
Kryptowährungen in der Asset-Allokation: Eine empirische Untersuchung auf Basis eines beispielhaften deutschen Multi-Asset-Portfolios

TOBIAS N. GLAS UND THORSTEN PODDIG

Tobias N. Glas, Lehrstuhl für ABWL, Universität Bremen, E-Mail: glas@uni-bremen.de
Thorsten Poddig, Lehrstuhl für ABWL, Universität Bremen, E-Mail: poddig@uni-bremen.de

Zusammenfassung: Dieser Artikel zeigt, dass eine Beimischung von Kryptowährungen in ein Portfolio, bestehend aus mehreren deutschen Asset-Klassen, mit Vorsicht zu betrachten ist. Auf Grund einer hohen realisierten Volatilität werden Kryptowährungen unter einem Markowitz- und Risikoparitätsansatz nur geringfügig in ein Referenzportfolio aufgenommen. Gleichzeitig wird die Aufnahme der Kryptowährungen durch Mean-Variance-Spanning-Tests nicht unterstützt. Ferner stellt die Handelbarkeit dieser neuen Asset-Klasse sowie ihre Datenverfügbarkeit Probleme dar, die die Ergebnisse verfälschen könnte.

Summary: This article shows that the inclusion of cryptocurrencies to a portfolio consisting of several German asset classes should be viewed with caution. Due to a high realized volatility, cryptocurrencies are only marginally included in a reference portfolio constructed by using a Markowitz and a risk-parity approach. At the same time, the inclusion of cryptocurrencies is not supported by mean-variance-spanning tests. Furthermore, the tradability of this new asset class and its data availability pose additional problems such that our disappointing results may be even biased in favor of cryptocurrencies.

→ JEL classification: E10, F31, G11, G12, G15

→ Keywords: Cryptocurrencies, asset allocation, mean-variance optimization, risk parity

I Der Aufstieg einer neuen Asset-Klasse

I.1 Erster Überblick

Heutzutage sind Kryptowährungen wie Bitcoin, Ethereum und Ripple allen bekannt. Medienunternehmen berichten beständig über neue Rekordhochs, Hacking-Attacken oder die hohe Volatilität der digitalen Währungen. Die Performance von Bitcoin betrug alleine im Jahr 2017 +1318 Prozent. Solche Zahlen erregen die Aufmerksamkeit von institutionellen sowie privaten Investoren als auch die von Akademikern. Basierend auf der Arbeit von Nakamoto (2008) ist Bitcoin mehr als eine digitale Währung. Die technologische Basis von Bitcoin, die Blockchain, wurde von vielen Start-Ups, Banken, Kryptowährungen und anderen Institution adaptiert.

Seit der Einführung von Bitcoin entstanden viele weitere elektronische Währungen. Laut coinmarketcap.com werden derzeit weltweit 1547 (Stand: 20.2.2018) verschiedene Kryptowährungen aktiv gehandelt. All diese Währungen zusammen vereinen einen Marktwert von etwa 407,61 Milliarden Euro (<https://coinmarketcap.com>, Stand: 20.2.2018). Die Marktkapitalisierung des DAX beträgt zum selben Zeitpunkt circa 1203,99 Milliarden Euro und ist damit „nur“ ungefähr dreimal so groß wie der Kryptowährungsmarkt. Hier muss jedoch darauf verwiesen werden, dass die Lebenszeit von virtuellen Währungen nur relativ kurz ist. Auf der Website deadcoins.com werden aktuell 726 Kryptowährungen geführt (circa 50 Prozent des aktuellen, aktiven Universums), die nicht mehr aktiv gehandelt beziehungsweise genutzt werden (<https://deadcoins.com/>, Stand: 20.2.2018). Diese Tatsache führt zu einem Problem. Um als Investor von dieser jungen Asset-Klasse profitieren zu können, spielen zwei Begleitumstände eine wichtige Rolle. Erstens besteht die Gefahr, dass eine virtuelle Währung die Aufmerksamkeit des Marktes verliert und damit „stirbt“. Dieses Risiko kann ex ante nicht umgangen werden. Zweitens zeigt Glas (2019), dass Kryptowährungen im Mittel eine durchschnittliche Monatsrendite von circa 0 Prozent erwirtschaften und dass das Anlageuniversum durch die extreme Performance einzelner Währungen getrieben ist. Diese Verzerrung lässt die Investition in Kryptowährungen vergleichbar zum Spielen von Lotto erscheinen.

Damit stellt sich auch die Frage, ob es sinnvoll erscheint, diese junge Asset-Klasse als eine Ergänzung für die typische Multi-Asset-Allokation zu betrachten. Chen, Guo und Wang (2018) untersuchen die Auswirkungen einer Aufnahme des CRIX-Index (Trimborn und Härdle 2017) in ein repräsentatives US-Multi-Asset-Portfolio. Durch eine Aufwärtsverschiebung der Effizienzkurve unter einem Markowitz-Ansatz erscheint die Aufnahme von Kryptowährungen in die Asset-Allokation bei Chen, Guo und Wang (2018) als vorteilhaft. Diese Vorgehensweise birgt allerdings einige Gefahren. Aufgrund der Konstruktion des CRIX werden große Kryptowährungen (im Sinne von Marktkapitalisierung) deutlich übergewichtet. Bitcoin allein machte von April 2013 bis März 2017 circa 75–90 Prozent der Marktkapitalisierung des gesamten Kryptowährungsuniversums aus. Erst seit April 2017 hat sich dieser Einfluss auf 30–70 Prozent reduziert. Ebenfalls entsteht so ein Survivorship-Bias in den verwendeten Daten, da die Performance einzelner digitaler Währungen ex ante nicht bestimmt werden kann. Daher erscheint es rational, in alle beziehungsweise einen Großteil des existierenden Universums zu investieren. Um das eingegangene Risiko zu diversifizieren, bietet sich beispielsweise eine naive Gewichtung dieser Assets an. Solch ein Vorgehen führt allerdings zu einer deutlich geringeren Rendite verglichen mit dem CRIX.

An diesem Punkt setzt auch unsere Arbeit an. Wir zeigen den Einfluss von Kryptowährungen auf eine beispielhafte, deutsche Multi-Asset-Allokation in Bezug auf erwartete Rendite und ein-

zugehendes Risiko. Dabei verwenden wir einen Datensatz basierend auf dem bestehenden Kryptowährungsuniversum von April 2013. Zu diesem Zeitpunkt existierten 21 virtuelle Währungen (<https://mapofcoins.com>, Stand: 27.1.2018). Von diesen 21 Kryptowährungen sind heute für acht keine Kursdaten mehr verfügbar. Wir können die Ergebnisse von Chen, Guo und Wang (2018) bestätigen, indem wir ein Portfolio bestehend aus den heute größten und bekanntesten Kryptowährungen in einem Minimum-Varianz-Ansatz berücksichtigen. Zwar verschiebt sich auch hier die Effizienzkurve mit zunehmendem Risiko nach oben (im Vergleich zur Effizienzkurve ohne Kryptowährungen), jedoch wird die Aufnahme dieser neuen Asset-Klasse von Spanning-Tests nicht unterstützt. Auch unter einem risikoparitätischen Ansatz werden Kryptowährungen nur mit einem sehr kleinen Gewicht in die Asset-Allokation integriert. Insgesamt deuten unsere Ergebnisse auf keine nachhaltige und signifikante Verbesserung eines deutschen Multi-Asset-Portfolios durch eine Aufnahme von Kryptowährungen hin.

Dieser Beitrag ist wie folgt gegliedert: Der nächste Abschnitt erklärt kurz die Funktionsweise von Kryptowährungen und der Blockchain.¹ In Kapitel 2 wird die bestehende Literatur zu virtuellen Währungen in Bezug auf Investments und Asset-Pricing vorgestellt. Kapitel 3 beschreibt die verwendeten Daten und Kapitel 4 geht näher auf die Methodik der Mean-Variance-Optimierung ein. Kapitel 5, 6 und 7 widmen sich der Berechnung von Effizienzkurven bei variierenden Zielfunktionen und/oder Nebenbedingungen sowie der Aufnahme von Kryptowährungen in ein bestehendes Multi-Asset-Portfolio. Kapitel 8 fasst die Arbeit zusammen und zieht ein kurzes Fazit.

1.2 Eine Einführung in Kryptowährungen

Bei der Beschreibung von Kryptowährungen sind einige Besonderheiten zu beachten. Am wichtigsten ist die treibende Kraft hinter jeder Währung – die Blockchain- oder auch „Distributed-Ledger“ (zu Deutsch: verteiltes Rechnungsbuch)-Technologie. Die Blockchain repräsentiert eine Kette von Blöcken. Jede Kette beginnt mit einem „Genesis“-Block, den allerersten konstruierten oder geschaffenen Block. Jeder Block in dieser Kette enthält Transaktionsdaten und andere Informationen, abhängig von der spezifischen Blockchain. Sobald eine digitale Währung versendet wird, wird die Transaktion verschlüsselt und an ein Peer-to-Peer (P2P)-Netzwerk von Computern gesendet, die auch Knoten oder „nodes“ genannt werden. Im Allgemeinen werden größere Blockchains von sogenannten „Mining-Pools“ mit großer Rechenleistung betrieben, die für diese Leistung entlohnt werden (Rosenfeld 2011). Sobald eine verschlüsselte Transaktion von dem P2P-Netzwerk empfangen wird, überträgt das System die Transaktionsinformationen an alle verfügbaren Teilnehmer des Netzwerks. Teilnehmer wie Mining-Pools ergreifen die Transaktionsinformationen und verarbeiten diese in einem neuen Block, zusammen mit anderen neuen Transaktionen, bis die maximale Blockgröße erreicht ist. Neben den neuen Transaktionen wird dem entstehenden Block ein Hash-Wert des vorhergehenden Blocks hinzugefügt. Dieser dient dem Anhängen des neuen Blocks an die vorhandene Blockchain. Um diesen Block noch gegen Fälschung zu sichern, muss eine „nonce“ (*number used once*) durch die Trial-and-Error-Methode gefunden werden. Sobald das Problem gelöst ist (was auch als Konsensverfahren bezeichnet wird), wird der Block final an die bestehende Blockchain hinzugefügt und an alle anderen Teilnehmer des P2P-Netzes gesandt. Diese können nun den kürzlich geschaffenen Block verifizieren, indem sie den Hash-Wert des erhaltenen Blocks neu berechnen. Der Teilnehmer, der die „nonce“

1 Der Abschnitt dient alleine dem Verständnis der zugrundeliegenden Technologie und ist für den weiteren Verlauf des Artikels nicht relevant. Deshalb kann dieser Punkt ohne weiteres übersprungen werden.

löst, wird für den Aufwand belohnt, indem er einige digitale Münzen erhält, die mit der Blockchain (zum Beispiel Bitcoin) verbunden sind.

Keiner der Blöcke kann später verändert werden. Die Distributed-Ledger-Technologie und die fehlende Möglichkeit des Überschreibens von zuvor geschaffenen Blöcken schützen das ganze System vor Betrug und menschlichen Fehlern. Dies bedeutet jedoch nicht unbedingt eine funktionierende Blockchain in der Zukunft. Da die Berechnung der „nonce“ im Laufe der Zeit für gewöhnlich schwieriger wird und die maximale Anzahl an Währungseinheiten begrenzt ist, nehmen der Rechenaufwand und damit auch die Transaktionskosten zu. Ab einem gewissen Punkt werden Mining-Pools nur noch die Transaktionen akzeptieren, die am meisten für eine schnelle Abwicklung der Transaktion bezahlen und dafür andere Transaktionen ignorieren, da der Sender selbst einen Preis für die Transaktion festlegen kann.² Mining-Pools können auch zwischen Blockchains wählen. Das bedeutet, sobald eine andere Blockchain ein besseres Kosten-Nutzen-Verhältnis bietet, ist es sinnvoll, zwischen Blockchains zu wechseln.³ Berücksichtigt man auch eine beschränkte Blockgröße für Bitcoin-Transaktionen (aktuell ein Megabyte pro Block), könnte das System eines Tages mit zu vielen Transaktionen überlastet werden. Deshalb entstehen alternative Blockchains/Währungen, die es zum Ziel haben, die genannten Probleme zu beheben.

Neben der Mechanik von Kryptowährungen ist es notwendig zu verstehen, dass keine der virtuellen Münzen einen zugrunde liegenden inneren Wert besitzt und auch nicht in physischer Form besteht. Dies führt zu dem Schluss, dass das ganze System allein auf Vertrauen beziehungsweise Hoffnung basiert. Hier kann eine Analogie zu Gold gezogen werden. Dieses Metall bietet keine größeren Verwendungsmöglichkeiten und hat auch keinen inneren Wert, wird jedoch von Anlegern als sichere Anlageform erachtet. Somit könnten auch Kryptowährungen als eine Art „virtuelles Gold“ gesehen werden. Glaser et al. (2014) beispielsweise zeigen ein Desinteresse von Anlegern an einer alternativen Zahlungsmethode, aber dafür Interesse an einer alternativen Anlageklasse. Für eine weitergehende Darstellung von Initial Coin Offerings (ICOs), eine neue Form der Kapitalbeschaffung, bietet sich der ebenfalls in diesem Heft enthaltene Beitrag von Varmaz und Varmaz (2018) zur weiteren Lektüre an. Abée und Varmaz (2018), auch in diesem Heft, analysieren die Verteilungseigenschaften von Kryptowährungen.

2 Verwandte Literatur

Die bestehende Literatur zu Kryptowährungen im wirtschaftlichen Kontext beziehungsweise zu Kryptowährungen mit einem finanzwirtschaftlichen Bezug ist bisher sehr überschaubar. Es wurden nur wenige bis keine Beiträge in einschlägigen Finanzmagazinen veröffentlicht und befinden sich damit meist noch im Stadium eines Working Papers. Nichtsdestotrotz soll nachfolgend ein erster Einblick in diesen Forschungsstrang geboten werden.

Die meisten bisherigen Studien (unter anderem diese) verwenden nur einen Ausschnitt aus dem bestehenden Kryptouniversum, da sich dieses stetig ändert und noch keine einheitliche Datenbasis gefunden beziehungsweise geschaffen wurde. El Bahrawy et al. (2017) hingegen betrachten

2 Die Website <https://bitcoinfees.earn.com/> enthält Echtzeit-Transaktionskosten.

3 Dies ist allerdings auch abhängig von der genutzten Hardware.

das gesamte Universum zum Stichpunkt Mai 2017. Sie finden heraus, dass das Kryptowährungsuniversum von einigen Konstanten geprägt ist. In dem untersuchten Zeitraum von ungefähr vier Jahren bleiben die Anzahl der gehandelten virtuellen Währungen, die Verteilung des Marktanteils und die relative Größenveränderung zum gesamten Universum mehr oder weniger stabil. Auch finden sie eine durchschnittliche, monatliche Geburtenrate neuer Kryptowährungen von 1,16 Prozent und eine Sterberate von 1,04 Prozent heraus. Neben diesen statistischen Eigenschaften wird ebenfalls versucht, einen repräsentativen Index für das komplette Universum an Kryptowährungen zu konstruieren. Hierbei ist besonders die Arbeit von Trimborn und Härdle (2017) zu nennen. Arbeiten mit speziellem Fokus auf Investments in diese junge Asset-Klasse sind bisher noch übersichtlich. Hubrich (2017) schließt bei seinen Untersuchungen auf eine erfolgreiche Anwendung von den Investmentstilen Momentum, Value und Carry in digitalen Währungen. Auf ein ähnliches Ergebnis für Momentum kommen Rohrbach, Suremann und Osterrieder (2017). Colianni, Rosales und Signorotti (2015) verwenden eine Auswertung von Twitter-Nachrichten, um dadurch den Preis von Bitcoin vorherzusagen. Auch Chen, Guo und Wang (2018) wenden erfolgreich eine Sentiment-Strategie auf Kryptowährungen an. Deren Arbeit ist ebenfalls sehr ähnlich zu der unseren, da sie einen Index für Kryptowährungen in eine US-Multi-Asset-Allokation aufnehmen und dadurch eine Verschiebung der Effizienzkurve unter einem Markowitz-Ansatz (Markowitz 1952) nach oben zeigen. Allerdings ist diese Aufnahme nur für das Minimum-Varianz-Portfolio signifikant und wird für das Tangential-Portfolio durch einen Spanning-Test nicht unterstützt.

Üblicherweise werden solche Spanning-Tests (Test der Aufnahme eines neuen Assets in ein Referenzportfolio) in der Hedge-Fonds-Literatur vorgenommen (vergleiche Agarwal und Naik 2000, Edwards und Liew 1999, Schneeweis und Martin 2001 und Karavas 2000). Auch unsere Arbeit orientiert sich an diesem Standardansatz und soll zeigen, ob eine Aufnahme von Kryptowährungen in ein deutsches Multi-Asset-Portfolio einen signifikanten Mehrwert mit sich bringt.

Eine solche Aufnahme ist besonderes vor dem Hintergrund der aktuellen Niedrigzinspolitik interessant.⁴ Dieses Problem führt damit auch zu der Frage, ob alternativ Kryptowährungen in die Asset-Allokation aufgenommen werden sollten. Um diese Fragestellung näher zu untersuchen, bieten sich verschiedene Vorgehensweisen an. Anfangs sollten die Renditeeigenschaften der aufzunehmenden Asset-Klasse mit den Charakteristika der bestehenden Asset-Klassen verglichen werden. Danach erscheint eine einfache Korrelationsanalyse interessant, um Abhängigkeiten zu untersuchen. Eine sophistiziertere Herangehensweise ist die Untersuchung des Einflusses einer neuen Asset-Klasse auf die Ergebnisse bekannter Portfoliomanagement-Ansätze wie Mean-Variance oder Risk-Parity, basierend auf traditionellen Asset-Klassen. In diesem Zusammenhang werden auch Spanning-Tests angewendet.

4 Zwischen den Jahren 2008 bis 2011 wurden die Leitzinsen weltweit auf historisch niedrige Werte gesenkt, um die Volkswirtschaften der jeweiligen Länder zu stimulieren, welche noch mit den Folgen der Finanzkrise zu kämpfen hatten. Eine solche Maßnahme führt allerdings auch zu fallenden (Staats-) Anleiherenditen, welche 0 bzw. sogar negative Werte annehmen. Das stellt ein bedeutendes Problem für Versicherungen, Pensionskassen, Bausparkassen und Banken dar, da diese gegebene Renditeversprechen nicht mehr ohne weiteres einhalten können. Somit begeben sich diese Finanzinstitute auf eine „hunt for yield“ (Jagd nach Rendite), um das Problem der niedrigen Zinsen zu umgehen. Dabei gewinnen vor allem zu traditionellen Märkten unkorrelierte Strategien an Attraktivität, welche auch in fallenden Marktphasen positive Renditen generieren. Solche Total- oder Absolut-Return-Strategien versuchen durch Timing, Selektion und/oder dem Einsatz von Derivaten eine Marktunabhängigkeit herzustellen und dabei eine konstante, positive Rendite zu erwirtschaften. Auch Faktor-Portfolios, die auf den Erkenntnissen jahrzehntelanger Forschung basieren, werden vermehrt nachgefragt.

3 Daten

Eine erste Analyse wird nun in den folgenden Abschnitten vorgenommen. Hier werden die verwendeten Daten und Asset-Klassen genauer vorgestellt und auf verschiedene Charakteristika davon eingegangen.

3.1 Kryptowährungen

Aktuell befinden sich über 1 500 verschiedene Kryptowährungen im Umlauf. Diese Zahl erhöht sich auf ungefähr 2 200, sobald die „toten“ virtuellen Münzen hinzugezählt werden. Im April des Jahres 2013⁵ existierten dagegen nur etwa 21 verschiedene Währungen. Die Website mapofcoins.com versucht, die Entwicklung des Kryptowährungsuniversums monatsgenau nachzuvollziehen. Anhand dieser Daten konstruieren wir unseren Kryptowährungsdatensatz, um einen möglichen Survivorship-Bias so gut wie möglich zu vermeiden. Die verwendeten Kryptowährungen sind in Tabelle 1 aufgeführt.

Diese Tabelle zeigt die im April 2013 existierenden Kryptowährungen in Anlehnung an die Website mapofcoins.com. Für acht der 21 virtuellen Münzen waren zum Zeitpunkt der Erstellung dieser Arbeit keine Daten verfügbar.

Tabelle 1

Übersicht der verwendeten Kryptowährungen

Kryptowährungen mit verfügbaren Daten	Kryptowährungen ohne verfügbare Daten
Bitcoin (BTC)	Tenebrix (TBX)
Ixcoin (IXC)	Solidcoin (SC)
Peercoin (PPC)	GeistGeld (GG)
Litecoin (LTC)	Devcoin (DVC)
Namecoin (NMC)	Fairbrix (FBX)
Freicoin (FRC)	Liquidcoin (LQC)
Terracoin (TRC)	BBQcoin (BQC)
IOcoin (IOC)	Smallchange (SMC)
Novacoin (NVC)	
Anoncoin (ANC)	
Bytecoin (BCN)	
Feathercoin (FTC)	
Mincoin (MNC)	

Das Datensample der Kryptowährungen besteht damit aus 13 verschiedenen virtuellen Münzen, für die Daten zur Verfügung stehen. Für diese $N = 13$ Währungen laden wir tägliche Kursdaten von der führenden Website für Kryptodaten, coinmarketcap.com, herunter. Gängige Datenban-

5 Ab April 2013 sind ebenfalls die ersten Daten auf der Website coinmarketcap.com verfügbar.

Tabelle 2

Renditeinformationen der Kryptowährungen

Asset	r_{bh} (Prozent)	r_{bhmed} (Prozent)	Rendite (Prozent)	t-Wert	p-Wert	SA (Prozent)	Rendite/ Risiko	Schiefe	Kurtosis
BTC	11 081,87	-	8,42	2,047	0,046	30,799	0,274	2,554	15,043
LTC	5 826,29	-	7,29	1,115	0,270	48,918	0,149	3,476	19,646
BCN	13 095,00	-	11,62	1,352	0,184	55,715	0,209	1,668	7,867
PPC	1 210,62	-	4,59	0,654	0,516	52,564	0,087	3,260	19,677
NMC	189,12	-	1,90	0,267	0,791	53,202	0,036	3,599	21,221
IXC	2 760,18	-	8,27	0,931	0,356	64,729	0,128	0,974	8,811
FRC	-1,35	-	-2,48	-0,002	0,998	89,298	n/a	2,088	12,144
TRC	-57,93	-	-1,55	-0,185	0,854	62,669	n/a	1,386	8,650
IOC	-14,49	-	-0,32	-0,033	0,974	67,906	n/a	0,234	2,871
NVC	56,92	-	0,80	0,126	0,900	47,781	0,017	1,494	6,640
ANC	3 924,30	-	6,97	0,528	0,560	96,065	0,073	1,565	7,672
FTC	378,01	-	2,845	0,321	0,749	65,717	0,043	1,468	8,297
MNC	-24,09	-	-13,125	-1,309	0,199	59,320	n/a	-0,178	2,459
Index	2 957,63	378,01	3,19	0,498	0,621	47,915	0,067	3,148	18,868

r_{bh} ist die kumulierte, diskrete Buy-and-Hold Rendite beginnend mit dem ersten verfügbaren Datenpunkt und endend mit dem letzten verfügbaren Datenpunkt. Da nicht alle digitalen Währungen die gleiche Datenverfügbarkeit (im Sinne von Zeit) aufweisen, können die Zeiträume hier um einige Monate voneinander abweichen. Selbiges gilt für die Median Rendite r_{bhmed} . Die Median-Rendite stellt den Median im Querschnitt (von Index) der kumulierten Buy-and-Hold-Rendite dar. Rendite (Prozent) beschreibt die durchschnittliche, monatliche Log Rendite in Prozent. T-Wert ist die dazugehörige t-Statistik mit der Nullhypothese einer durchschnittlichen Rendite von 0 Prozent und dem korrespondierenden p-Wert. Standardabweichung (SA) gibt die Volatilität der monatlichen Renditen in Prozent an. Rendite/Risiko wird als monatliche Durchschnittsrendite/Standardabweichung berechnet. Schiefe und Kurtosis sind das dritte und vierte Moment der Monatsrenditen. Index bezeichnet ein gleichgewichtetes Portfolio bestehend aus allen 13 verfügbaren Kryptowährungen mit monatlicher Anpassung.

ken (zum Beispiel Bloomberg oder Datastream) verfügen nur über wenige Kryptowährungen-Informationen und sind damit für unser Vorhaben ungeeignet. Die Daten beginnen mit dem 28. April 2013 und enden am 31.12.2017 ($t=1710$ Tage). Die Tagesdaten werden darauffolgend in Monatsenddaten konvertiert ($T=57$ Monate) und von US-Dollar (USD) in Euro (EUR) umgerechnet. Dafür verwenden wir den EUR/USD-Mittelkurs von Thomson Reuters Datastream. Da die bisherige Literatur noch keine Arbeiten zur Datenadjustierung von Kryptowährungen hervorgebracht hat (im Sinne von Ince und Porter 2006), führen wir keine Datenbereinigung durch. BTC, LTC und BCN gehören am Monatsende Dezember 2017 zu den 30 größten, aktiv gehandelten Kryptowährungen weltweit. Um ein genaueres Bild von den verwendeten digitalen Währungen zu bekommen, beinhaltet Tabelle 2 deskriptive Statistiken zu Buy-and-Hold-Renditen, durchschnittlichen Monatsrenditen und die zweiten, dritten und vierten Renditemomente.

Wie bereits in Tabelle 2 zu erkennen ist, erwirtschaftet ein gleichgewichteter Index aller 13 verfügbaren Kryptowährungen eine Buy-and-Hold-Rendite von mehreren tausend Prozent über einen Zeitraum von 57 Monaten. Transaktionskosten werden in dieser Betrachtung vernachlässigt.⁶

6 Transaktionskosten für Kryptowährungen belaufen sich meist auf 0,02–0,2 Prozent pro Trade.

Auch die durchschnittlichen Monatsrenditen sind fast durchweg positiv, jedoch nicht immer signifikant. Insbesondere für den berechneten Index sollten sich die Werte verschlechtern, wäre es möglich gewesen, die sieben toten virtuellen Währungen aus Tabelle 1 in die Analyse einzubeziehen. Ebenfalls zu erwähnen ist die ausgeprägte Rechtsschiefe bei gleichzeitig hoher Kurtosis, welche beide Eigenschaften von Glücksspiel sind. Um ein umfassenderes Bild darstellen zu können, ist es notwendig, traditionelle Asset-Klassen vergleichend gegenüberzustellen.

3.2 Referenz-Assets

Der Fokus nachfolgender Analyse liegt besonders auf deutschen Referenz-Asset-Klassen. Neben deutschen Aktien (Dax 30) werden deutsche Staatsanleihen mit zehnjähriger Laufzeit, der Goldman-Sachs-Commodity-Index (GSCI) in EUR, deutsche Immobilien (RX Reit-Index der Deutschen Börse) und der Euroindex (ein gleichgewichteter Währungskorb bestehend aus USD, GBP, JPY und CHF gegen den EUR) in der Analyse berücksichtigt. Die Daten werden auch hier über den Zeitraum von April 2013 bis Dezember 2017 als Monatsenddaten von Thomson Reuters Datastream heruntergeladen. Tabelle 3 beinhaltet, analog zu Tabelle 2, die deskriptiven Statistiken für diese Assets.

Bereits hier ist ein deutlicher Unterschied zwischen traditionellen Asset-Klassen und den Kryptowährungen als neu entstandener Asset-Klasse erkennbar. Traditionelle Assets weisen eher eine Linksschiefe bei einer niedrigen Kurtosis auf. Ein Unterschied ist auch anhand der Korrelationen in Tabelle 4 zu erkennen. Der gleichgewichtete Index von Kryptowährungen (siehe Tabelle 2) ist nahezu unkorreliert zu den fünf anderen Asset-Klassen.

Ein erstes Zwischenfazit an dieser Stelle führt zu keinem eindeutigen Ergebnis. Für die Aufnahme von Kryptowährungen in eine Multi-Asset-Allokation spricht ihre hohe Rendite, deren positive

Tabelle 3

Renditeinformationen der Referenz-Asset-Klassen

Asset	r_{bh} (Prozent)	r_{bhmed} (Prozent)	Rendite (Prozent)	t-Wert	p-Wert	SA (Prozent)	Rendite/ Risiko	Schiefe	Kurtosis
Aktien	63,23	-	0,88	1,479	0,145	4,429	0,198	-0,136	2,836
Anleihen	17,54	-	0,29	1,413	0,163	1,529	0,189	-0,022	2,303
Rohstoffe	-40,06	-	-0,91	-1,398	0,168	4,893	na	-0,667	3,492
Reits	91,75	-	1,16	2,148	0,036	4,051	0,287	0,023	3,790
FX	-1,84	-	-0,02	-0,080	0,936	1,715	na	-2,131	12,252
Portfolio	26,12	17,54	0,28	1,217	0,229	1,714	0,163	-0,340	2,944

r_{bh} ist die kumulierte, diskrete Buy-and-Hold Rendite beginnend mit dem ersten verfügbaren Datenpunkt und endend mit dem letzten verfügbaren Datenpunkt. Selbiges gilt für die Median Rendite r_{bhmed} . Rendite (Prozent) beschreibt die durchschnittliche, monatliche Log Rendite in Prozent. T-Wert ist die dazugehörige t-Statistik mit der Nullhypothese einer durchschnittlichen Rendite von 0 Prozent und dem korrespondierenden p-Wert. Standardabweichung (SA) gibt die Volatilität der monatlichen Renditen in Prozent an. Rendite/Risiko wird als monatliche Durchschnittsrendite / Standardabweichung berechnet. Schiefe und Kurtosis sind das dritte und vierte Moment der Monatsrenditen. Aktien werden hier durch den DAX 30 repräsentiert, Anleihen sind zehnjährige deutsche Staatsanleihen, als Rohstoffe ist der GSCI in EUR zu verstehen, Immobilien werden durch den RX Reit-Index abgebildet und Währungen beziehungsweise FX werden als der gleichgewichtete Euro-Währungskorb dargestellt. Portfolio bezeichnet ein gleichgewichtetes Portfolio bestehend aus den fünf oben genannten Asset-Klassen.

Tabelle 4

Multi-Asset-Korrelationen

ρ	Kryptowährungen	Aktien	Anleihen	Rohstoffe	Reits	FX
Kryptowährungen	1	0,067	-0,078	-0,064	-0,045	0,159
Aktien		1	0,054	0,086	0,559	-0,223
Anleihen			1	-0,200	0,267	-0,342
Rohstoffe				1	-0,148	-0,097
Reits					1	-0,282
FX						1

Die Tabelle zeigt die Korrelationskoeffizienten zwischen den verschiedenen Asset-Klassen im Zeitraum April 2013 bis Dezember 2017.

Schiefe und die Unkorreliertheit mit traditionellen Assets. Nachteilig sind die hohe Sterberate und die hohe Volatilität. Daher wird nachfolgend untersucht, ob die Aufnahme von Kryptowährungen in ein Multi-Asset-Portfolio zu signifikanten, positiven Veränderungen des Rendite-Risiko Profils führt. Zuvor wird noch näher auf die verwendete Methodik, in diesem Fall Portfoliooptimierung und Signifikanztests, eingegangen.

4 Bildung des Referenzportfolios

Das erste und wohl auch bekannteste Portfoliooptimierungsproblem formuliert Markowitz (1952). Ziel dabei ist es die Varianz eines Portfolios bei gegebener, erwarteter Rendite zu minimieren. Formal lässt sich dieses Problem wie folgt darstellen:

I.1
$$\min_w \sigma_p^2 = \mathbf{w}'\mathbf{V}\mathbf{w}$$

Mit den verschiedenen Nebenbedingungen

I.2
$$\mathbf{r}'\mathbf{w} = r_p^*$$

I.3
$$w_i \geq 0 \text{ für alle } i = 1, \dots, N$$

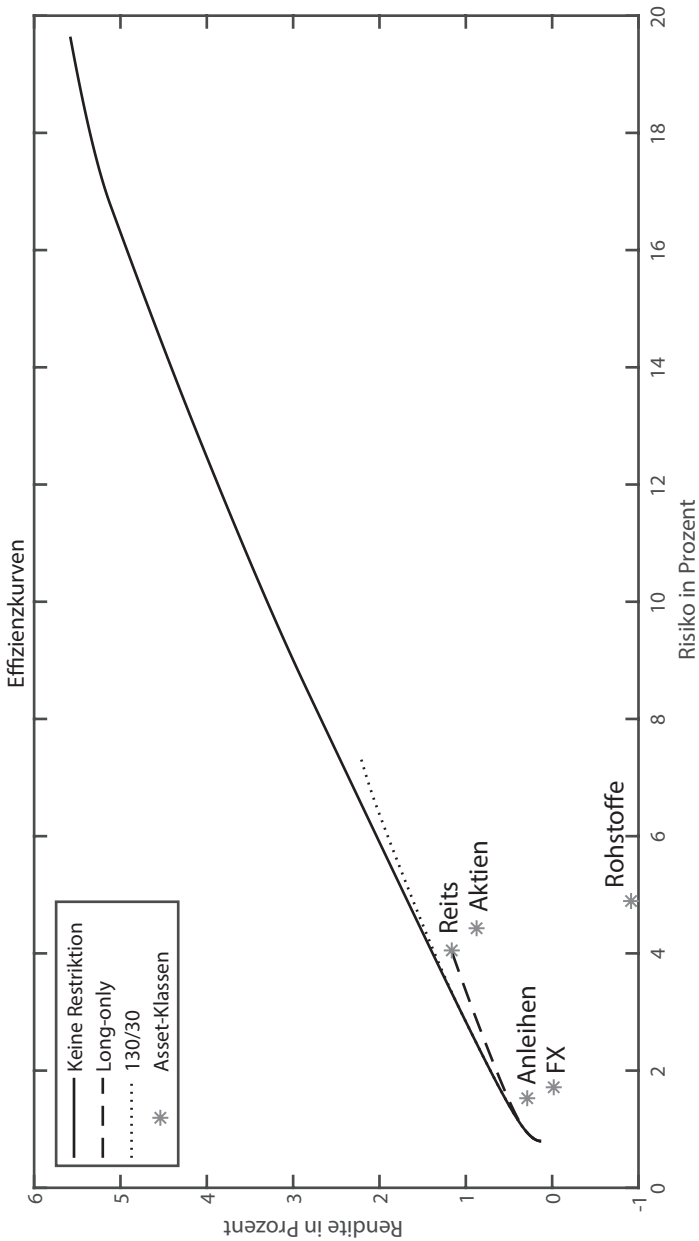
I.4
$$\sum_{i=1}^N w_i = 1 \text{ für alle } i = 1, \dots, N$$

Mit σ_p^2 als Portfoliovarianz, dem $N \times 1$ Vektor der Gewichte \mathbf{w} , der Kovarianz-Matrix \mathbf{V} , den erwarteten Renditen \mathbf{r} und der Portfolio-Zielrenditerestriktion r_p^* . Der effiziente Rand als Menge aller Lösungstupel (σ_p^2, r_p^*) ergibt sich durch das Lösen des Optimierungsproblems für verschiedene r_p^* . Das Minimum-Varianz-Portfolio (MVP) ist das Portfolio mit der geringsten Portfoliovarianz am linken Ende der Effizienzkurve (= effizienter Rand). Das Maximum-Return-Portfolio (MRP) befindet sich am rechten Ende der Effizienzkurve und weist die höchste Portfoliorendite auf.

Das Referenzportfolio K beinhaltet fünf Assets. Dabei handelt es sich um die fünf (deutschen) Asset-Klassen Aktien, Anleihen, Rohstoffe, Reits und Währungen. Wir berechnen zuerst drei Effizienzkurven mit variierenden Nebenbedingungen. Die erste Effizienzkurve wird ohne eine Leerverkaufsbeschränkung bestimmt, indem die Gleichung 1.3 in der Optimierung unberücksichtigt bleibt (üblicher Grenzfall in der Literatur). Die zweite Effizienzgrenze wird ohne Leerverkäufe konstruiert (Long-only-Investor). Die dritte Effizienzgrenze stellt ein 130/30 Portfolio dar, in das

Abbildung 1

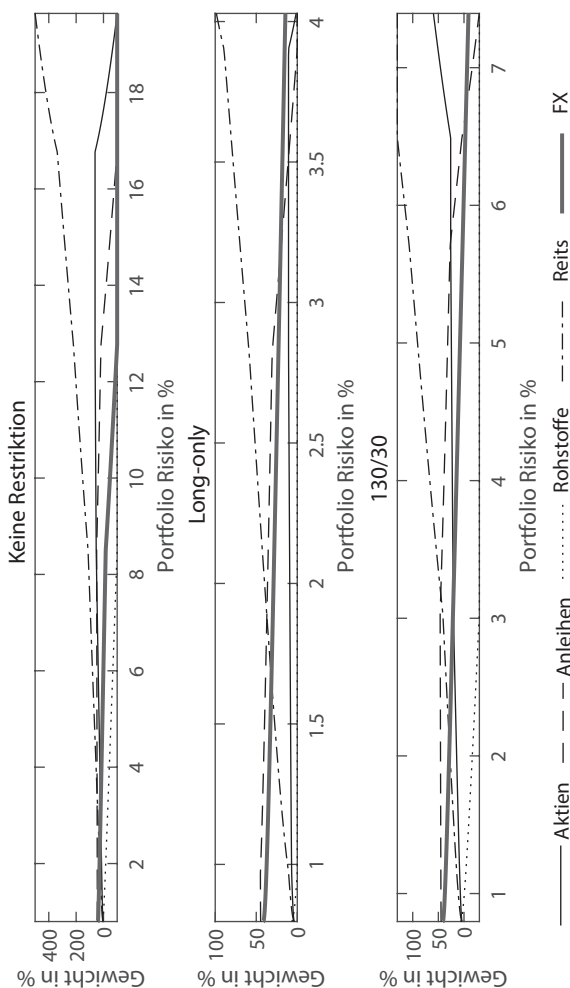
Effizienzkurven des Referenzportfolios



130 Prozent des Kapitals investiert und von dem 30 Prozent des Kapitals leerverkauft werden können (Investor mit geringfügigem Leverage). Des Weiteren zeigen die Übergangsabbildungen die relativen Gewichte der fünf Asset-Klassen für die jeweiligen Effizienzkurvenpunkte. Aus Anschaulichkeitsgründen limitieren wir die Gewichte der Optimierung im „restriktionsfreien“ Fall auf -100 Prozent pro Position, da die Portfoliokonstruktion ansonsten zu weit von tatsächlich implementierbaren Portfolios abweichen würde.

Abbildung 1 zeigt die Effizienzkurven auf Basis der Referenz-Assets für die entsprechenden Optimierungsprobleme. Abbildung 2 stellt die Übergänge der Portfoliogewichtungen bei entsprechendem Risiko dar. Die Optimierung wird als eine reine Ex-post-, also eine einmalige, statische Optimierung pro Zielrendite durchgeführt. Dadurch lassen sich die Ergebnisse einfacher vergleichen, da auf Grund der kurzen Datenhistorie von Kryptowährungen im Falle einer rollierenden Ex-ante-Optimierung zu viele Datenpunkte und damit Information verloren gehen würde. „Rendite in Prozent“ beschreibt die monatliche, erwartete Rendite basierend auf dem historischen Mittelwert

Abbildung 2
Transition der Portfoliogewichte



der Renditen. Das Gleiche gilt für das Portfoliorisiko. Wie bereits in diesen beiden Abbildungen zu erkennen ist, wird die Asset-Klasse Reits in allen drei Varianten deutlich übergewichtet, was an Hand des in Tabelle 3 beschriebenen Rendite-Risiko-Profiles nicht weiter verwunderlich ist. Reits ist ebenfalls die einzige Asset-Klasse, die auf der Effizienzkurve liegt. FX und Rohstoffe haben auf Grund ihrer schlechten Performance im Vergleich zu den anderen Asset-Klassen eine geringere Gewichtung innerhalb der Portfolios.

5 Allokation von Kryptowährungen zum Referenzportfolio

Der Effekt der Aufnahme von Kryptowährungen in ein Benchmark-Portfolio wird für jede der oben bestimmten Effizienzgrenzen untersucht. Abbildung 3 vergleicht die Effizienzkurven der Portfolios K und N+K miteinander. K ist das Portfolio mit den bisherigen Referenz-Asset-Klassen, K+N sind die bisherigen Referenz-Asset-Klassen erweitert um den Index, bestehend aus den oben genannten Kryptowährungen. Hierbei handelt es sich um die Markowitz-Optimierung (fast) ohne Leerverkaufsbeschränkung.

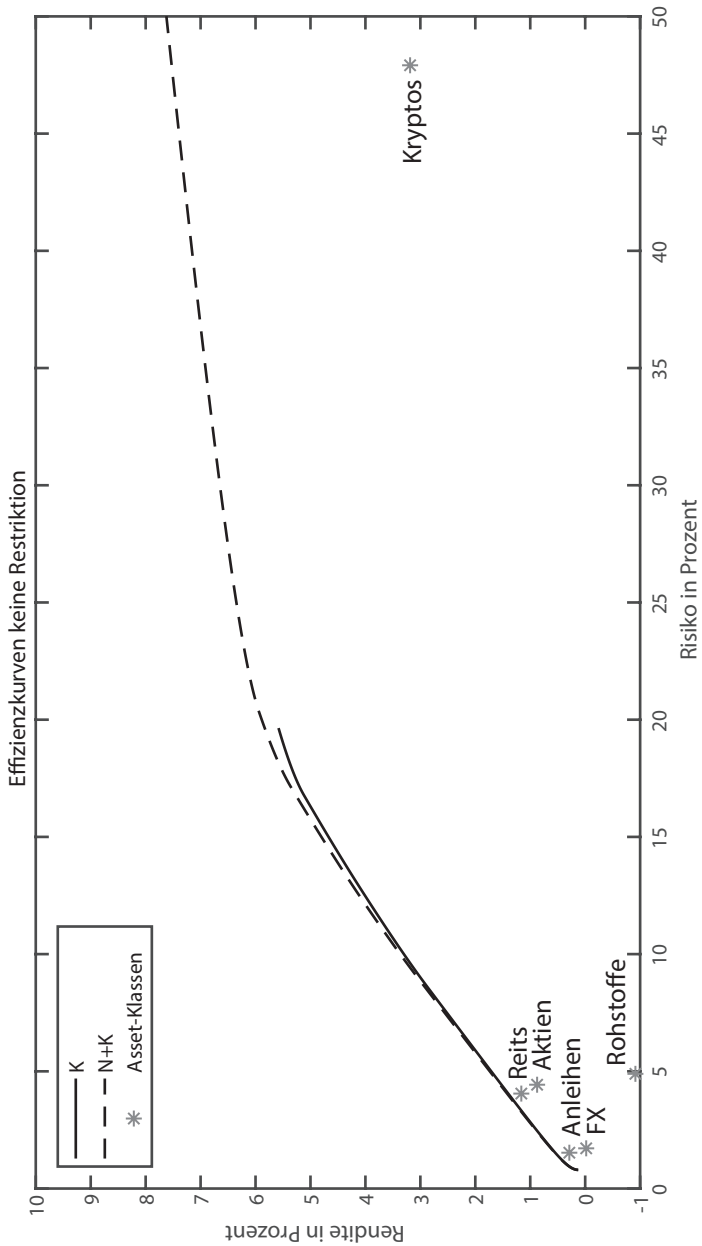
Durch eine Aufnahme von Kryptowährungen in das Benchmark-Portfolio K wird die Effizienzkurve bei gleichem Risiko nach oben verschoben. Selbiges ist auch für die anderen beiden Optimierungsprobleme zu beobachten (Abbildungen 4 und 5). In beiden Fällen erzielen die Effizienzkurven bei selbem Risiko höhere Renditen. Dies ist vor allen Dingen auf die hohe Rendite der Kryptowährungen und der hohen Rechtsschiefe der Renditen zurückzuführen. Würde man jedoch die 8 „toten“ Kryptowährungen (genannt in Tabelle 1) mit betrachten, würde sich die Rendite des hier verwendeten gleichgewichteten Kryptowährungsindex verschlechtern und damit die Effizienzkurven weniger stark beeinflussen. Das gleiche gilt für das 130/30-Portfolio in Abbildung 5.

Hier besteht die Möglichkeit, 130 Prozent des anfänglich zur Verfügung stehenden Kapitals zu investieren und durch das Eingehen von Short-Positionen zu finanzieren. Der Einbezug von Kryptowährungen verschiebt die Effizienzkurve nicht nur nach oben, sondern erweitert diese ebenfalls deutlich nach rechts. Die Aufnahme von digitalen Währungen erhöht damit nicht nur die Rendite der effizienten Portfolios, sondern ermöglicht auch die Aufnahme höheren Risikos, um dadurch eine höhere Rendite zu erwirtschaften. Dies ist nicht weiter verwunderlich, da der betrachtete Index bestehend aus Kryptowährungen historische Standardabweichungen von circa 50 Prozent (siehe Tabelle 2, Index) aufweist. Insbesondere mit zunehmendem Portfoliorisiko werden Kryptowährungen höher gewichtet. Davor wird ein großer Teil in Aktien allokiert. Für (institutionelle) Investoren sind solche Volatilitäten andererseits nicht tragbar, weshalb eine Übergewichtung von Kryptowährungen nicht zu empfehlen ist. Neben diesem Problem stellt auch die Handelbarkeit solcher Assets ein großes Problem dar. Aktuell sind nur Futures auf Bitcoin handelbar. Alle anderen virtuellen Währungen sind (noch) nicht auf einem geregelten Markt verfügbar. Abbildung 6 zeigt den Verlauf der Portfoliogewichte für die drei Portfoliooptimierungsprobleme auf Basis der K + N Asset-Klassen. Kryptowährungen werden aufgrund ihrer Rendite mit zunehmendem Portfoliorisiko immer höher gewichtet. Im für (institutionelle) Investoren tragbaren Portfoliorisikobereich wird diese Asset-Klasse im Vergleich zu den Referenz-Assets allerdings deutlich untergewichtet.

Im Fall der Long-only-Restriktion liegt das Gewicht für Kryptowährungen erst bei einem Portfoliorisiko von zehn Prozent bei circa 20 Prozent. Ähnliches gilt für das 130/30-Portfolio. Beim

Abbildung 3

Vergleich der „restriktionsfreien“ Effizienzkurven



visuellen Vergleich der verschiedenen Effizienzkurven ergibt sich nur ein geringfügiger Unterschied zwischen den Optimierungen, basierend auf den K- beziehungsweise N+K-Assets. Daher ist es umso wichtiger zu klären, ob die Aufnahme von Kryptowährungen in die Asset-Allokation wirklich zu einer signifikanten und nachhaltigen Verbesserung führt. Diese Frage wird meist durch sogenannte Mean-Variance-Spanning-Tests beantwortet und im nächsten Abschnitt näher betrachtet.

Abbildung 4

Vergleich der Long-only-Effizienzkurven

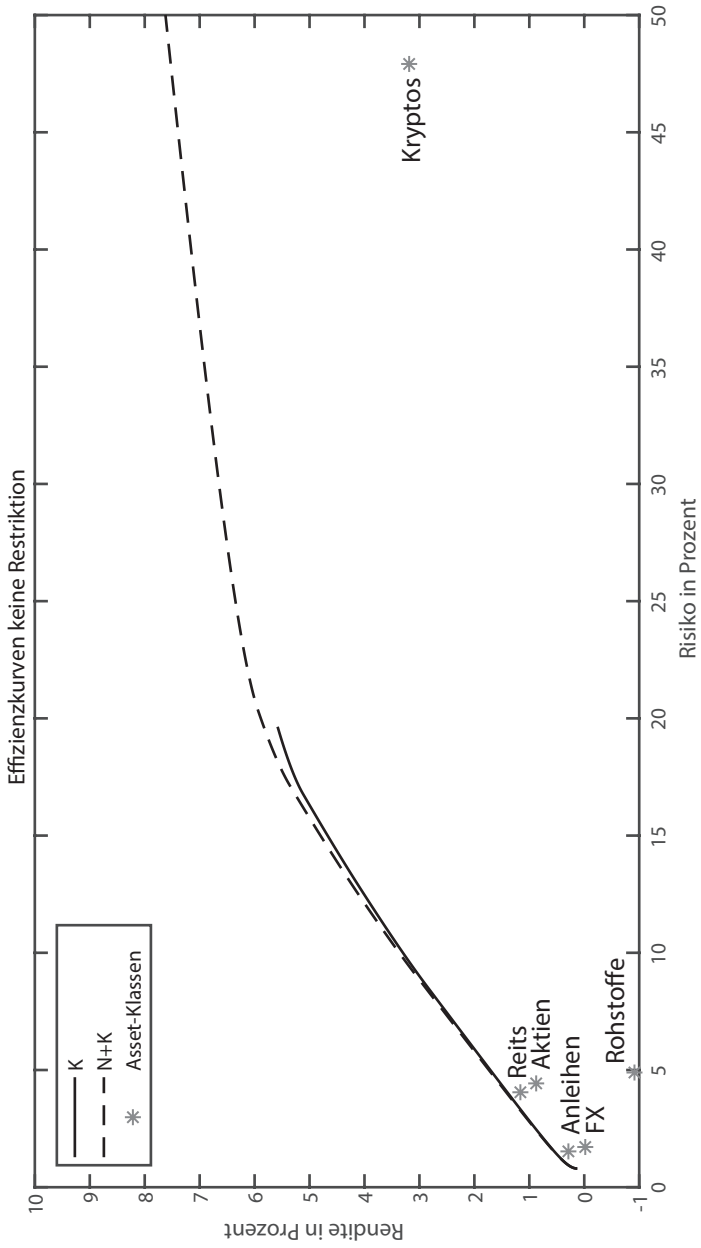


Abbildung 5

Vergleich der 130/30-Effizienzkurven

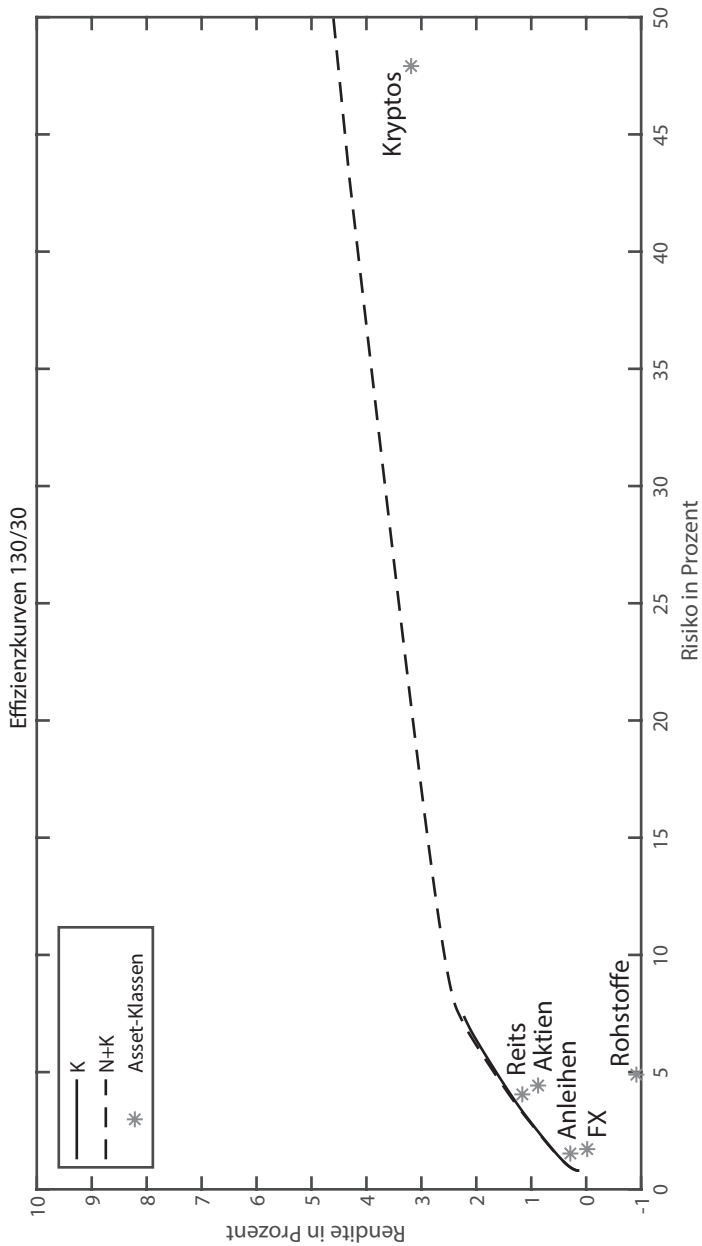
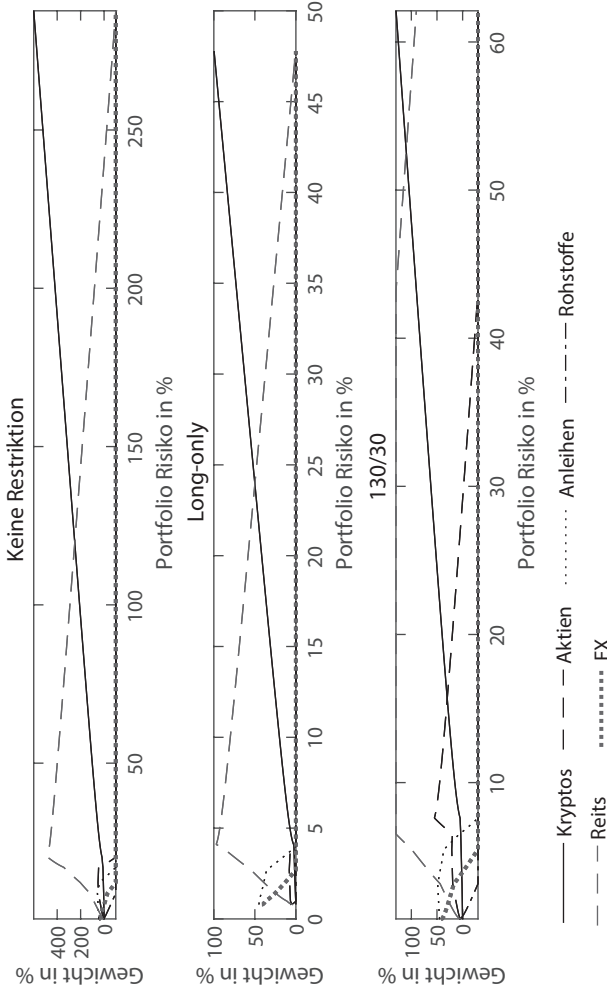


Abbildung 6

Transition der Gewichte mit Kryptowährungen



6 Mean-Variance-Spanning-Tests

Diese Tests untersuchen, ob die Hinzunahme einer beliebigen Zahl von N-Assets (Test-Asset(s)) in ein bestehendes Portfolio aus K-Assets (Benchmark-Assets) zu einer signifikant verschiedenen Effizienzkurve für das Portfolio N+K führt. In unserem speziellen Fall handelt es sich im weiteren Verlauf bei K um die fünf Asset-Klassen Aktien, Anleihen, Rohstoffe, Reits und FX (K=5). N repräsentiert alleine die Asset-Klasse Kryptowährungen in Form eines gleichgewichteten Indexes (N=1). Bei den Testverfahren orientieren wir uns an den Arbeiten von Kan und Zhou (2012) und

Cao, Fu und Jin (2017). Diese Studien verwenden jeweils den Huberman und Kandel (1987) Test (nachfolgend HK), der auf der Likelihood-ratio basiert und zwei GMM-Wald-Tests in Anlehnung an Ferson, Foerster und Keim (1993) (nachfolgend FFK) und Bekaert und Urias (1996) (nachfolgend BU). Für den HK-Test, den ältesten dieser Tests, muss folgende multivariate Regressionsgleichung geschätzt werden:

$$2.1 \quad r_{2,t} = \alpha + \mathbf{b}^* \mathbf{r}_{1,t} + \varepsilon_t$$

Mit den Dimensionen:1x1 1x1 1x5 5x1 1x1

Mit $r_{2,t}$ als Skalar der Renditen des Test-Assets zum Zeitpunkt t, der nicht erklärbaren Rendite α , dem Vektor $\mathbf{r}_{1,t}$ der Renditen der Benchmark-Assets zusammen mit dem entsprechenden Koeffizientenvektor \mathbf{b} und dem Fehlerterm ε_t . HK formulieren die Nullhypothese (H_0) wie folgt, um festzustellen, ob $r_{2,t}$ in den Renditen der Benchmark-Assets enthalten ist:

$$2.2 \quad \alpha = 0$$

$$2.3 \quad \delta = 0 \text{ mit } \delta = 1 - \mathbf{b} \mathbf{1}_K$$

Mit α als einem 1x1-Skalar, dem 1x5-Vektor der \mathbf{b} s und $\mathbf{1}_K$ als 5x1-Vektor bestehend aus Einsen. Falls die Annahmen in den Formel 2.2 und 2.3 korrekt sind, sollte ein Test-Asset N in den Renditen der Referenz-Assets K „enthalten“ sein, da die Renditen des Test-Assets vollständig und mit geringerer Varianz durch die Renditen der Referenz-Assets replizierbar sind. Eine niedrigere Varianz ergibt sich aus der Unkorreliertheit von $r_{2,t}$ und ε_t als auch der positiv definiten Varianz von ε_t . Da in diesem Falle eine vollständige Replizierbarkeit der Renditen des Test-Assets möglich ist, ist das neu aufzunehmende Asset ineffizient und kann somit vernachlässigt werden. Kan und Zhou (2012) erklären diesen Sachverhalt ebenfalls am Beispiel der analytischen Lösung der Gewichte für das Test-Asset im Tangential- und im globalen Minimum-Varianz-Portfolio. Dabei leiten sie das Gewicht für das Test-Asset N in beiden Portfolios her und kommen auf folgende Ergebnisse:

$$3.1 \quad Q_{w1} = \frac{\mathbf{QV}^{-1}\mathbf{r}}{\mathbf{1}'_{N+K} \mathbf{V}^{-1}\mathbf{r}} = \dots = \frac{\sum^{-1} \alpha}{\mathbf{1}'_{N+K} \mathbf{V}^{-1}\mathbf{r}}$$

$$3.2 \quad Q_{w2} = \frac{\mathbf{QV}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}}{\mathbf{1}'_{N+K} \mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}} = \dots = \frac{\sum^{-1} \delta}{\mathbf{1}'_{N+K} \mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}}$$

Mit Q_{w1} als dem Gewicht von N im Tangential-, Q_{w2} als Gewicht von N im globalen Minimum-Varianz-Portfolio. Für den hier betrachteten Anwendungsfall ist $\mathbf{Q} = [\mathbf{0}_{1 \times 5}, \mathbf{I}_1]$ ein 1x6-Vektor mit der 1x1-Einheitsmatrix \mathbf{I}_1 , $\Sigma = \mathbf{V}_{22} - \mathbf{V}_{21}\mathbf{V}_{11}^{-1}\mathbf{V}_{12}$,⁸ dem 6x1-Vektor der erwarteten Renditen \mathbf{r} und

7 Diese Angaben beziehen sich exakt auf den hier betrachteten Anwendungsfall, mit einer zusätzlich aufgenommenen Asset-Klasse, was auch dem Standardfall in der Literatur entspricht. Der allgemeine Fall mit $N > 1$ neu aufzunehmenden Assets wird aus Darstellungs- und Platzgründen hier nicht betrachtet. Ebenfalls würde die Beschreibung des allgemeinen Falls die Komplexität unnötig erhöhen und damit die Verständlichkeit mindern. Für eine allgemeine Formulierung ist die Arbeit von Kan und Zhou (2012) sehr zu empfehlen.

8 \mathbf{V}_{11} ist die 5x5-Kovarianzmatrix der K alten Assets (bei uns $K=5$), \mathbf{V}_{22} ist die 1x1-Kovarianzmatrix der N neuen Assets, bei uns ist $N=1$, also die Varianz des Krypto-Index, \mathbf{V}_{21} ist die 1x5-Matrix der Kovarianzen des Asset N mit allen K Referenzassets und \mathbf{V}_{12} ist die 5x1-Matrix der Kovarianzen der K Referenzassets mit dem Asset N.

der 6×6 -Kovarianz-Matrix V . Sollte nun $\alpha = 0$ oder $\delta = 0$ sein, beläuft sich Q_{w_1} beziehungsweise Q_{w_2} ebenfalls auf 0, wodurch das Test-Asset nicht in das entsprechende Portfolio aufgenommen wird. Kennt man zwei (beliebige) auf der Effizienzkurve liegende Portfolios (beispielsweise das Minimum-Varianz- und Tangential-Portfolio) kann die gesamte Effizienzkurve durch Linearkombinationen konstruiert werden. Ist das Test-Asset N nun mit einem Gewicht von 0 in den beiden Ausgangsportfolios enthalten, wird es auch in allen anderen Linearkombinationen ein Gewicht von 0 aufweisen und ist deshalb nicht auf der Effizienzkurve zu finden. Unter der Annahme von konstanten α und \mathbf{b} wird H_0 mithilfe eines Likelihood-ratio-Tests überprüft. Sobald die Annahme eines zufälligen und zu $\mathbf{r}_{k,t}$ unkorrelierten ε_t nicht zutrifft, kann auch der HK-Test nicht angewendet werden, da die Likelihood-ratio-Teststatistik nicht mehr χ^2 verteilt ist. Um dieses Problem zu umgehen, wurden weitreichendere Verfahren entwickelt. FFK und BU beispielsweise fußen ihre Vorgehensweise auf der GMM-Methodik (vergleiche Hansen 1982), die von der formulierten Momentbedingung abhängt. Unter der Annahme von stationären $r_{2,t}$ und $r_{1,t}$ testen FFK die H_0 mit dem GMM-Wald-Test. BU formulieren einen stochastischen Diskontfaktor (SDF) m_t auf Grundlage der Arbeit von Hansen und Jagannathan (1991).⁹ Die Arbeit von Cao, Fu und Jin (2017) verwendet ebenfalls die hier beschriebenen Spanning-Tests. Wir untersuchen die Signifikanz einer Aufnahme des Test-Assets N in das Benchmark-Portfolio K .

Das Test-Asset N wird repräsentiert durch den $T \times 1$ -Renditevektor eines gleichgewichteten Kryptowährungsportfolios und K wird dargestellt durch eine $T \times 5$ -Renditematrix der Referenz-Assets. Wie oben beschrieben berechnen wir die Likelihood-Ratio aus den Maximum-Likelihood Schätzern einer eingeschränkten Regression und einer uneingeschränkten Regression. Dabei begrenzen wir den Untersuchungsgegenstand nicht nur auf den genannten Kryptowährungsindex, sondern erweitern die Analyse zusätzlich auf jede einzelne virtuelle Währung. Tabelle 5 beinhaltet die Teststatistiken mit den entsprechenden p -Werten der drei Spanning-Tests. Das HK-Verfahren basiert auf einem Likelihood-ratio-Test und setzt eine Normalverteilung der Renditen voraus. Deshalb nutzen wir eine Abwandlung von HK, den auf der GMM-Wald-Methode basierenden Ferson-Foerster-Keim-Test, welcher nicht von der zugrundeliegenden Verteilung abhängig ist und Heteroskedastizität zulässt. Als Robustheitstest wenden wir noch das Verfahren nach Bekeart und Urias an, das auch auf GMM-Wald basiert, jedoch werden hier stochastische Diskontfaktoren anstelle von Regressionskoeffizienten zugrunde gelegt. Wie in Tabelle 5 erkennbar ist, werden die Ergebnisse aus Kapitel 5 bestätigt. Die hohen p -Werte der Spanning-Tests können die Nullhypothese nicht ablehnen (außer für BTC), was für keinen signifikanten Einfluss der Aufnahme von digitalen Währungen auf das Referenzportfolio K spricht.

Selbiges wird auch im vorhergehenden Kapitel deutlich, da Kryptowährungen erst mit zunehmendem Portfoliorisiko höher gewichtet werden. Diese junge Asset-Klasse weist zwar durchaus vorteilhafte Charakteristika wie hohe Renditen und geringe Korrelationen zu anderen Asset-Klassen auf, leidet jedoch unter einer sehr hohen Volatilität. Da virtuelle Währungen somit für eine Markowitz basierte Asset-Allokation nicht geeignet sind, bietet sich der Vergleich mit einem zweiten Portfoliomanagement-Ansatz an.

9 Für weitergehende Informationen zu diesen Testverfahren bietet sich die Lektüre der zu Beginn von Abschnitt 6 genannten Arbeiten an. Für ein interaktiveres Verstehen der Testverfahren sind die Programmcodes von Mike Cliff zu empfehlen, welche auch in unserer Analyse verwendet werden. Vgl. <https://sites.google.com/site/mcliffweb/programs>. Stand: 20.2.2018.

Tabelle 5

Mean-Variance-Spanning-Tests

Test	Index	BTC	LTC	BCN	PPC	NMC	IXC	FRC	TRC	IOC	NVC	ANC	FTC	MNC
HK	0,272	6,740	1,396	1,505	0,373	0,098	0,415	0,926	0,493	0,443	1,386	1,236	0,667	2,542
	0,873	0,034	0,498	0,471	0,830	0,952	0,813	0,629	0,781	0,801	0,500	0,539	0,716	0,281
FFK	0,309	5,954	1,394	1,272	0,354	0,120	0,370	2,56	0,704	0,359	1,371	2,104	0,557	2,192
	0,857	0,051	0,498	0,529	0,838	0,942	0,831	0,276	0,703	0,836	0,504	0,349	0,757	0,334
BU	0,537	5,468	3,352	2,226	0,654	0,177	0,473	2,639	0,921	0,365	1,376	2,392	0,798	2,379
	0,764	0,065	0,187	0,329	0,721	0,915	0,789	0,267	0,631	0,833	0,503	0,302	0,671	0,304

Die Tabelle zeigt die Test-Statistiken der verschiedenen Spanning-Tests und darunter die entsprechenden p-Werte als Dezimalzahlen. Die p-Werte drücken aus, mit welcher Irrtumswahrscheinlichkeit die Spanning-Annahme abgelehnt werden kann. Die Spanning-Annahme besagt, dass die Aufnahme von N in das Portfolio K zu keinem signifikant unterschiedlichen effizienten Rand führt. H1 beschreibt die einseitige Alternativhypothese eines signifikant verbesserten effizienten Randes.

7 Risk-Parity

Zur Portfoliobildung werden neben der Markowitz-Optimierung in der akademischen Forschung und der finanzwirtschaftlichen Praxis weitere Ansätze verwendet. Ein oft angewandtes Verfahren ist der Risk-Parity-Ansatz. Hier werden die Assets in einem gegebenen Investmentuniversum nach ihrer absoluten Risikokontribution gewichtet. Dabei wird der Einfluss eines einzelnen Assets auf das Gesamtportfoliorisiko gleich über alle Assets verteilt (gleicher Risikobeitrag eines jeden Assets). Die absolute Risikokontribution nach Maillard, Roncalli und Teiletche (2010) wird wie folgt berechnet:

$$5.1 \quad ARK_i = MRK_i w_i$$

Mit ARK als der absoluten Risikokontribution für das Asset i , der marginalen Risikokontribution MRK und dem Portfoliogewicht w . Ausgangspunkt zur Berechnung von ARK ist meist ein naives Portfolio. Die marginale Risikokontribution ist die erste Ableitung des verwendeten Risikomaßes in Abhängigkeit von w . Als Portfoliorisikomaß wird für gewöhnlich die Varianz beziehungsweise Standardabweichung verwendet, was auch auf unsere Analyse zutrifft. Das Portfoliorisiko σ_p^2 ist die Summe aller absoluten Risikokontributionen. Um nun die Portfoliogewichte zu optimieren, bietet es sich an, ein Risikobudget (RB) einzuführen:

$$5.2 \quad RB_i = \frac{ARK_i}{\sigma_p^2}$$

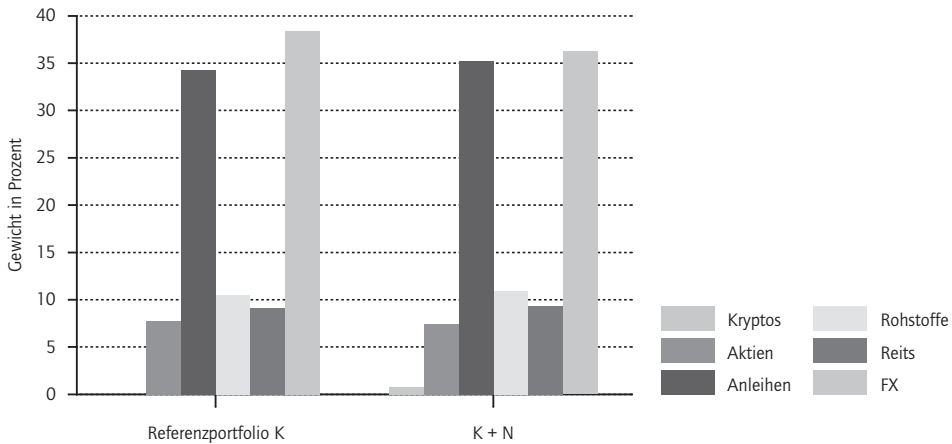
Die Summe aller RB_i ergibt 1 oder 100 Prozent, weshalb die Risikobudgets leicht miteinander verglichen werden können. Die Varianz der Risikobudgets muss nun noch minimiert werden, um ein gleichgewichtetes Risikobudget-Portfolio zu erhalten:

$$5.3 \quad \min_w Var(RB)$$

Auch hier vergleichen wir die Gewichte der Assets in Referenzportfolio K mit den Gewichten basierend auf Portfolio K+N, das zusätzlich zu K, einen gleichgewichteten Index bestehend aus

Abbildung 7

Vergleich der Risk-Parity-Gewichte



allen in Tabelle 2 beschriebenen virtuellen Währungen enthält. Analog zu Abschnitt 4 führen wir hier ebenfalls eine reine Ex-post-Optimierung, also eine einmalige, statische Optimierung durch. Die einzige Restriktion dieser Optimierung ist die Budgetrestriktion, wodurch sich die Gewichte aller Assets auf 100 Prozent summieren müssen. Wie aus Abbildung 7 hervorgeht, führt die Aufnahme von Kryptowährungen unter einem Risikoparitätsansatz zu keinen deutlich veränderten Ergebnissen. Virtuelle Währungen werden hier nur mit 0,82 Prozent gewichtet, wodurch sich die Portfoliogewichte der anderen Asset-Klassen nur marginal verändern.

Der Euroindex (FX) und (Staats-)Anleihen machen den Großteil des Portfolios aus, da ihre historischen Volatilitäten deutlich unter denen der anderen Asset-Klassen liegen und beide Anlageklassen (niedrige) negative bis keine Korrelation zu den restlichen Asset-Klassen aufweisen. Die übrigen drei Asset-Klassen Aktien, Rohstoffe und Reits werden ungefähr gleichgewichtet. Aufgrund der hohen realisierten Volatilität von Kryptowährungen und der niedrigen Korrelationen zu den Referenz-Assets, finden diese nur zu einem kleinen Teil Eingang in die Asset-Allokation, tragen jedoch den gleichen Teil an Risiko zum Gesamtportfolio bei. Auch die Rendite der beiden Portfolios (K und K+N) unterscheidet sich nur um drei Basispunkte voneinander. Die erwartete monatliche Rendite des Referenzportfolios K beträgt 0,170 Prozent bei einer Portfoliostandardabweichung von 0,904 Prozent. Betrachtet man die Aufnahme des Test-Assets N in das Referenzportfolio K, verbessert sich die erwartete monatliche Portfoliorendite auf 0,200 Prozent bei einer Standardabweichung von 1,0 Prozent. Durch Aufnahme von N erhöht sich auch das Rendite/Risiko-Verhältnis von 0,19 auf 0,20. In beiden Fällen liegt das Risikoparitätsportfolio in der Nähe des globalen Minimum-Varianz-Portfolios unter einem Markowitz-Ansatz.

8 Schlussfolgerung

Diese Untersuchung zeigt, dass eine Aufnahme von Kryptowährungen in die Asset-Allokation von (institutionellen) Investoren kritisch zu beurteilen ist. Neben Datenproblemen ist die Daten-

verfügbarkeit (im Sinne von Datenlänge) weiterhin sehr begrenzt. Die von El Bahrawy et al. (2017) beschriebene Sterberate führt nicht nur zu Datenproblemen, sondern auch zu erheblichen ökonomischen Verlusten. Ferner spielt die Handelbarkeit von virtuellen Währungen eine wichtige Rolle, da bisher nur Bitcoin-Futures an regulierten Börsen in den USA gehandelt werden können. Der Handel von dieser jungen Asset-Klasse an teils nicht regulierten Börsen ist nicht empfehlenswert, da diese vermehrt Ziel von Hackerattacken sind und dadurch die auf den Börsen verwahrten Geldbestände gestohlen werden (siehe beispielsweise Mt. Gox im Jahr 2013, Cryptsy 2014, Bitstamp 2015 oder Coincheck 2018). Neben diesen Nachteilen stellt auch die hohe realisierte Volatilität von Kryptowährungen ein Problem dar. Die beiden untersuchten Portfoliomanagementansätze, Minimum-Varianz beziehungsweise Risikoparität, versuchen das Portfoliorisiko zu minimieren beziehungsweise die Diversifikation zu maximieren. Aufgrund der deutlich höheren Standardabweichung virtueller Währungen im Vergleich zu den Referenz-Asset-Klassen werden diese nur geringfügig in die Asset-Allokation miteinbezogen. Auch die durchgeführten Spanning-Tests können eine Aufnahme von Kryptowährungen in ein Markowitz-Portfolio nicht unterstützen.

Die Forschung in Bezug auf diese junge, aufstrebende Asset-Klasse steht noch am Anfang. Das eröffnet die Möglichkeit für diverse Kapitalmarktanalysen unter Einbezug von Kryptowährungen. Speziell wäre die Entwicklung eines Asset-Pricing-Modells für diese Asset-Klasse zu nennen. Auch der Test von Investmentstrategien beziehungsweise -stilen, die bereits intensiv in traditionellen Asset-Klassen untersucht wurden, erscheint interessant. Ebenfalls sinnvoll könnte der Einsatz der aufgeführten Portfoliomanagementansätze für ein Investmentuniversum, bestehend nur aus Kryptowährungen, sein, um die Volatilität zu minimieren.

Literaturverzeichnis

- Agarwal, V. und N. Y. Naik (2000): On taking the „alternative“ route: Risks, rewards, style and performance persistence of hedge funds. *Journal of Alternative Investments*, 2 (4), 6–23.
- Bekaert, G. und M. S. Urias (1996): Diversification, integration and emerging market closed-end funds. *The Journal of Finance*, 51(3), S. 835-869.
- Cao, J., R. Fu und Y. Jin (2017): International diversification through iShares and their rivals. *Journal of Risk*, 19 (3), 25–55.
- Chuen, D.L., L. Guo und Y. Wang (2018): Cryptocurrency: A new investment opportunity? *Journal of Alternative Investments*, 20 (3), 16–40.
- Colianni, S., S. Rosales und M. Signorotti (2015): Algorithmic trading of cryptocurrency based on twitter sentiment analysis. Working Paper.
- Edwards, F.R. und J. Liew (1999): Hedge funds versus managed futures as asset classes. *The Journal of Derivatives*, 45–64.
- El Bahrawy, A., L. Alessandretti, A. Kandler, R. Pastor-Satorras und A. Baronchelli (2017): Evolutionary dynamics of the cryptocurrency market. *Royal Society Open Science*, 4.
- Ferson, W.E., S.R. Foerster und D.B. Keim (1993): General tests of latent variable models and mean-variance spanning. *The Journal of Finance*, 48 (1), 131–156.
- Glas, T.N. (2019): Investments in cryptocurrencies: Handle with care! *Journal of Alternative Investments* (im Erscheinen).
- Glaser, F., K. Zimmermann, M. Haferkorn, M. C. Weber und M. Siering (2014): Bitcoin – asset or currency? Revealing users' hidden Intentions. ECIS 2014. Tel Aviv.

- Hansen, L. P. (1982): Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators. *Econometrica*, 50 (4), 1029–1054.
- Hansen, L.P. und R. Jagannathan (1991): Implications of security market data for models of dynamic economies. *Journal of Political Economy*, 99 (2), 225–262.
- Huberman, G. und S. Kandel (1987): Mean-variance spanning. *The Journal of Finance*, 42 (4), 873–888.
- Hubrich, S. (2017): Know when to Hodl Em, know when to Fodl Em: An investigation of factor based investing in the cryptocurrency space. Working Paper.
- Ince, O.S. und R.B. Porter (2006): Individual equity return data from Thomson Datastream: Handle with care! *The Journal of Financial Research*, 29 (4), 463–479.
- Kan, R. und G. Zhou (2012): Tests of mean-variance spanning. *Annals of Economics and Finance*, 13 (1), 145–193.
- Karavas, V. N. (2000): Alternative investments in the institutional portfolio. *Journal of Alternative Investments*, 3 (3), 11–25.
- Maillard, S., T. Roncalli und J. Teiletche (2010): The properties of equally weighted risk contribution portfolios. *Journal of Portfolio Management*, 36 (4), 60–70.
- Markowitz, H. (1952): Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7 (1), 77–91.
- Nakamoto, S. (2008): Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. Working Paper.
- Rohrbach, J., S. Suremann und J. Osterrieder (2017): Momentum and trend following trading strategies for currencies revisited – combining academia and industry. Working Paper.
- Rosenfeld, M. (2011): Analysis of bitcoin pooled mining reward systems. Working Paper.
- Schneeweis, T. und G. Martin (2001): The benefits of hedge funds: Asset allocation for the institutional investor. *Journal of Alternative Investments*, 4 (3), 7–26.
- Trimborn, S. und W. K. Härdle (2016): CRIX an Index for Blockchain Based Currencies. Working Paper.
- Varmaz, A. und S. Abée (2018): Sind digitale Währungen gewöhnliche Investitionsobjekte? *Vierteljahrshefte zur Wirtschaftsforschung*, 87 (3), 83–105.
- Varmaz, A. und N. Varmaz (2018): Eine empirische Analyse von Initial Coin Offerings (ICO). *Vierteljahrshefte zur Wirtschaftsforschung*, 87 (3), 129–150.