konsistenz im oberen Dezil. Die rollierenden Ergebnisse der anderen Dezile sind durchgängig negativ. Nach der Markteffizienzhypothese wäre eine Gleichverteilung der Dezile nahe null zu erwarten. Hierbei sind die Limitationen der rollierenden Methodik zu beachten, sodass ein hoher Einfluss einzelner Perioden nicht ausgeschlossen werden kann.

Die festgestellten Ergebnisse sind in Teilen konform mit dem verhaltensökonomischen Marketing-Modell des Fondsmarktes. Für die Analyse sind die Vorhersagen des Modells zur Brutto- und Nettoperspektive der Wertschöpfung hervorzuheben. Nach dem Marketing-Modell sind die negativen Nettoergebnisse durch die Wirkung von Marketing und Vertrauensbeziehungen zwischen den Fondsinvestoren und den Fondsgesellschaften erklärbar. Gleichzeitig sind die negativen

Bruttoergebnisse im ungewichteten und gewichteten Mittelwert erklärbar. In diesem Modell bieten Fondsgesellschaften den Fondsinvestoren systematisch Fonds mit Anlagestrategien an, die den psychologischen Präferenzen der Fondsinvestoren entsprechen, aber Unterrenditen erzielen.

Wie Berk et al. (2017, S. 2477) betonen, muss der Gewinn von Fondsgesellschaften entweder am Kapitalmarkt durch Investmentfähigkeiten erwirtschaftet werden oder auf Kosten der Fondsinvestoren ohne korrespondierende Überrendite entstehen. Gennaioli et al. (2015, S. 92) argumentieren, dass die Dienstleistung von Fondsgesellschaften nicht primär in der Erzielung von Überrenditen liegt. Aktive Fondsgesellschaften ermöglichen verunsicherten und mit Anlagen nicht vertrauten Fondsinvestoren, Anlagen in risikoreiche Kapitalanlagen zu tätigen. Die negativen Brutto- und Nettoerrenditen sind auf diese andere vertrauensbasierte Dienstleistung zurückzuführen.

Das Marketing-Modell schließt einzelne fähige Fondsmanager nicht aus. Der überwiegende Teil des deutschen Fondsmarktes wäre nach diesem Modell auf den Einsatz von Marketing fokussiert. Ein begrenzter Anteil fähiger Fondsmanager ist im Modell möglich. Die Analyse der empirischen Verteilung im Gesamtzeitraum zeigt keine statistische Evidenz für die Existenz fähiger Fondsmanager. In der Konsistenzbetrachtung erzielt jedoch das oberste Dezil eine kurzfristige konsistente Bruttowertschöpfung. Dies ist Evidenz dafür, dass zumindest in Teilperioden eine kleine Gruppe von Managerinnen und Managern besteht, welche durch zeitlich konsistente Investmentfähigkeiten und nicht ausschließlich durch Marketing einen ökonomischen Gewinn erwirtschaften.

Die ökonomische Ausprägung dieses positiven Ergebnisses im obersten Dezil ist gering. Zudem zeigt die Konsistenzbetrachtung, dass dieses Ergebnis keinen erkennbaren Einfluss auf die Analyse der Gesamtverteilung hat. Die negativen Ergebnisse der anderen Dezile liefern Evidenz dafür, dass sich diese Managergruppen konform zum Marketing-Modell wie Noise Trader verhalten. Die negative Bruttowertschöpfung ist in dieser Interpretation ein Resultat davon, dass aktive Managerinnen und Manager auf das Marketing gegenüber uninformatierten Investoren fokussiert sind und hierzu aufmerksamkeitsregende Strategien mit Unterrenditen einsetzen.

Khorana et al. (2009, S. 9) zeigen, dass die Markt- und Investorenstruktur des untersuchten Fondsmarktes einen starken Einfluss auf die Rolle von aktiven Fonds hat. Die Ergebnisse und insbesondere der Kontrast zu den bisherigen Value-Added-Studien lassen sich in die Rahmenbedingungen des deutschen Fondsmarktes einordnen. Wie in Abschnitt 1.1 beschrieben, ist der deutsche

Fondsmarkt gekennzeichnet durch einen deutlich geringeren Anteil der Haushalte mit Fondsbesitz als in den USA sowie eine hohe Abhängigkeit von Fondsvermittlern. Wie in Abschnitt 2.2.3 beschrieben, ist ein Fokus auf Privatkunden und Fondsvermittlung ein Indikator für uninformierte Fondsinvestoren. Gleichzeitig werden durch die geografische Definition deutscher Fondsmanager Produkte mit Sitz in Irland und Luxemburg herausgefiltert. Es ist möglich, dass fähige Fondsmanager bzw. Fonds mit informierten Fondsinvestoren systematisch diese steuerbevorzugten Domizile nutzen. Hierfür sprechen die positiven Bruttoergebnisse zu irischen und luxemburgischen Fonds von Baltussen et al. (2022, S. 40 f.). Die Konformität zum Marketing-Modell ist vor dem Hintergrund der Struktur des deutschen Fondsmarktes plausibel. Dies gilt ebenfalls für die geringen Abweichungen in der Multifaktorperspektive. Wie von Barber et al. (2016, S. 43 ff.) beschrieben, werden Fonds nur von fundierten Fondsinvestoren auf Basis von Multifaktor-Strategien bewertet. Die vorliegende Untersuchung gibt Evidenz, dass deutsche Fondsmanager diese Überrenditen überwiegend nicht nutzen.

Wie in Abschnitt 2.2.1 beschrieben, sollten in der Finanzmarktforschung nicht nur die Wirkungsrichtungen, sondern der Umfang des Effekts analysiert werden (vgl. Gârleanu & Pedersen, 2018, S. 1682). Hinsichtlich der geringen Effektstärke und der limitierten ökonomischen Höhe der Bruttoergebnisse sollte die Stärke dieser Interpretation der Bruttoergebnisse beschränkt werden. Die Evidenz für das Marketing-Modell ist systematisch vorhanden. Diese Bruttoergebnisse stellen in der Wirkungsrichtung eine negative Abweichung zur Markteffizienzhypothese dar. Die ökonomische Höhe ist als gering zu bewerten. Folglich ist die Evidenz für die Voraussage des Marketing-Modells zur durchschnittlichen Bruttowertschöpfung nur schwach ausgeprägt. Die Bruttoanalyse legt nahe, dass der deutsche Fondsmarkt in der Bruttowertschöpfung weniger durch Marketingeffekte dominiert ist, als dass diese zu einer schwachen, aber systematischen Abweichung zur Markteffizienz führen.

In dieser Interpretation ermöglicht das Marketing-Modell primär die Erklärung der ökonomisch relevanten negativen Nettoergebnisse der Fondsinvestoren. Für diese Interpretation müssen das Marketing-Modell von Fondsinvestoren und die Markteffizienzhypothese gemeinsam betrachtet werden. Eine Ineffizienz des Fondsmarkts bei gleichzeitiger annähernder Effizienz des Kapitalmarkts für Direktanlagen wird aufgrund der Schnittmenge der Fonds- und Direktinvestoren von Berk und van Binsbergen (2017, S. 147 ff.) als widersprüchlich hervorgehoben. Durch das Marketing-Modell kann dieses Ergebnis für den vermittlerorientierten deutschen Fondsmarkts erklärt werden. Im Rahmen des Marketing-Modells werden die psychologisch beeinflussten Fondsinvestoren an nicht-fähige

Managerinnen und Manager vermittelt, sodass eine negative Nettowertschöpfung entsteht. In der Bruttoperspektive ist der Effekt, dass die Präferenzen der Fondsinvestoren die Investmentstrategien negativ beeinflussen, limitiert. Die nicht-fähigen Managerinnen und Manager handeln somit nur mit geringen Abweichungen zur Markteffizienzhypothese, sodass die negative ökonomische Bruttowertschöpfung gering ist.

In dieser Interpretation lassen sich die festgestellten Ergebnisse auch mit der Alpha-Literatur verknüpfen. Die Ergebnisse der Bruttowertschöpfung der deutschen Fondsmanager sind vergleichbar mit den Ergebnissen klassischer Alpha-Studien. Diese stellen überwiegend geringe negative Mittelwerte für das durchschnittliche Bruttoalpha fest, bei gleichzeitiger Evidenz für eine kleine Gruppe fähiger Managerinnen und Manager. In den deutschen Value-Added-Ergebnissen besteht die Evidenz für diese kleine Gruppe fähiger Managerinnen und Manager in der kurzfristigen Konsistenzbetrachtung. Berk und van Binsbergen (2015, S. 11) zeigen, dass im US-Fondsmarkt ein Allokationseffekt durch die Fondsanleger nach Berk-Green-Modell besteht. Hierdurch besteht durch die Verteilung des Fondsvolumens eine signifikant positive Bruttowertschöpfung, obwohl eine Mehrheit der Fonds ein negatives Bruttoalpha aufweist. Ein solcher Allokationseffekt ist in der deutschen Stichprobe nicht feststellbar.

Angesichts der Ähnlichkeit der deutschen Value-Added-Ergebnisse zu den Alpha-Ergebnissen liegt die Interpretation nahe, dass aufgrund der Vermittler- und Verbraucherorientierung des deutschen Fondsmarkts ein Allokationseffekt in der Value-Added-Berechnung zugunsten dieser Managerinnen und Manager ausbleibt. Der wesentliche Unterschied der vorliegenden Ergebnisse zu den in der Literaturanalyse identifizierten Value-Added-Studien (insbesondere den US-Studien) lässt sich somit in dieser Interpretation primär anhand der unterschiedlichen Struktur der Fondsinvestoren herleiten.

Wie im vorangegangenen Abschnitt dargestellt, wird davon ausgegangen, dass die Limitationen überwiegend zu einer Überschätzung von Managerfähigkeiten führen, sofern die thematisierten Verzerrungseffekte eintreten. Durch abweichende Annahmen in den methodischen Entscheidungen (z. B. geringere Winsorisierung der Kosten, geringere Mindestanzahl an Beobachtungen) ist zu erwarten, dass die Effektstärken weiter in Richtung des Marketing-Modells ausgeprägt wären. Eine wesentliche Abweichung in Richtung des Berk-Green-Modells wird als unwahrscheinlich angesehen.

Es ist zu beachten, dass sich die empirische Evidenz dieser Untersuchung auf die gemessenen Ergebnisse der Wertschöpfungsverteilung und zeitlichen Konsistenz beschränkt. Der Nachweis eines kausalen Zusammenhangs zwischen Marktstrukturen und Wertschöpfung ist in der vorliegenden statistischen Analyse nicht möglich (für eine weiterführende Diskussion der Herausforderungen von kausaler Inferenz in der Kapitalmarktforschung siehe z. B. De Scheemaekere, 2009 und Kumar et al., 2025). Die Einordnung des deutschen Fondsmarktes in das verhaltensökonomische Marketing-Modell in Verbindung mit einer geringen Abweichung zur Markteffizienzhypothese stellt eine Interpretation der empirischen Ergebnisse dar. Diese Interpretation wird vor dem Hintergrund der Modelle und der Struktur des deutschen Fondsmarktes als plausibel angesehen.

6 Fazit und Ausblick

6.1 Ergebniszusammenfassung und wissenschaftliche Gütekriterien

Zielsetzung dieses Beitrags ist es, durch Anwendung der Value-Added-Methode neue Erkenntnisse über den deutschen Fondsmarkt zu gewinnen. Dies erfolgt aus der Perspektive der volkswirtschaftlichen Finanzforschung, die die Fähigkeiten des aktiven Managements und dessen Beitrag zur Funktionsweise des Kapitalmarkts untersucht. Die Untersuchung soll zur kontroversen Diskussion der Literatur über die Fähigkeiten des aktiven Managements beitragen. Hierbei wurde die Anwendung dieser Methode auf den deutschen Fondsmarkt als Forschungslücke identifiziert. Um die volkswirtschaftliche Funktion der Fähigkeiten deutscher Investmentfondsmanager zu analysieren, wurden zwei Forschungsfragen als zentrale Leitlinien definiert.

Die erste Forschungsfrage thematisiert die Verteilung der Wertschöpfung. Die empirische Untersuchung zeigt im Mittelwert eine statistisch signifikante negative Bruttowertschöpfung, die jedoch ökonomisch und auf Basis der Effektstärke sehr schwach ausgeprägt ist. Gleichzeitig wird durch die Analyse der Verteilung gezeigt, dass über den Gesamtzeitraum keine Minderheit der Manager mit statistisch auffälligen Fähigkeiten identifizierbar ist. Die Ergebnisse zeigen eine systematische, negative Verschiebung der Verteilung. Dies hebt die statistische Relevanz der negativen Bruttowertschöpfung über die gesamte Verteilung hervor, trotz der nur geringen Effektstärke des Mittelwerts. Die sekundäre Nettoanalyse zeigt dementsprechend eine stärkere negative Ausprägung.

Die zweite Forschungsfrage thematisiert die zeitliche Konsistenz der Wertschöpfung. Die Analyse der rollierenden Teilperioden zeigt, dass sich die zeitliche Konsistenz auf das oberste Dezil und dort auf einen kurzfristigen Zeitraum beschränkt. Die Testphasen-Bruttowertschöpfung des obersten Dezils ist als einziges Dezil in der 36-monatigen Betrachtung positiv. In der 60-monatigen Betrachtung weist dieses Dezil weiterhin den höchsten Betrag aus, die Bruttowertschöpfung wird jedoch ebenfalls negativ.

Die Ergebnisse zu beiden Forschungsfragen widersprechen den bisherigen Value-Added-Studien und der Arbeitshypothese nach dem Berk-Green-Modell. Stattdessen besteht eine Vergleichbarkeit mit der klassischen Alpha-Literatur. Dieser Beitrag liefert damit einen relevanten Beitrag zur Value-Added-Literatur. Die deutschen Ergebnisse legen nahe, dass die dem Berk-Green-Modell zugrunde liegende Annahme informierter Fondsinvestoren auf strukturell schwächeren Fondsmärkten nicht gegeben ist.

Plausibel erscheint stattdessen die Interpretation, dass das Marketing-Modell in der Bruttowertschöpfung der Managerinnen und Manager zu einem geringen, aber systematischen Verstoß gegen die Markteffizienzhypothese führt. Gleichzeitig wird die Nettoperspektive der Fondsinvestoren durch die Effekte des Marketing-Modells ökonomisch deutlich geprägt. Es besteht kein Allokationseffekt nach dem Berk-Green-Modell. Diese Interpretation ist konsistent mit der Struktur des deutschen Fondsmarkts. Gegenüber dem bislang überwiegend untersuchten US-Fondsmarkt weist der deutsche Markt eine geringere Fondsaffinität auf. Die negative Brutto- und Nettowertschöpfung sowie der geringe Anteil zeitlich konsistenter Fonds lassen sich durch den Fokus der Fondsgesellschaften auf Marketing- und Beratungsaktivitäten erklären (vgl. Gennaioli et al., 2015, S. 92). Die volkswirtschaftliche Funktion des aktiven deutschen Fondsmanagements besteht hiernach nicht primär in der Verbesserung der Kapitalallokation im Sinne des Berk-Green-Modells, sondern in der Förderung der allgemeinen Kapitalmarktbeteiligung.

Diese Untersuchung konnte durch die empirischen Ergebnisse beide Forschungsfragen beantworten. Kritische Punkte der Methodik wurden im Verlauf des Beitrags benannt und in Abschnitt 5.3.1 analysiert. Zur Einordnung der Beantwortung der Forschungsfragen wird im Folgenden abschließend auf die Einhaltung der wissenschaftlichen Gütekriterien Validität, Reliabilität und Objektivität eingegangen. Hierbei ist anzumerken, dass einzelne kritische Punkte teilweise mehrere Gütekriterien betreffen. Im Folgenden wird jeweils auf den wesentlichsten Punkt eingegangen.

Die Objektivität wird durch verschiedene methodische Entscheidungen tangiert. Als zentralste Entscheidung ist hier die Auswahl der Benchmark-Fonds zu sehen (vgl. Berk & van Binsbergen, 2015, S. 6 f.). Neben der Objektivität betrifft die Auswahl der Benchmark-Fonds auch die Validität im Sinne des Verbundhypothese-problems. Diese Entscheidung wurde im Rahmen der Markthistorie des deutschen Fondsmarkts und auf Basis des CAPM als etabliertes Asset Pricing Modell getroffen. Die Analyse mit einer alternativen, komplexeren Benchmark zeigt keine Veränderung.

Die weiteren Entscheidungskriterien wurden anhand der Literatur getroffen und folgen somit einem objektiven Standard. In der Bewertung potenziell abweichender Entscheidungen wird davon ausgegangen, dass diese einen neutralen oder negativen Effekt auf die Bruttowertschöpfung aufweisen würden. Insofern wird bei abweichenden Entscheidungen von einer Verstärkung des festgestellten negativen Effekts ausgegangen.

Die Reliabilität dieser Untersuchung wird durch die Dokumentation der Methoden, Entscheidungen und Datenverarbeitung sichergestellt. Die Forschungsergebnisse sind hierdurch durch Dritte replizierbar. Für die Replizierbarkeit des Effekts spricht auch, dass in der alternativen Benchmark-Analyse und in der Analyse nur auf Basis der Lipper-Daten keine wesentlichen Abweichungen festgestellt wurden. Dies ist Evidenz dafür, dass ein Dritter mit abweichenden Voraussetzungen ein vergleichbares Ergebnis erzielen würde.

Die Validität der Ergebnisse ist zentraler Bestandteil aller kritischen Punkte. Die Value-Added-Methodik wurde methodisch durch Berk und van Binsbergen (2015) entwickelt und ist in der Literatur etabliert. Die Untersuchung nutzt folglich eine valide ökonomische Untersuchungsmethodik. Es verbleiben methodisch kritische Punkte, beispielsweise die Annahme stabiler β -Faktoren. In der Fondsauswahl wurden diese Punkte beachtet, eine Relevanz für einzelne Fonds kann jedoch nicht ausgeschlossen werden. Die Validität muss auf eine Aussage unter den gängigen methodischen Annahmen beschränkt werden.

Probleme in der Datenqualität und Datenverzerrungseffekte (z. B. Survivorship-Bias) wurden sowohl methodisch als auch durch die Nutzung von zwei Datenbanken adressiert. Auf einen vollständigen Datenqualitätsabgleich der Datenbanken wurde jedoch verzichtet, sodass hier ein Risiko für die Validität verbleibt.

Abschließend betrifft die Definition der deutschen Fondsmanager im Sinne der Forschungsfrage die Validität. Es muss beachtet werden, dass eine valide Aussage nur für Fonds mit Sitz in Deutschland getroffen wird. Aufgrund des freien Kapitalverkehrs innerhalb der EU ist hierdurch ein Selektionseffekt in der Stichprobe möglich. Die Ergebnisse können nicht auf eine weiter gefasste Definition generalisiert werden. Insgesamt führen die kritischen Punkte nicht zu einem Verlust der Validität. Stattdessen muss in der Interpretation und Generalisierung beachtet werden, unter welchen methodischen Annahmen und für welche Fonds valide Aussagen getroffen werden.

6.2 Zukünftige Forschungsansätze

Aus diesem Beitrag ergeben sich verschiedene Möglichkeiten für weitere Forschungsansätze. Zunächst können durch weiterführende Methoden aus der Literatur die Erkenntnisse präzisiert und die Validität erhöht werden. Zukünftige Untersuchungen sollten die Methodik nach Dong und Doukas (2020, S. 465) für zeitlich veränderliche β -Faktoren berücksichtigen. Des Weiteren kann nach der

Methodik von Barras et al. (2022, S. 602 f.) die Bruttowertschöpfung auf die Investment- und Skalierungsfähigkeit aufgeteilt werden. Hierdurch ist es möglich, tieferegreifende Ergebnisse zur Zusammensetzung der Fähigkeiten deutscher Investmentfondsmanager zu gewinnen. Des Weiteren sollten zukünftige Studien die Validität durch eine umfassendere Datenbereinigung verbessern. Über die hier genutzten Ergänzungen von Daten durch eine zweite Datenbank hinaus ist eine Kreuzvalidierung der Daten nach dem Beispiel von Berk und van Binsbergen (2015, S. 9 f.) sinnvoll.

Diese Untersuchung zeigt, dass im Rahmen einer Value-Added-Studie viele methodische Entscheidungen getroffen werden. Diese Entscheidungen wurden analysiert und in einer alternativen Analyse wurden Abweichungen unter einer komplexeren Benchmark betrachtet. Ein zukünftiger Forschungsansatz ist es, als Projekt der Methodenforschung den Effekt der Parameter, wie Benchmark-Auswahl oder Mindestbeobachtungen, genauer zu analysieren. Hierbei würden nicht die eigentlichen Ergebnisse der Wertschöpfung im Vordergrund stehen, sondern das Verständnis für den Effekt abweichender Parameter. Hierdurch kann das Value-Added-Konzept als empirische Forschungsmethode weiterentwickelt werden. Ansätze hierzu bieten Studien aus der Alpha-Methodik wie Harvey und Liu (2022). Die methodische Weiterentwicklung sollte auch die Entwicklung einer validen Zufallserwartung für die Wertschöpfungsverteilung, angelehnt an Kosowski et al. (2006) und Fama und French (2010) in der Alpha-Methode, beinhalten.

Der wesentlichste zukünftige Forschungsansatz ergibt sich aus der Abweichung der deutschen Ergebnisse im Vergleich zur bisherigen Value-Added-Literatur. In der Interpretation wurden die negativen deutschen Ergebnisse auf die Struktur des deutschen Fondsmarkts zurückgeführt. Mit der alleinigen Betrachtung des deutschen Fondsmarkts können jedoch keine systematischen Aussagen über den Einfluss der Fondsmarktstruktur auf die Wertschöpfungsfähigkeiten aktiver Managerinnen und Manager getroffen werden.

Die zukünftige Forschung sollte den Zusammenhang zwischen den Bruttowertschöpfungsfähigkeiten und der Struktur des jeweiligen Fondsmarkts weiterführend analysieren. Hierzu sollten die Wertschöpfungsergebnisse verschiedener Fondsmärkte innerhalb der EU-Kapitalmarktunion in Verbindung mit den institutionellen Eigenschaften des jeweiligen Fondsmarkts systematisch analysiert werden. Dies sollte auch eine Analyse der zeitlichen Veränderung der Kapitalflüsse und Bruttowertschöpfung im Längsschnitt der Fondsmärkte beinhalten. Erste Ansätze hierfür geben systematisch angelegte Studien von Fondsmärkten wie Leipold und Ruegg (2020) oder Gonzalez et al. (2024). Zukünftige Studien müssen

die entsprechenden Strukturen der Fondsmärkte über qualitative und quantitative Eigenschaften operationalisieren. Hierdurch können die vorliegenden Ergebnisse zu einer weiterführenden Evidenz über den Zusammenhang zwischen Managementfähigkeiten und der Fondsmarktstruktur weiterentwickelt werden.

Anhang

Tabelle 26: Übersicht Literaturrecherche

Studie	Stichprobenumfang	Genutzte Benchmark	Sonstige Methodische Besonderheiten	Empirische Ergebnisse
Zentrale Alpha-Studien:				
Jensen, 1968	115 US-Investmentfonds von 1955 bis 1964 (S. 389).		Erste Anwendung des Jensen-Alphas (S. 390 f.). Mittelwert und visuelle Betrachtung der t-Verteilung (S. 404).	Keine Anzeichen für Managementfähigkeiten auf Basis der Alphas (Brutto: -0,0004 % und Netto: -0,011 % pro Monat) sowohl im Durchschnitt als auch am rechten Verteilungsende (S. 400, 404).
Carhart, 1997	1.892 US-Investmentfonds von 1962 bis 1993 (S. 59).	Vierfaktorenmodell mit Markt, Size, Value und Momentum (S. 61)	Erste Anwendung des Momentum-Modells; Fokus auf die Konsistenz der besten Fonds durch Betrachtung der Entwicklung der besten Perzentile einer Periode in der nachfolgenden Periode (S. 64); gilt als Benchmark-Paper für Investmentfondsstudien (vgl. Cremers et al., 2019, S. 9).	Alle Perzentile weisen ein negatives Nettoalpha aus; das 10 %-Perzentil weist noch ein Nettoalpha von -0,12 % pro Monat aus, wobei dieses statistisch nicht von 0 % zu unterscheiden ist (S. 64). Nur vernachlässigbare Evidenz für die Konsistenz der Überrenditen (S. 80).
Kosowski et al., 2006	2.118 US-Investmentfonds (S. 2564)	Vierfaktorenmodell mit Markt, Size, Value und Momentum (S. 2564)	Simulationsmethodik für die Ermittlung einer Vergleichsverteilung. Dies ist ähnlich dem Vergleich mit der t-Verteilung (S. 2567 f.).	Keine Anzeichen für Managementfähigkeiten im Median (Netto: -1,2 % pro Jahr; keine Bruttobetachtung). Ab ca. 90 %-Perzentil des rechten Verteilungsendes einzelne statistisch signifikant posi-

				tive Renditen, was auf Managementfähigkeiten hindeutet (S. 2568).
Fama & French, 2010	3.156 US-Fonds (S. 1927)	Vierfaktorenmodell mit Markt, Size, Value, Momentum (S. 1917)	Simulationsmethode für die Ermittlung einer Vergleichsverteilung. Dies ist ähnlich dem Vergleich mit der t-Verteilung (S. 1923 ff.).	Keine Anzeichen für Managementfähigkeiten im Durchschnitt (auf Basis des Vierfaktorenmodells: Brutto: -0,15 % pro Jahr, aber nicht statistisch signifikant von null abweichend; Netto: -1,00 % pro Jahr) (S. 1923 ff.). Ab ca. 60 %-Perzentil des rechten Verteilungsendes einzelne statistisch signifikant positive Bruttoalpha-Werte, was auf Managementfähigkeiten hindeutet (S. 1930).
Vidal-García, 2013	1.050 aktive europäische Fonds aus 6 Ländern im Zeitraum von 1988 bis 2010 (S. 46)	Vierfaktorenmodell mit Markt, Size, Value, Momentum (S. 49)	Anwendung des Vierfaktorenmodells auf die Nettorenditen; Test der Konsistenz durch Sortierung der Fonds nach Investmentstrategie in Perzentile und Vergleich, wie oft die besten Fonds in der Folgeperiode besser bleiben (S. 49, 53 ff.). Hier erfolgt die Nutzung der Lipper-Fondsdatenbank und eine Orientierung an der ISIN (S. 46).	Negatives Nettoalpha für alle Länder; in Deutschland durchschnittlich -0,954 % pro Jahr (S. 59). Signifikante Konsistenz der Überrenditen von Investmentstrategien (S. 62).
Ham-mouda	734 europäische In-	Vierfaktorenmodell mit Markt, Size,	Analyse der täglichen Nettoalpha und kurzfristigen	Im 10 %-Perzentil reicht das Nettoalpha von

et al., 2023	vestmentfonds aus 5 Ländern im Zeitraum 1990 bis 2022. Davon 106 aus Deutschland (S. 4).	Value und Momentum (S. 4).	Konsistenz von europäischen Fonds (S. 4 ff.).	0,0083 % pro Tag (Frankreich) bis 0,004 % pro Tag (Niederlande) (S.12). Es besteht Evidenz, dass Managementfähigkeiten kurzfristig konsistent sind (S. 18).
-----------------	--	----------------------------	---	--

Zentrale Value-Added-Studien:

Studie	Stichprobenumfang und Zeitraum	Genutzte Benchmark	Sonstige Methodische Besonderheiten	Empirische Ergebnisse
Berk & van Binsbergen, 2015	6.054 US-Investmentfonds im Zeitraum von 1962 bis 2011 (S. 63)	Anwendung von elf realen Vanguard-Fonds als Benchmark (S. 64).	Erste Anwendung der Value-Added-Methode. Betrachtung der gewichteten und ungewichteten Wertschöpfung. Unterscheidung nach gewichtetem und ungewichtetem Durchschnitt (S. 4). Betrachtung der zeitlichen Konsistenz durch rollierenden Vergleich des besten und schlechtesten Perzentils in einer Periode in	Durchschnittliches Nettoalpha von 0,065 auf Basis der Vanguard-Benchmark (S. 17). Der durchschnittliche Investmentfonds weist eine Wertschöpfung von realen 3,2 Mio. \$ pro Jahr aus (ungewichtet: 1,68 Mio. \$) (S. 11). Die Managementfähigkeiten sind für Folgeperioden bis zu zehn Jahren konsistent. Die Chance, dass das beste Perzentil in der Folgeperiode weiterhin eine bessere Rendite als das schlechteste Perzentil aufweist, liegt je nach Zeitraum

			der nachfolgenden Periode. Hier werden Zeiträume bis zu zehn Jahren betrachtet. Binomialtest auf die Anzahl der Male, in denen das beste Perzentil in einer Periode in der Folgeperiode weiterhin besser als das schlechteste Perzentil war (S. 11 f.).	zwischen 54,21 % und 61,57 % (S. 14).
Pástor et al, 2015	3.126 US-Fonds zwischen 1979 und 2011 (S. 30)	Individuelle passive Fonds als Benchmark je nach Investmentstrategie des aktiven Fonds (S. 31)	Alternative Sichtweise zur Value-Added-Methode. Explizite Aufteilung der Fähigkeiten nach Investmentfähigkeit und Skalierbarkeit (S. 25).	Keine Value-Added-Berechnung (das Paper wird nicht für die Anzahl der Papers mit positiven oder negativen Ergebnissen gezählt). Das Paper zeigt die Aufteilung von Investmentfähigkeiten und Skalierbarkeit. Investmentfähigkeiten ohne Skalennachteil sind 0,42 % pro Monat Bruttoalpha (S. 25). Ein Anstieg des Fondsvolumens von 100 Mio. \$ senkt das Bruttoalpha um 0,1 % (S. 29). Deutlich stärkere Skalennachteile für Anlagen in großen Industrien (S. 41).

Krohn et al., 2017.	3.017 US-Rohstofffonds von 1985 bis 2015 (S. 6)	Systematische Rohstoffhandelsstrategien (S. 20)	Anwendung der Value-Added-Methode auf Rohstofffonds (S. 18 ff.). Betrachtung der Konsistenz durch Vergleich der 20 % besten und schlechtesten Fonds nach Skill Ratio in einer Periode in der Folgeperiode (S. 21 f.).	Durchschnittliche Wertschöpfung von 490 T\$ pro Jahr (S. 20 f.). Deutliche Evidenz für Konsistenz; die 20 % besten Fonds nach Skill Ratio in der ersten Periode erzielen in 96 % der rollierenden Perioden eine höhere Rendite in der dreijährigen Folgeperiode als die Fonds nach Skill Ratio in der ersten Periode in der Folgeperiode (S. 22).
Ham-mami & Oueslati, 2017	157 scharia-konforme Investmentfonds aus drei arabischen Ländern (S. 19 f.)	Einsatz von Faktormodellen, keine Anwendung von Fonds-Benchmarks (S. 19 f.)	Anwendung der Value-Added-Methode (S. 19 f.). Keine Betrachtung der Konsistenz.	Durchschnittliche Wertschöpfung je nach Faktorenmodell zwischen 187 und 212 T\$ pro Monat (S. 24).
Ibert et al., 2018	945 schwedische Publikumsfonds im Zeitraum von 1994 bis 2015 (S. 720 f.)	Einsatz von Morningstar-Benchmark-Indices (S. 723)	Anwendung der Value-Added-Methode (S. 722 f.). Betrachtung der Managerkompensation und Anreizsysteme (hier nicht relevant). Kein Signifikanztest auf den Mittelwert. Keine Betrachtung der Konsistenz.	Durchschnittliche Bruttowertschöpfung von 26,9 Mio. schwedischen Kronen. Im 90 %-Quantil werden 142,6 Mio. schwedischen Kronen erwirtschaftet (S. 724).

McCourt, 2018	134 Privat Equity Fonds (S. 10) von 1995 bis 2015 (S. 28)	Einsatz von Faktormodellen, keine Anwendung von Fonds-Benchmarks (S. 28)	Anwendung der Value-Added-Methode auf Private-Equity-Fonds (S. 6). Kein Signifikanztest auf den Mittelwert. Keine Betrachtung der Konsistenz der Wertschöpfung.	Ungewichtete Nettowertschöpfung 60 Mio. USD pro Jahr und gewichtete Nettowertschöpfung 96 Mio. USD pro Jahr. Starke Schiefe in der Nettowertschöpfungsverteilung; das Ergebnis ist von wenigen Managern abhängig (S. 20, 49).
Zhu, 2018	3077 US-Fonds (S. 127) im Zeitraum von 1995 bis 2014 (S. 117)	Einsatz von Morningstar-Benchmark-Indices (S. 117)	Anwendung der Value-Added-Methode. Hierbei erfolgt eine Weiterentwicklung der Methodik zur Bestimmung der realisierten Wertschöpfung und maximal möglichen Wertschöpfung (S. 125).	Realisierte gewichtete Bruttowertschöpfung von 260 T-USD pro Monat und ungewichtete Bruttowertschöpfung von 1 T-USD. Der Anteil der Fonds mit negativer Bruttowertschöpfung beträgt 61,03 %. Die optimale Bruttowertschöpfung liegt deutlich über dem realisierten Mittelwert. Fonds könnten durch optimale Aufteilung des Fondsvolumens in aktive und passive mehr erwirtschaften (S. 127 f.). Wesentliche Schiefe der Verteilung. Der Wert des 99 %-Quantils liegt bei 12,77 Mio. USD (S. 127).
Anderson et al., 2020	4.921 Einzelempfehlungen im Zeitraum	Benchmark ist eine neut-	Anwendung einer modifizierten Value-Added-Methode	Die Aktienempfehlungen schaffen durchschnittlich eine Wertschöpfung von 510,2

	1997 bis 2016 (S. 1919).	rale Handelsstrategie mit einem Alpha von null (S. 1922 f.)	für Aktienempfehlungen von schwedischen Brokern (S. 1922 f.).	T-Kronen (= 76,5 T\$) (S. 1916). Analog zur Unterscheidung Brutto- und Nettoalpha gehen 40-60 % der Erträge aus diesen Überrenditen an den Broker in Form von Gebühren, so dass ein wesentlicher Teil des Gewinns auf den Broker zurückfällt (S. 1943).
Cooper, 2020	Alle Aktienfonds in der US-Datenbank Center for Research in Security Prices von 1980 bis 2017 (S. 4). Zwischen 723 und 2499 Fonds je nach Zeitpunkt (S. 10).	Anwendung von realen Vanguard-Fonds als Benchmark analog Berk & van Binsbergen (2015) (S.4).	Anwendung einer Value-Added-Methode für US-Fonds und Indexfonds (S. 9 f., 17). Hierbei auch Betrachtung der Streuung von Managementgebühren und Fehlallokation. Keine Betrachtung der extremen Enden oder zeitlichen Konsistenz auf Managerebene, aber Betrachtung der zeitlichen Entwicklung der durchschnittlichen Bruttowertschöpfung.	Signifikant positive gewichtete Bruttowertschöpfung von 11,57 Mio. USD; innerhalb von Indexfonds 10,05 Mio. USD; großvolumige Fonds 56,91 Mio. € (S. 17). Signifikant positive ungewichtete Bruttowertschöpfung von 5,58 Mio. USD; innerhalb von Indexfonds 37,16 Mio. USD; großvolumige Fonds 6,32 Mio. €. Signifikant negative Nettowertschöpfung sowohl gewichtet (-1,9 Mio. USD) als auch ungewichtet (-2,8 Mio. USD) (S. 17). Starke Überinvestitionen in allen Fondsklassen aus Investorensicht (S. 18). Starke zeitliche Schwankungen der

				Wertschöpfung mit einigen ausgeprägten negativen und positiven Jahren (S. 21, 25).
Leippold & Rueeg, 2020	61.269 Investmentfonds verteilt über diverse Länder und Anlageklassen von 1992 bis 2016 (S. 579 f.).	Einsatz von investierbaren Benchmarks auf Basis der Morningstar-Indices der jeweiligen individuellen Fondskategorie (S. 585).	Betrachtung der Bruttowertschöpfung verschiedener Fondskategorien im Zeitverlauf (S. 589 f.). Keine Betrachtung der Konsistenz auf Ebene der einzelnen Fonds, jedoch Analyse des Nettoalphas eines Investors, der orientiert an vergangenen Ergebnissen systematisch handelt (S. 594 ff.).	Wesentliche Schwankungen der Bruttowertschöpfung in allen Fondskategorien. Es werden keine fixen Mittelwerte berichtet. Vielmehr wird der Zeitverlauf analysiert. Bruttowertschöpfung für US-Fonds in der Stichprobe überwiegend nahe null; Gebühren übersteigen Bruttowertschöpfung (folglich ist die Nettowertschöpfung negativ). Internationale Fonds haben überwiegend eine positive Bruttowertschöpfung, welche auch über deren Gebühren liegt (folglich ist die Nettowertschöpfung positiv). Jedoch schwankt dieses Ergebnis (S. 585 ff.). Kein Anzeichen für Konsistenz des Alphas; Konsistenz der Wertschöpfung nicht betrachtet (S. 590 f.).
Kooli & Stetsyuk, 2021	2.428 US-Hedge-Fonds im Zeitraum	Anwendung eines S&P 500 ETFs sowie acht Vanguard-	Anwendung der Value-Added-Methode auf Hedge-Fonds (S. 2 f.).	Durchschnittliche Bruttowertschöpfung von 2,28 bzw. 3,24 Millionen T\$ pro Jahr je nach Benchmark.

	von 1994 bis 2018 (S. 2 f.).	Fonds als Benchmark (S. 9).	Hier erfolgt eine Brutto- und Nettobetrachtung.	Diese Werte sind statistisch signifikant (S. 10, 12). Die Value-Added-Werte am rechten Verteilungsrand sind ebenfalls höher, als durch Zufall zu erwarten ist. Es gibt keine Evidenz, dass eine Nettowertschöpfung für Investoren besteht (S. 11 f.).
Light & Stetsyuk, 2022.	243 US-Fonds für alternative Investments (Hedge-Fund-Like-Funds) im Zeitraum 1998 bis 2018 (S. 262 f.)	Anwendung von elf Vanguard-Fonds als Benchmark (S. 262 f.).	Betrachtung der durchschnittlichen Wertschöpfung und der Konsistenz.	Durchschnittliche Wertschöpfung von 57 T\$, statistisch nicht von null zu unterscheiden. Das 10 %-Perzentil weist jedoch eine in den nachfolgenden Perioden konsistente Wertschöpfung auf (S. 271 f.).
Bauer et al., 2022	Norwegischer Staatsfonds im Zeitraum von 1998 bis 2021 (S. 3).	Interne Benchmarks des Staatsfonds (S. 5).	Anwendung der Value-Added-Methode zur Untersuchung des norwegischen Staatsfonds (S. 3). Kein Hypothesentest.	Die gesamte Wertschöpfung für die 23 Beobachtungsjahre beträgt 228 Milliarden Kronen (= 9,91 Kronen pro Jahr) (S. 4). Die Wertschöpfung ist konsistent; nur in 5 der 23 Beobachtungsjahre lag eine negative Wertschöpfung vor (S. 25).
Baltussen et al., 2022	6.605 Investmentfonds mit Sitz in Irland und Luxemburg im Zeitraum von 2008 bis	Einsatz von angemessenen ETFs als Benchmark je	Anwendung der Value-Added-Methode zur Untersuchung von Investmentfonds	Durchschnittliche Bruttowertschöpfung von 220 T€ pro Monat, dieser Effekt ist statistisch signifikant.

	2020. Hierbei inklusive passive Fonds (S. 45 ff.).	nach Investmentstrategie des betrachteten Investmentfonds (S. 32, 46).	mit Sitz in Irland und Luxemburg (S. 37 f.).	In 17 der 35 Investmentstrategien zeigten die Fonds eine statistisch signifikante positive Wertschöpfung und in sieben negative (S. 38 f.). Die Nettowertschöpfung ist statistisch signifikant negativ; die Fondskosten übersteigen somit die Wertschöpfung (S. 40).
Elyasiani et al., 2022	648 US-Immobilienaktienfonds zwischen 1996 und 2016 (S. 398).	Einsatz von Vanguard-Fonds für Immobilienunternehmen als Benchmark (S. 398).	Anwendung der Value-Added-Methode zur Untersuchung von Immobilienfonds (S. 398).	Durchschnittliche Bruttowertschöpfung von 540 T-USD pro Monat, dieser Wert ist statistisch signifikant (S. 399). Die Nettowertschöpfung ist nicht statistisch signifikant von null zu unterscheiden (S. 403).
Barras et al., 2022	2.321 US-Fonds zwischen 1975 und 2019 (S. 603, 615).	Nutzung eines modifizierten Faktorenmodells. Dieses beachtet stärker die Investierbarkeit, nutzt aber keine realen Fonds als Benchmark (S. 602 f.).	Anwendung der Value-Added-Methode. Anpassung gegen Verzerrungen durch die Heterogenität der Managementfähigkeiten und Skalierbarkeit der Investmentstrategie (S. 602 f.).	Die Bruttowertschöpfung schwankt je nach Fondskategorie zwischen 4 Mio. USD pro Jahr und -0,6 Mio. USD pro Jahr (S. 624). Wenn die Stichprobe um einige Verzerrungen bereinigt wird, erwirtschaften 60 % der Manager ein positives Value Added. Das Ergebnis ist somit positiv (S. 603); dieses Ergebnis ist jedoch nur eine Prozentbetrachtung ohne Signifikanztest. Die

				Wertschöpfung steigt mit dem Alter des Fonds, was darauf schließen lässt, dass der Markt diese Manager identifiziert und den Fonds Kapital zuordnet (S. 635).
Tapver, 2022	175 osteuropäische Aktienfonds im Zeitraum von 2005 bis 2019 (S. 599).	Nutzung von Faktorenmodellen (S. 600) und Fondsindividueller Benchmarks (S. 608 f.).	Anwendung der Value-Added-Methode. Zu beachten ist, dass dieses Paper eine Aufschwungphase betrachtet und keine Inflationsanpassung vornimmt. Das Paper betont, dass sich die Ergebnisse mit dem Betrachtungsfenster stark verändern (S. 612 f.).	Nur Gesamtbetrachtung der Wertschöpfung: durchschnittliche Wertschöpfung von 20 Millionen USD (3,5 Milliarden pro Jahr) (S. 612 f.). Hierbei ist zu beachten, dass nur wenige große osteuropäische Fonds untersucht wurden.
Gonzalez et al., 2024	Globale Stichprobe von 17.364 Investmentfonds (S. 5 f.).	Anwendung von 13 Vanguard-Fonds als Benchmark (S. 5 f.).	Anwendung der Value-Added-Methode zur Untersuchung von negativen Konzentrationseffekten in Anlagefeldern, in denen viele Fonds investieren (S. 5 f.).	Im medianen Anlagefeld erwirtschaften Fondsmanager eine Wertschöpfung von 407 T-USD pro Jahr. Die positive Wertschöpfung ist in nur einem der Perzentile nach Konzentration (20 %-Perzentil) statistisch signifikant. Im 10 %-Perzentil der Anlagefelder nach Konzentration von

				Fonds weisen Fondsmanager, welche in dieses Anlagefeld investieren, eine signifikant negative jährliche Wertschöpfung von -1,855 Mio. USD pro Jahr auf (S. 8).
Huang et al., 2025	571 US-Anleihenfonds zwischen 1999 und 2016 (S. 866).	Anwendung von Anleihenindizes als Benchmark (S. 871).	Anwendung des aus der Value-Added-Methode abgeleiteten Skill Ratios (t-Wert der Wertschöpfung) zur Untersuchung von US-Anleihenfonds. Hierzu wurde eine Bootstrapsimulation durchgeführt und die Falsch-Positiv-Raten analysiert (S. 879 ff.).	Durchschnittliches Skill Ratio (t-Wert) von 0,321 (S. 882). Die Bootstrapsimulation und Analyse der Falsch-Positiv-Raten zeigen, dass in der Brutto-Perspektive 28,7 % der Anleihenfondsmanager echte Fähigkeiten aufweisen (S. 866). In der Gruppe der Manager von größeren Fonds über 750 T\$ zeigt sich hierbei, dass überdurchschnittliche Fähigkeiten bestehen. In dieser Gruppe haben 55,5 % echte Fähigkeiten (S. 892). In der Netto-Perspektive haben nur 2,4 % der Manager echte Fähigkeiten (S. 887).
Jiao et al., 2025	638 US-Fonds mit internationaler Anlagestrategie zwischen 1991 und 2022 (S. 5, 8).	Anwendung der Morningstar-Kategorie des Fonds als Benchmark (S. 12).	Anwendung des aus der Value-Added-Methode in Verbindung mit der Untersuchung von Wechseln in den Ländern,	Keine reine Durchschnittsbetrachtung des Value Added. Anzeichen für Konsistenz des Value Added für die besten Fondsmanager. Des Weiteren zeigt sich, dass

			in denen die Fonds anlegen (S. 3).	Fonds, welche strategisch die Länderallokation verändern, ein überdurchschnittlich hohes Value Added aufweisen. Die Gruppen von Managern, die weniger Wechsel in der Länderallokation vornehmen, haben negative Value-Added-Werte (S. 13).
Flanagan, 2025	8000 US- Konsortialkredite von 1992 bis 2014 (S. 2019, 2027)	Replikationsportfolio auf Basis von Anleihen als Benchmark (S. 2019).	Anwendung der Value-Added-Methode auf die Kreditvergabe von Banken (S. 2021). Betrachtung der Konsistenz durch Regression zwischen der vergangenen und aktuellen Wertschöpfung (S. 2048).	Wertschöpfung auf die Kreditportfolios von 3,1 Milliarden USD pro Jahr (S. 2019). Statistisch signifikante Vorhersagekraft der vergangenen Wertschöpfung auf die zukünftige Wertschöpfung über einen Zeitraum von bis zu 16 Jahren (S. 2048).

Quelle: in Anlehnung an die jeweiligen Quellen

Literatur

- Akbas, F. / Genc, E. (2020): Do Mutual Fund Investors Overweight the Probability of Extreme Payoffs in the Return Distribution? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 55(1), 223–261.
- Anderson, A. / Jones, H. / Martinez, J. V. (2020): Measuring the Added Value of Stock Recommendations. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 55(6), 1915–1945.
- Anderson, C. (2017): The Passive vs. Active Conundrum: A New Perspective on the Arithmetic of Index Investing. *Avondale Capital Working Papers*.
- Andrews, I. / Kasy, M. (2019): Identification of and Correction for Publication Bias. *American Economic Review*, Vol. 109(8), 2766–2794.
- Ardia, D. / Barras, L. (2025): Value Creation in the Hedge Fund Industry. *SSRN Electronic Journal Working Paper*.
- Arnott, R. D. / Kalesnik, V. / Wu, L. J. (2017): The Incredible Shrinking Factor Return. *SSRN Electronic Journal Working Paper*.
- Arrow, K. J. (1969): The Organization of Economic Activity: Issues Pertinent to the Choice of Market versus Nonmarket Allocation, in: U.S. Joint Economic Committee (Hrsg.), *The Analysis and Evaluation of Public Expenditure: The PPB System* (Vol. 1), 47–64.
- BaFin (2025): Verbot des Tätigens von Insidergeschäften, https://www.bafin.de/SharedDocs/Veroeffentlichungen/DE/Rundschreiben/2018/emittentenleitfaden/Modul3/Kapitel1/Kapitel1_4/Kapitel1_4_2/kapitel1_4_2_node.html, Zugriff: 01.03.2026.
- Bailey, W. / Kumar, A. / Ng, D. (2011): Behavioral Biases of Mutual Fund Investors. *Journal of Financial Economics*, Vol. 102(1), 1–27.
- Baltussen, G. / Beckers, S. / Hazenberg, J. J. / van der Scheer, W. (2022): Fund Selection: Sense and Sensibility. *Financial Analysts Journal*, Vol. 78(3), 30–48.
- Banz, R. W. (1981): The Relationship between Return and Market Value of Common Stocks. *Journal of Financial Economics*, Vol. 9(1), 3–18.
- Barber, B. M. / Huang, X. / Odean, T. (2016): Which Factors Matter to Investors? Evidence from Mutual Fund Flows. *Review of Financial Studies*, Vol. 29(10), 2600–2642.

- Barras, L. / Gagliardini, P. / Scaillet, O. (2022): Skill, Scale, and Value Creation in the Mutual Fund Industry. *The Journal of Finance*, Vol. 77(1), 601–638.
- Barras, L. / Scaillet, O. / Wermers, R. (2010): False Discoveries in Mutual Fund Performance: Measuring Luck in Estimated Alphas. *The Journal of Finance*, Vol. 65(1), 179–216.
- Basu, S. (1977): Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earnings Ratios: A Test of the Efficient Market Hypothesis. *The Journal of Finance*, Vol. 32(3), 663–682.
- Bauer, R. / Christiansen, C. / Døskeland, T. (2022): Review of the Active Management of Norway's Government Pension Fund Global. Regjeringen Published Reports.
- Bentes, S. / Navas, R. (2013): The Fundamental Analysis: An Overview. *International Journal of Finance, Insurance and Risk Management*, Vol. 3(1), 389–393.
- Berk, J. B. / Green, R. C. (2004): Mutual Fund Flows and Performance in Rational Markets. *Journal of Political Economy*, Vol. 112(6), 1269–1295.
- Berk, J. B. / van Binsbergen, J. H. (2015): Measuring Skill in the Mutual Fund Industry. *Journal of Financial Economics*, Vol. 118(1), 1–20.
- Berk, J. B. / van Binsbergen, J. H. (2016): Assessing Asset Pricing Models Using Revealed Preference. *Journal of Financial Economics*, Vol. 119(1), 1–23.
- Berk, J. B. / van Binsbergen, J. H. (2017): Mutual Funds in Equilibrium. *Annual Review of Financial Economics*, Vol. 9(1), 147–167.
- Berk, J. B. / van Binsbergen, J. H. / Liu, B. (2017): Matching Capital and Labor. *The Journal of Finance*, Vol. 72(6), 2467–2504.
- Bessler, W. / Blake, D. / Lueckoff, P. / Tonks, I. (2010): Why Does Mutual Fund Performance Not Persist? The Impact and Interaction of Fund Flows and Manager Changes. MPRA Paper Nr. 34185.
- Black, F. (1972): Capital Market Equilibrium with Restricted Borrowing. *The Journal of Business*, Vol. 45(3), 444–455.
- Blackrock (2026a): iShares MSCI World UCITS ETF U.S. Dollar (ausschüttend), <https://www.ishares.com/de/privatanleger/de/literature/fact-sheet/iwrd-ishares-msci-world-ucits-etf-fund-fact-sheet-de-de.pdf?switchLocale=y&siteEntryPassthrough=true>, Zugriff: 01.03.2026.

- Blackrock (2026b): iShares MSCI World UCITS ETF U.S. Dollar (ausschüttend), <https://www.ishares.com/de/privatanleger/de/literature/fact-sheet/iwrd-ishares-msci-world-ucits-etf-fund-fact-sheet-de-de.pdf?switchLocale=y&siteEntryPassthrough=true>, Zugriff: 01.03.2026.
- Blackrock (2026c): iShares MSCI ACWI UCITS ETF U.S. Dollar (thesaurierend), <https://www.ishares.com/de/privatanleger/de/literature/fact-sheet/ssac-ishares-msci-acwi-ucits-etf-fund-fact-sheet-de-de.pdf>, Zugriff: 01.03.2026.
- Blum, U. / Dudley, L. / Leibbrand, F. / Weiske, A. (2005): Angewandte Institutionenökonomik (1. Aufl.), Wiesbaden: Gabler Verlag.
- Blume, L. / Easley, D. / O'Hara, M. (1994): Market Statistics and Technical Analysis: The Role of Volume. *The Journal of Finance*, Vol. 49(1), 153–181.
- Boudoukh, J. / Israel, R. / Richardson, M. (2019): Long-Horizon Predictability – A Cautionary Tale. *Financial Analysts Journal*, Vol. 75(1), 17–30.
- Brealey, R. A. / Myers, S. C. / Allen, F. (2011): *Principles of Corporate Finance* (10. Aufl.), Boston, MA: McGraw-Hill.
- Brown, D. C. / Davies, S. W. (2017): Moral Hazard in Active Asset Management. *Journal of Financial Economics*, Vol. 125(2), 311–325.
- Buffa, A. M. / Vayanos, D. / Woolley, P. (2022): Asset Management Contracts and Equilibrium Prices. *Journal of Political Economy*, Vol. 130(12), 3146–3201.
- Bundesverband Investment und Asset Management (2025): BVI 2025. Daten. Fakten. Perspektiven, https://www.bvi.de/fileadmin/user_upload/Bestellcenter/publikationen_pdf_downloads/_2025_06_BVI_8257_2025_Jahrbuch_2025.pdf, Zugriff: 20.03.2026.
- Camerer, C. F. / Loewenstein, G. / Rabin, M. (Hrsg.) (2004): *Advances in Behavioral Economics* (1. Aufl.), Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Camerer, C. / Loewenstein, G. (2004): Behavioral Economics: Past, Present, Future, in: C. F. Camerer / G. Loewenstein / M. Rabin (Hrsg.), *Advances in Behavioral Economics*, Princeton, NJ: Princeton University Press, 3–52.
- Carhart, M. M. (1997): On Persistence in Mutual Fund Performance. *The Journal of Finance*, Vol. 52(1), 57–82.
- Carhart, M. M. / Carpenter, J. N. / Lynch, A. W. / Musto, D. K. (2002): Mutual Fund Survivorship. *Review of Financial Studies*, Vol. 15(5), 1439–1463.

- Chen, J. / Hong, H. / Huang, M. / Kubik, J. D. (2004): Does Fund Size Erode Mutual Fund Performance? The Role of Liquidity and Organization. *American Economic Review*, Vol. 94(5), 1276–1302.
- Chinco, A. / Sammon, M. (2024): The Passive Ownership Share Is Double What You Think It Is. *Journal of Financial Economics*, Vol. 157(7), 1–22.
- Choi, J. J. / Laibson, D. / Madrian, B. C. (2010): Why Does the Law of One Price Fail? An Experiment on Index Mutual Funds. *Review of Financial Studies*, Vol. 23(4), 1405–1432.
- Chuprinin, O. / Massa, M. / Schumacher, D. (2015): Outsourcing in the International Mutual Fund Industry: An Equilibrium View. *The Journal of Finance*, Vol. 70(5), 2275–2308.
- Clifford, C. P. / Jordan, B. D. / Riley, T. B. (2014): Average Funds versus Average Dollars: Implications for Mutual Fund Research. *Journal of Empirical Finance*, Vol. 28, 249–260.
- Coase, R. H. (1937): The Nature of the Firm. *Economica*, Vol. 4(16), 386–405.
- Cochran, W. G. (1977): *Sampling Techniques* (3. Aufl.), New York, NY: Wiley.
- Cochrane, J. H. (2000): *Asset Pricing* (4. Aufl.), Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Cochrane, J. H. (2011): Presidential Address: Discount Rates. *The Journal of Finance*, Vol. 66(4), 1047–1108.
- Cohen, J. (1988): *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2. Aufl.), Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Connor, G. / Goldberg, L. R. / Korajczyk, R. A. (2010): *Portfolio Risk Analysis*, Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Cooper, M. J. (2020): The Persistence of Fee Dispersion among Mutual Funds. *Swedish House of Finance Research Paper Nr. 14-11*.
- Cooper, M. J. / Gulen, H. / Rau, P. R. (2005): Changing Names with Style: Mutual Fund Name Changes and Their Effects on Fund Flows. *The Journal of Finance*, Vol. 60(6), 2825–2858.
- Crane, A. D. / Crotty, K. (2018): Passive versus Active Fund Performance – Do Index Funds Have Skill? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 53(1), 33–64.

- Cremers, K. M. J. / Fulkerson, J. A. / Riley, T. B. (2019): Challenging the Conventional Wisdom on Active Management: A Review of the Past 20 Years of Academic Literature on Actively Managed Mutual Funds. *Financial Analysts Journal*, Vol. 75(4), 8–35.
- Cruciani, C. / Gardenal, G. / Rigoni, U. (2021): Trust-Formation Processes in Financial Advisors: A Structural Equation Model. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, Vol. 82, 185–199.
- Cuoco, D. / Kaniel, R. (2011): Equilibrium Prices in the Presence of Delegated Portfolio Management. *Journal of Financial Economics*, Vol. 101(2), 264–296.
- De Scheemaekere, X. (2009): The Epistemology of Modern Finance. *The Journal of Philosophical Economics*, Vol. 2(2), 99–120.
- Degutis, A. / Novickytė, L. (2014): The Efficient Market Hypothesis: A Critical Review of Literature and Methodology. *Ekonomika*, Vol. 93(2), 7–23.
- Del Guercio, D. / Reuter, J. (2014): Mutual Fund Performance and the Incentive to Generate Alpha. *The Journal of Finance*, Vol. 69(4), 1673–1704.
- Della Corte, V. / Santioni, R. (2023): The Performance of Household-Held Mutual Funds: Evidence from the Euro Area. *Bank of Italy Temi di Discussione Economic* Nr. 1426.
- Deutsche Bundesbank (2026a): Zinsstrukturkurve für börsennotierte Bundeswertpapiere, https://www.bundesbank.de/dynamic/action/de/statistiken/zeitreihen-datenbanken/zeitreihen-datenbank/759778/759778?listId=www_skms_it03a, Zugriff: 01.03.2026.
- Deutsche Bundesbank (2026b): Geldmarktsätze, <https://www.bundesbank.de/de/statistiken/geld-und-kapitalmaerkte/zinssaetze-und-renditen/geldmarktsaetze-650668>, Zugriff: 01.03.2026.
- Dong, F. / Doukas, J. A. (2020): When Fund Management Skill Is More Valuable? *European Financial Management*, Vol. 26(2), 455–502.
- Døskeland, T. M. / Sjuve, A. / Ørpetveit, A. (2025): Do Fees Matter? Investor's Sensitivity to Active Management Fees. *Journal of Empirical Finance*, Vol. 81(2), 1–14.
- Elyasiani, E. / Ryčkov, O. / Stetsyuk, I. (2022): Do Real Estate Mutual Fund Managers Create Value? *The Quarterly Review of Economics and Finance*, Vol. 86, 396–406.

- Erlei, M. / Leschke, M. / Sauerland, D. (2016): *Institutionenökonomik* (3. Aufl.), Stuttgart: Schäffer-Poeschel.
- Evans, R. B. (2010): Mutual Fund Incubation. *The Journal of Finance*, Vol. 65(4), 1581–1611.
- Fama, E. F. (1970): Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, Vol. 25(2), 383–417.
- Fama, E. F. (1991): Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, Vol. 46(5), 1575–1617.
- Fama, E. F. / French, K. R. (1993): Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics*, Vol. 33(1), 3–56.
- Fama, E. F. / French, K. R. (1996): Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies. *The Journal of Finance*, Vol. 51(1), 55–84.
- Fama, E. F. / French, K. R. (2004): The Capital Asset Pricing Model: Theory and Evidence. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 18(3), 25–46.
- Fama, E. F. / French, K. R. (2010): Luck versus Skill in the Cross-Section of Mutual Fund Returns. *The Journal of Finance*, Vol. 65(5), 1915–1947.
- Fama, E. F. / French, K. R. (2015): A Five-Factor Asset Pricing Model. *Journal of Financial Economics*, Vol. 116(1), 1–22.
- Finanzfluss (2026): ETF Suche, https://www.finanzfluss.de/informer/etf/suche?asset_class=equity&sortBy=releaseDate&sortDirection=asc, Zugriff: 01.03.2026.
- Fischer, S. (1977): Long-Term Contracting, Sticky Prices, and Monetary Policy: A Comment. *Journal of Monetary Economics*, Vol. 3(3), 317–323.
- Flanagan, T. (2025): The Value of Bank Lending. *The Journal of Finance*, Vol. 80(4), 2017–2061.
- Frazzini, A. / Lamont, O. A. (2008): Dumb Money: Mutual Fund Flows and the Cross-Section of Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, Vol. 88(2), 299–322.
- French, K. R. (2008): Presidential Address: The Cost of Active Investing. *The Journal of Finance*, Vol. 63(4), 1537–1573.
- French, K. R. / Schwert, G. W. / Stambaugh, R. F. (1987): Expected Stock Returns and Volatility. *Journal of Financial Economics*, Vol. 19(1), 3–29.

- French, K. R. (2026): Current Research Returns, https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html, Zugriff: 01.03.2026.
- García, D. / Vanden, J. M. (2009): Information Acquisition and Mutual Funds. *Journal of Economic Theory*, Vol. 144(5), 1965–1995.
- Gârleanu, N. / Pedersen, L. H. (2018): Efficiently Inefficient Markets for Assets and Asset Management. *The Journal of Finance*, Vol. 73(4), 1663–1712.
- Gârleanu, N. / Pedersen, L. H. (2022): Active and Passive Investing: Understanding Samuelson's Dictum. *Review of Asset Pricing Studies*, Vol. 12(2), 389–446.
- Gennaioli, N. / Shleifer, A. / Vishny, R. (2015): Money Doctors. *The Journal of Finance*, Vol. 70(1), 91–114.
- Gil-Bazo, J. / Ruiz-Verdú, P. (2009): The Relation between Price and Performance in the Mutual Fund Industry. *The Journal of Finance*, Vol. 64(5), 2153–2183.
- Gonzalez, T. A. / Dyakov, T. / Inhoffen, J. / Wipplinger, E. (2024): Crowding of International Mutual Funds. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 164, 1–17.
- Grossman, S. J. / Stiglitz, J. E. (1980): On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. *American Economic Review*, Vol. 70(3), 393–408.
- Gruber, M. J. (1996): Another Puzzle: The Growth in Actively Managed Mutual Funds. *The Journal of Finance*, Vol. 51(3), 783–810.
- Hammami, Y. / Oueslati, A. (2017): Measuring Skill in the Islamic Mutual Fund Industry: Evidence from GCC Countries. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 49(4), 15–31.
- Hammouda, A. / Saeed, A. / Vidal, M. / Vidal-García, J. (2023): On the Short-Term Persistence of Mutual Fund Performance in Europe. *Research in International Business and Finance*, Vol. 65(2), 101963.
- Hansen, L. P. (1982): Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators. *Econometrica*, Vol. 50(4), 1029–1054.
- Harvey, C. R. / Liu, Y. (2020): False (and Missed) Discoveries in Financial Economics. *The Journal of Finance*, Vol. 75(5), 2503–2553.
- Harvey, C. R. / Liu, Y. (2022): Luck versus Skill in the Cross Section of Mutual Fund Returns: Reexamining the Evidence. *The Journal of Finance*, Vol. 77(3), 1921–1966.

- Harvey, C. R. / Liu, Y. / Zhu, H. (2016): ... and the Cross-Section of Expected Returns. *Review of Financial Studies*, Vol. 29(1), 5–68.
- Hatzinger, R. / Hornik, K. / Nagel, H. / Maier, M. J. (2014): *R – Einführung durch angewandte Statistik* (2. Aufl.), Hallbergmoos: Pearson.
- Haugen, R. A. / Baker, N. L. (1996): Commonality in the Determinants of Expected Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, Vol. 41(3), 401–439.
- Hayek, F. A. (1945): The Use of Knowledge in Society. *The American Economic Review*, Vol. 35(4), 519–530.
- Huang, L. / Lee, W. Y. / Rennie, C. G. (2025): Bond Mutual Fund Performance: Evidence from the Skill Ratio and False Discovery Rate. *The Financial Review*, Vol. 60(3), 865–894.
- Huang, R. / Asteriou, D. / Pouliot, W. (2020): A Reappraisal of Luck versus Skill in the Cross-Section of Mutual Fund Returns. *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol. 176(8), 166–187.
- Ibert, M. / Kaniel, R. / van Nieuwerburgh, S. / Vestman, R. (2018): Are Mutual Fund Managers Paid for Investment Skill? *Review of Financial Studies*, Vol. 31(2), 715–772.
- Investment Company Institute (2025): Ownership of Mutual Funds and Shareholder Sentiment, 2025. ICI Research Perspective, Vol. 31(8), 1–18, <https://www.ici.org/system/files/2025-11/per31-08.pdf>, Zugriff: 01.03.2026.
- Jegadeesh, N. / Titman, S. (1993): Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. *The Journal of Finance*, Vol. 48(1), 65–91.
- Jehle, G. A. / Reny, P. J. (2011): *Advanced Microeconomic Theory* (3. Aufl.), Harlow: Pearson Education.
- Jensen, M. C. (1968): The Performance of Mutual Funds in the Period 1945–1964. *The Journal of Finance*, Vol. 23(2), 389–416.
- Jensen, M. C. / Meckling, W. H. (1976): Theory of the Firm: Managerial Behavior, Agency Costs and Ownership Structure. *Journal of Financial Economics*, Vol. 3(4), 305–360.
- Jiao, W. / Karolyi, G. A. / Ng, D. (2025): Country Rotation and International Mutual Fund Performance. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 60(8), 1–33.

- Jones, R. C. / Wermers, R. (2011): Active Management in Mostly Efficient Markets. *Financial Analysts Journal*, Vol. 67(6), 29–45.
- JustETF (2026): ETF-Suche,
<https://www.justetf.com/de/search.html?search=ETFS&assetClass=class-equity&sortOrder=asc&sortField=inceptionDate>, Zugriff: 01.03.2026.
- Kacperczyk, M. / van Nieuwerburgh, S. / Veldkamp, L. (2016): A Rational Theory of Mutual Funds' Attention Allocation. *Econometrica*, Vol. 84(2), 571–626.
- Khorana, A. / Servaes, H. / Tufano, P. (2009): Mutual Fund Fees Around the World. *Review of Financial Studies*, Vol. 22(3), 1279–1310.
- Kooli, M. / Stetsyuk, I. (2021): Are Hedge Fund Managers Skilled? *Global Finance Journal*, Vol. 49(3).
- Kosowski, R. / Wermers, R. / Timmermann, A. / White, H. L. (2006): Can Mutual Fund 'Stars' Really Pick Stocks? New Evidence from a Bootstrap Analysis. *The Journal of Finance*, Vol. 61(6), 2551–2595.
- Kosowski, R. (2011): Do Mutual Funds Perform When It Matters Most to Investors? U.S. Mutual Fund Performance and Risk in Recessions and Expansions. *Quarterly Journal of Finance*, Vol. 1(3), 607–664.
- Kostovetsky, L. (2016): Whom Do You Trust? Investor–Advisor Relationships and Mutual Fund Flows. *Review of Financial Studies*, Vol. 29(4), 898–936.
- Krohn, I. / Mende, A. / Moore, M. / Raman, V. (2017): Performance, Persistence, and Pay: A New Perspective on CTAs. WBS Finance Group Research Paper Nr. 238.
- Kumar, S. / Vivek, Y. / Ravi, V. / Bose, I. (2025): A Comprehensive Review of Causal Inference in Banking, Finance, and Insurance. *ACM Computing Surveys*, Vol. 57(12), 1–36.
- Lakonishok, J. / Shleifer, A. / Vishny, R. W. (1992): The Structure and Performance of the Money Management Industry. *Brookings Papers on Economic Activity: Microeconomics*, Vol. 23(2), 339–391.
- Lazar, N. (2010): Ockham's Razor. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, Vol. 2(2), 243–246.
- Lee, C.-F. / Rahman, S. (1990): Market Timing, Selectivity, and Mutual Fund Performance: An Empirical Investigation. *The Journal of Business*, Vol. 63(2), 261–278.

- Leippold, M. / Rueegg, R. (2020): How Rational and Competitive Is the Market for Mutual Funds? *Review of Finance*, Vol. 24(3), 579–613.
- Li, C. W. / Tiwari, A. / Tong, L. (2017): Investment Decisions under Ambiguity: Evidence from Mutual Fund Investor Behavior. *Management Science*, Vol. 63(8), 2509–2528.
- Light, N. / Stetsyuk, I. (2022): Puzzle Solved? A Comprehensive Analysis of Hedge Fund-Like Mutual Funds According to the Value-Added Paradigm. *Journal of Asset Management*, Vol. 23(3), 256–275.
- Linnainmaa, J. T. (2013): Reverse Survivorship Bias. *The Journal of Finance*, Vol. 68(3), 789–813.
- Lintner, J. (1965a): Security Prices, Risk, and Maximal Gains from Diversification. *The Journal of Finance*, Vol. 20(4), 587–615.
- Lintner, J. (1965b): The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 47(1), 13–37.
- Lipper (2025): Lipper Global Classifications, <https://lipperalpha.refinitiv.com/wp-content/uploads/2016/01/LipperGlobalClassifications2025.pdf>, Zugriff: 01.03.2026.
- Liu, F. / Sercu, P. / Vandebroek, M. (2015): Orthogonalized Regressors and Spurious Precision, with an Application to Currency Exposures. *Journal of International Money and Finance*, Vol. 51(2), 245–263.
- Liu, G. (2020): Data Quality Problems Troubling Business and Financial Researchers: A Literature Review and Synthetic Analysis. *Journal of Business & Finance Librarianship*, Vol. 25(3-4), 315–371.
- Ma, L. / Tang, Y. / Gómez, J.-P. (2019): Portfolio Manager Compensation in the U.S. Mutual Fund Industry. *The Journal of Finance*, Vol. 74(2), 587–638.
- Markowitz, H. (1952): Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, Vol. 7(1), 77–91.
- Massa, M. / Schumacher, D. (2020): Information Barriers in Global Markets: Evidence from International Subcontracting Relationships. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 55(6), 2037–2072.
- McCourt, M. (2018): Estimating Skill in Private Equity Performance Using Market Data. SSRN Electronic Journal Working Paper.

- Merton, R. C. (1973): An Intertemporal Capital Asset Pricing Model. *Econometrica*, Vol. 41(5), 867–887.
- Mishkin, F. S. / Eakins, S. G. (2012): *Financial Markets and Institutions* (7. Aufl.), Boston/Munich: Pearson Education.
- Morgan, I. G. (1976): Stock Prices and Heteroscedasticity. *The Journal of Business*, Vol. 49(4), 496–508.
- Mossin, J. (1966): Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, Vol. 34(4), 768–783.
- Mullainathan, S. / Schwartzstein, J. / Shleifer, A. (2008): Coarse Thinking and Persuasion. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 123(2), 577–619.
- Newey, W. K. / West, K. D. (1987): A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. *Econometrica*, Vol. 55(3), 703–708.
- Novy-Marx, R. (2013): The Other Side of Value: The Gross Profitability Premium. *Journal of Financial Economics*, Vol. 108(1), 1–28.
- Pape, U. (2018): *Grundlagen der Finanzierung und Investition: Mit Fallbeispielen und Übungen* (4. Aufl.), Berlin: De Gruyter.
- Pasek, J. / Tahk, A. / Culter, G. / Schwemmler, M. (2025): weights: Weighting and Weighted Statistics (R package documentation), <https://cran.r-project.org/web/packages/weights/weights.pdf>, Zugriff: 01.03.2026.
- Pástor, L. / Stambaugh, R. F. (2012): On the Size of the Active Management Industry. *Journal of Political Economy*, Vol. 120(4), 740–781.
- Pástor, L. / Stambaugh, R. F. / Taylor, L. A. (2015): Scale and Skill in Active Management. *Journal of Financial Economics*, Vol. 116(1), 23–45.
- Pástor, L. / Stambaugh, R. F. / Taylor, L. A. (2020): Fund Tradeoffs. *Journal of Financial Economics*, Vol. 138(3), 614–634.
- Patton, A. J. / Weller, B. M. (2020): What You See Is Not What You Get: The Costs of Trading Market Anomalies. *Journal of Financial Economics*, Vol. 137(2), 515–549.
- Pedersen, L. H. (2015): *Efficiently Inefficient: How Smart Money Invests and Market Prices Are Determined* (1. Aufl.), Princeton, NJ: Princeton University Press.

- Pedersen, L. H. (2018): Sharpening the Arithmetic of Active Management. *Financial Analysts Journal*, Vol. 74(1), 21–36.
- Perold, A. F. / Salomon, R. S. Jr. (1991): The Right Amount of Assets under Management. *Financial Analysts Journal*, Vol. 47(3), 31–39.
- Petajisto, A. (2009): Why Do Demand Curves for Stocks Slope Down? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 44(5), 1013–1044.
- Pollet, J. M. / Wilson, M. (2008): How Does Size Affect Mutual Fund Behavior? *The Journal of Finance*, Vol. 63(6), 2941–2969.
- Porras, E. R. (2011): *The Cost of Capital* (1. Aufl.), London: Palgrave Macmillan.
- Richards, A. J. (1997): Winner–Loser Reversals in National Stock Market Indices: Can They Be Explained? *The Journal of Finance*, Vol. 52(5), 2129–2144.
- Rohleder, M. / Scholz, H. / Wilkens, M. (2011): Survivorship Bias and Mutual Fund Performance: Relevance, Significance, and Methodical Differences. *Review of Finance*, Vol. 15(2), 441–474.
- Roll, R. (1977): A Critique of the Asset Pricing Theory's Tests Part I: On Past and Potential Testability of the Theory. *Journal of Financial Economics*, Vol. 4(2), 129–176.
- Rosenberg, B. / Reid, K. / Lanstein, R. (1985): Persuasive Evidence of Market Inefficiency. *Journal of Portfolio Management*, Vol. 11(3), 9–16.
- Ross, S. A. (1976): The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic Theory*, Vol. 13(3), 341–360.
- Roussanov, N. / Ruan, H. / Wei, Y. (2021): Marketing Mutual Funds. *Review of Financial Studies*, Vol. 34(6), 3045–3094.
- Sharpe, W. F. (1964): Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *The Journal of Finance*, Vol. 19(3), 425–442.
- Sharpe, W. F. (1966): Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, Vol. 39(1), 119–138.
- Sharpe, W. F. (1991): The Arithmetic of Active Management. *Financial Analysts Journal*, Vol. 47(1), 7–9.
- Shiller, R. J. (2003): From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 17(1), 83–104.

- Shmueli, G. / Bruce, P. C. / Gedeck, P. / Patel, N. R. (2020): *Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications in Python* (1. Aufl.), Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Siegel, S. (1957): Nonparametric Statistics. *The American Statistician*, Vol. 11(3), 13–19.
- Simon, H. A. (1955): A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 69(1), 99–118.
- Simon, H. A. (1972): Theories of Bounded Rationality, in: C. B. McGuire / R. Radner (Hrsg.), *Decision and Organization*, Amsterdam: Elsevier, 161–176.
- Solomon, D. H. / Soltes, E. / Sosyura, D. (2014): Winners in the Spotlight: Media Coverage of Fund Holdings as a Driver of Flows. *Journal of Financial Economics*, Vol. 113(1), 53–72.
- Spaulding, D. (2016): Risk-Adjusted Performance Attribution: Why It Makes Sense and How to Do It. *Journal of Performance Measurement*, Vol. 20(4), 42–56.
- Spiegler, R. (2020): A Simple Model of a Money-Management Market with Rational and Extrapolative Investors. *European Economic Review*, Vol. 127(6), 1–8.
- Stambaugh, R. F. / Yuan, Y. (2017): Mispricing Factors. *Review of Financial Studies*, Vol. 30(4), 1270–1315.
- Stambaugh, R. F. (2014): Presidential Address: Investment Noise and Trends. *The Journal of Finance*, Vol. 69(4), 1415–1453.
- Stambaugh, R. F. (2019): Skill and Profit in Active Management. NBER Working Paper Nr. 26027.
- Statistisches Bundesamt (2026): Verbraucherpreisindex: Deutschland, Monate, <https://genesis.destatis.de/datenbank/online/table/61111-0002/table-tool-bar>, Zugriff: 22.03.2026.
- Stigler, G. J. (1961): The Economics of Information. *Journal of Political Economy*, Vol. 69(3), 213–225.
- Storey, J. D. (2002): A Direct Approach to False Discovery Rates. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Vol. 64(3), 479–498.

- Tapver, T. (2022): Luck and Skill in the Performance of Global Equity Funds in Central and Eastern Europe. *Managerial Finance*, Vol. 49(4), 597–619.
- Tobin, J. (1958): Liquidity Preference as Behavior Towards Risk. *The Review of Economic Studies*, Vol. 25(2), 65–86.
- Treynor, J. L. / Mazuy, K. (1966): Can Mutual Funds Outguess the Market? *Harvard Business Review*, Vol. 44(4), 131–136.
- van Binsbergen, J. H. / Opp, C. C. (2019): Real Anomalies. *The Journal of Finance*, Vol. 74(4), 1659–1706.
- van Dijk, F. (2025): The Missing Data Bias in Modern Fund Portfolio Data. SSRN Electronic Journal Working Paper.
- Varian, H. R. (2005): *Intermediate Microeconomics: A Modern Approach* (7. Aufl.), New York, NY: Norton.
- Vidal-García, J. (2013): The Persistence of European Mutual Fund Performance. *Research in International Business and Finance*, Vol. 28(3), 45–67.
- Wójcik, D. / Urban, M. / Dörry, S. (2022): Luxembourg and Ireland in Global Financial Networks: Analysing the Changing Structure of European Investment Funds. *Transactions of the Institute of British Geographers*, Vol. 47(2), 514–528.
- Wooldridge, J. M. (2001): Applications of Generalized Method of Moments Estimation. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 15(4), 87–100.
- Wooldridge, J. M. (2013): *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (5. Aufl.), Mason, OH: Cengage Learning.
- Zaremba, A. / Kizys, R. / Raza, M. W. (2020): The Long-Run Reversal in the Long Run: Insights from Two Centuries of International Equity Returns. *Journal of Empirical Finance*, Vol. 55, 177–199.
- Zhu, M. (2018): Informative Fund Size, Managerial Skill, and Investor Rationality. *Journal of Financial Economics*, Vol. 130(1), 114–134.

Folgende Bände sind bisher in dieser Reihe erschienen:

Band 1 (2020)

P. an de Meulen / T. Christiaans / M. Drewes / S. Frohwerk / M. Göke / P. Hennecke / T. Holtfort / K. Obermann / L. Rebeggiani / A. Spermann / C. Thiel-scher / A.-K. Voit / C. B. Wilke / M. Wohlmann

[Was kostet uns Corona? Volkswirtschaftliche Auswirkungen einer globalen Pandemie](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-168-7 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-169-4 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 2 (2021)

A. M. Prasuhn / C. B. Wilke

[Reformoption Bürgerversicherung? Eine Nutzwertanalyse vor dem Hintergrund aktueller und künftiger Herausforderungen des deutschen Krankenversicherungssystems](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-172-4 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-173-1 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 3 (2021)

C. Fritsche

[On Migration and Immigration Policy in Europe](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-220-2 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-221-9 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 4 (2022)

L. Rebeggiani / C. Roppel / F. Schrickel

[Gibt es in Deutschland zu viele Krankenkassen?](#)

[Eine Analyse der Wettbewerbsintensität in der gesetzlichen Krankenversicherung Deutschlands](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-254-7 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-255-4 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 5 (2022)

L. Rebeggiani / M. Drewes

[Wettbewerb und Wettbewerbspolitik im Sport: Booklet zur 25. Jahrestagung des Arbeitskreises Sportökonomie](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-272-1 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-273-8 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 6 (2022)

E. Großpietsch

[Challenges for Nursing Schools due to Digitalisation](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-296-7 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-297-4 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 7 (2023)

S. Bär / C. Benkel / T. Bezold / P. Biebl / M. Breuer / O. Budzinski / S. Chatrath / F. Daumann / S. Faulstich / A. Feddersen / B. Frick / F. Gassmann / J. Hell / L. M. Hoang / I. Hugaerts / A. Kladroba / T. Könecke / P. Kunz-Kaltenhäuser / M. Kurscheidt / K. Lindt / L. Mortsiefer / G. Nufer / L. Rebeggiani / B. Römmelt / H. Schunk / V. Spindler / A. Stickel / L. Thieme / G. Trosien

[Wettbewerb und Wettbewerbspolitik im Sport: Sammelband zur 25. Jahrestagung des Arbeitskreises Sportökonomie](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-364-3 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-365-0 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 8 (2023)

C. B. Wilke

[Pension Reforms in the Nordic Countries and Germany](#)

[Conference Proceedings of the 2024 Annual Meeting of the German Society for Demography \(DGD\) by the Working Group on Demographic and Social Developments](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-386-5 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-387-2 ISSN (eBook) 2701-9411

Band 9 (2026)

M. M. Weigel

[Die wirtschaftspolitischen Reformen von Javier Milei: Theoretische Einordnung und empirische Analyse ihrer Auswirkungen auf die argentinische Wirtschaft](#)

ISBN (Print) 978-3-89275-440-4 ISSN (Print) 2701-9403

ISBN (eBook) 978-3-89275-441-1 ISSN (eBook) 2701-9411

Forschungsstark und praxisnah

FOM. Die Hochschule. Für Berufstätige.

FOM Hochschulzentrum
Düsseldorf

Rund 45.000 Studierende, mehr als 20 Forschungseinrichtungen und 500 Veröffentlichungen im Jahr – damit zählt die FOM zu den größten und forschungsstärksten Hochschulen Europas. Initiiert durch die Stiftung für internationale Bildung und Wissenschaft folgt sie einem klaren Bildungsauftrag: Berufstätige und Abiturienten durch qualitativ hochwertige und bezahlbare Studiengänge akademisch zu qualifizieren. Als gemeinnützige Hochschule ist die FOM nicht gewinnorientiert, sondern reinvestiert sämtliche Gewinne – unter anderem in die Lehre und Forschung.

Die FOM ist staatlich anerkannt und bietet mehr als 60 praxisorientierte Bachelor- und Master-Studiengänge an. Studiert wird im Campus-Studium+ mit Vorlesungen im Hörsaal und virtuellen Anteilen oder komplett ortsunabhängig im Digitalen Live-Studium.

Lehrende und Studierende forschen an der FOM in einem großen Forschungsbereich aus hochschuleigenen Instituten und KompetenzCentren. Dort werden anwendungsorientierte Lösungen für betriebliche und gesellschaftliche Problemstellungen generiert. Aktuelle Forschungsergebnisse fließen unmittelbar in die Lehre ein und kommen so den Unternehmen und der Wirtschaft insgesamt zugute.

Zudem fördert die FOM grenzüberschreitende Projekte und Partnerschaften im europäischen und internationalen Forschungsraum. Durch Publikationen, über Fachtagungen, wissenschaftliche Konferenzen und Vortragsaktivitäten wird der Transfer der Forschungs- und Entwicklungsergebnisse in Wissenschaft und Wirtschaft sichergestellt.

Alle Institute und KompetenzCentren unter
fom.de/forschung



ISBN (Print) 978-3-89275-444-2
ISBN (eBook) 978-3-89275-445-9

ISSN (Print) 2701-9403
ISSN (eBook) 2701-9411



KCV KompetenzCentrum
für angewandte Volkswirtschaftslehre
der FOM Hochschule für Oekonomie & Management

FOM Hochschule

Mit rund 45.000 Studierenden ist die FOM eine der größten Hochschulen Europas und führt seit 1993 Studiengänge für Berufstätige durch, die einen staatlich und international anerkannten Hochschulabschluss (Bachelor/Master) erlangen wollen.

Die FOM ist der anwendungsorientierten Forschung verpflichtet und verfolgt das Ziel, adaptionsfähige Lösungen für betriebliche bzw. wirtschaftsnahe oder gesellschaftliche Problemstellungen zu generieren. Dabei spielt die Verzahnung von Forschung und Lehre eine große Rolle: Kongruent zu den Masterprogrammen sind Institute und KompetenzCentren gegründet worden. Sie geben der Hochschule ein fachliches Profil und eröffnen sowohl Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern als auch engagierten Studierenden die Gelegenheit, sich aktiv in den Forschungsdiskurs einzubringen.

Weitere Informationen finden Sie unter [fom.de](https://www.fom.de)

KCV

Das KCV KompetenzCentrum für angewandte Volkswirtschaftslehre deckt ein breites Spektrum von der mikro- zur makroökonomischen sowie von der theoretischen zur empirischen Forschung ab. Besondere inhaltliche Schwerpunkte liegen in den großen Herausforderungen unserer Zeit: dem demografischen Wandel, der Globalisierung, dem Klimawandel sowie der Digitalisierung.

Neben dieser inhaltlichen Ausrichtung übernimmt das KCV eine Querschnittsfunktion im Bereich der Methodik und Data Literacy an der FOM Hochschule, indem fächerübergreifend vernetztes, analytisches Denken gefördert und sowohl für die Forschung als auch für die Lehre nutzbar gemacht wird.

Weitere Informationen finden Sie unter [fom-kcv.de](https://www.fom-kcv.de)



Der Wissenschaftsblog der FOM Hochschule bietet Einblicke in die vielfältigen Themen, zu denen an der FOM geforscht wird: [fom-blog.de](https://www.fom-blog.de)