



Charakteristika vs. Carry - Outperformance in Devisenmärkten

Tom O. K. Zeissler

Wirtschaftsuniversität Wien

Abstract

Die optimale Währungsallokation ist eine der Kernfragen des international agierenden Investors. Ich teste in diesem Zusammenhang empirisch den Mehrwert des Portfoliooptimierungsverfahrens von [Brandt et al. \(2009\)](#) im Devisenkontext und vergleiche das Ergebnis mit einer diversifizierten Carry-Strategie und weiteren Benchmarks. Da im Zuge dieses Verfahrens sogenannte Charakteristika als Inputsignale für die Allokation benötigt werden, selektiere ich auf Basis bereits vorhandener Literatur zur Prädiktabilität von Währungsrenditen die Faktoren Carry, Momentum, realer Wechselkurs, Leistungsbilanzsaldo, Produktionslücke und Volatilität und untersuche die Performance der auf Basis dieser Signale generierten Portfolios über den Zeitraum von Anfang 1990 bis Ende 2017. Ich finde die stärkste Evidenz für Carry, aber auch Momentum, der reale Wechselkurs und der Leistungsbilanzsaldo wirken mitunter als Signal für die Allokation der optimalen Portfoliogewichte interessant. Ebenfalls kann ich feststellen, dass die Profitabilität beinahe aller untersuchten Strategien maßgeblich vom gewählten Anlageuniversum abhängt, wobei bei gegebener Datenverfügbarkeit eine breite Definition mit Industrie- und Entwicklungsländern zu bevorzugen ist. Des Weiteren kann ich teils interessante Diversifikationseigenschaften und positive Wechselwirkungen zwischen den Charakteristika dokumentieren, welche sich durch Kombination mittels des gewählten Optimierungsansatzes realisieren lassen. Auch stelle ich fest, dass Transaktionskosten im Schnitt einen wesentlichen negativen Einfluss auf die Renditen der Strategien haben. Die Sensibilisierung des Verfahrens durch Inklusion eines entsprechenden Transaktionskostenterms führt jedoch zu einer Performance-Regeneration.

Keywords: currency investing; portfolio allocation; parametric portfolio policies; carry trade.

1. Einleitung

1.1. Eine kurze Geschichte des Carry-Trades und der Effizienz in Devisenmärkten

Devisenmärkte sind für eine Vielzahl von Menschen täglich aus den unterschiedlichsten Anlässen relevant. Sei es für die Planung der nächsten Weltreise oder bei der Entscheidung über eine kapitalintensive Anlage in Assets, welche in Fremdwährungen notiert sind. Währungen dienen dabei stets als eine Art Schmiermittel für die internationale wirtschaftliche Interaktion. Getrieben durch die wachsende Globalisierung seit der zweiten Hälfte des 20. Jahrhunderts gilt der Devisenmarkt mittlerweile als der größte und liquideste Markt der Welt ([Bekaert und Panayotov, 2018](#)) – mit einem durchschnittlichen Umschlag von 5,1 Billionen USD pro Tag ([Bank für Internationalen Zahlungsausgleich, 2016](#)) gemessen über die Periode des Aprils 2016.

Die Themen internationaler Währungsmärkte, wie z.B. die Frage nach deren Effizienz oder die Suche nach potentiellen Prädiktoren von Währungsrenditen, beschäftigen dem-

nach auch die wissenschaftliche Forschung vergleichsweise lange. So sprach sich [Nurkse \(1944\)](#), welcher später am Bretton-Woods-Abkommen beteiligt war, bereits in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts für ein System mit fixen Kursen aus. Als Argument führte er u.a. an, dass Spekulation destabilisierende Auswirkungen auf die Markteffizienz hat. Dies führe wiederum zu Kosten für Produzenten, Konsumenten und schließlich zu weniger effizienten Allokationsentscheidungen beider Marktteilnehmer. [Friedman \(1953\)](#) hingegen ergriff, bereits vor dem Zusammenbruch des Bretton-Woods-Systems im Jahr 1973, Partei für das heutige flexible Wechselkurssystem und argumentierte, dass sich durch Spekulation von erfahrenen Marktteilnehmern der fundamentale Wert einer Währung einstellen würde. Rückblickend weiß man zwar heute, welches der beiden Wechselkurssysteme sich durchsetzen konnte; die Frage nach der Effizienz des Devisenmarktes sowie die Erklärungen von Anomalien beschäftigen die wissenschaftliche Forschung allerdings weiterhin.

Als klassischer Test auf Markteffizienz wird dabei der Bestand der ungedeckten Zinsparität überprüft. Diese auf

Fisher (1896) zurückgehende ökonomische Gesetzmäßigkeit impliziert basierend auf der Annahme rationaler, risikoneutraler Investoren und einer No-Arbitrage-Überlegung, dass der Zinsunterschied zwischen Ländern eine erwartungstreue Marktschätzung der zukünftigen Wechselkursänderung darstellen sollte. Ob dies empirisch gegeben ist wird meist mittels einer Regression getestet, welche den Zusammenhang zwischen der zukünftigen Währungskursbewegung und dem heutigen Zinsunterschied untersucht.¹ Wenn die ungedeckte Zinsparität Bestand hat, sollte ein Beta-Koeffizient von 1 geschätzt werden, d.h. im Schnitt sollte ein positiver Zinsunterschied eine Abwertung der Hochzinswährung in exakt der Höhe zur Folge haben, sodass die erwarteten Renditen von Einlagen in beiden Währungen identisch sind.

Hansen und Hodrick (1980) sowie Fama (1984) untersuchten dies und kamen zum Ergebnis, dass der Beta-Koeffizient jeder geprüften Währung signifikant von 1 abweicht und darüber hinaus negativ ist. Diese ersten Ergebnisse wurden im Laufe der Zeit durch weitere Studien bestätigt. So konstatierten Froot und Thaler (1990) in einer Meta-Analyse, dass der durchschnittliche Beta-Koeffizient von 75 veröffentlichten Schätzungen -0,88 betrug und keine einzige Studie zu einem Ergebnis gleich oder größer der Nullhypothese von 1 kam. Die aus den Resultaten ableitbare Strategie einer Kreditaufnahme in Niedrigzinswährungen und Anlage in Hochzinswährungen, der sogenannte Carry-Trade, ist demnach eine bekannte Anlagetechnik in der Praxis. Ihre Outperformance ist bereits über einen langen Zeitraum dokumentiert, wie etwa Burnside et al. (2008) mit einem Datensatz von 1976 bis 2007 zeigen.

Zwar herrscht Einigkeit über eine gegebene Abweichung von der ungedeckten Zinsparität in den Daten, bei deren Interpretation gibt es aber verschiedene Ansätze.²

Eine Erklärungsmöglichkeit ist, dass Anleger systematische Prognosefehler begehen. Dies kann zwar auf eine Verletzung der Annahme rationaler Investorenerwartungen und Marktineffizienzen hinweisen, muss beides aber nicht zwingend implizieren. So ist bspw. das Vorliegen eines sogenannten Peso-Problems ein möglicher Fall, bei dem die Klassifikation der Regressionsergebnisse als Marktineffizienz voreilig erscheint. Dieser oftmals Nobelpreisträger Milton Friedman zugesprochene Ausdruck bezeichnet die Problematik, dass der Markt bei seiner Zukunftsprognose die Wahrscheinlichkeiten wichtiger Ereignisse einpreisen muss, welche bis dato selten oder überhaupt nicht in einem Datensatz aufgetreten sind (Obstfeld, 1989). Mussa (1982) argumentiert in diesem Zusammenhang, dass Inflationsraten eine schiefe Wahrscheinlichkeitsverteilung besitzen, da sich die Inflation in der Regel eine geraume Zeit innerhalb eines Zielkorridors bewegt, bis es vereinzelt zu einer Hyperinflation kommt. Hierdurch

wird, den Gedanken des Autors folgend, die Inflationserwartungen der Investoren in Zeiten ohne Hyperinflation regelmäßig über der tatsächlich realisierten Inflation liegen. Lewis (1989) stellt in diesem Kontext die mögliche Erklärung vor, dass sich Anleger in einem Lernprozess bzgl. Änderungen der Marktgegebenheiten, wie z.B. die Umstellung vom fixen auf das flexible Währungskursystem, befinden und daher die Profitmöglichkeiten ex-ante womöglich nicht zu erkennen sind. Sie findet in ihrer empirischen Arbeit für den Zeitraum 1980-85 zwar Belege für diese These, stellt aber bereits zum damaligen Zeitpunkt fest, dass die Abweichungen zu persistent sind, um rein durch diese Erklärung gerechtfertigt zu werden. In einer aktuelleren empirischen Arbeit betrachtet Jurek und Jakob W. (2010) eine Strategie, welche das „Peso-Risiko“ des Carry-Trades mittels Optionen absichert. Er kommt zu dem Schluss, dass dieses zwar eine Rolle spiele, allerdings nicht vollständig die Renditen des Carry-Trades erklärt.

Einen weiteren Erklärungsansatz der gegebenen Abweichung von der ungedeckten Zinsparität in den Daten stellt eine Knappheit in profitsuchendem spekulativen Kapital dar, wie bspw. Jylhä und Suominen (2011), Barroso und Santa-Clara (2015) sowie Filipe und Suominen (2014) argumentieren. Diese Knappheit führt dazu, dass Anomalien nicht zwangsweise vollständig durch Arbitrage verschwinden. Jylhä und Suominen (2011) zeigen dabei empirisch, dass Hedge Fonds-Kapitalströme, welche stellvertretend für die Menge an spekulativem Kapital im Markt stehen, signifikante Auswirkungen auf den Währungskurs haben. Als weiterer Punkt dieser These wird u.a. angeführt, dass Zentralbanken als wesentliche Teilnehmer des Devisenmarktes nicht profitorientiert agieren (Taylor, 1982).

Als dritter Erklärungsansatz gilt wie in anderen Asset-Klassen die Theorie zur Existenz zeitvariierender Risikoprämien. Diese besagt, dass unter der Annahme von risikoaversen Investoren und nicht vollständig diversifizierbarem Risiko im Devisenmarkt der Zinsunterschied zwischen Ländern nicht mehr als eine reine erwartungstreue Marktschätzung der zukünftigen Wechselkursänderung interpretiert werden kann. Vielmehr muss er als Summe einer Marktschätzung der zukünftigen Wechselkursänderung sowie einer Risikoprämie gesehen werden (siehe bspw. Fama (1984) und Korajczyk (1985)). Unter Beibehaltung der Annahme rationaler Markterwartungen würde demnach ein Beta-Koeffizient ungleich 1 bedeuten, dass Zinsbewegungen in Zusammenhang zu Änderungen in dieser zeitvariierenden Risikoprämie stehen. Wie Fama (1984) bemerkt, hat ein Koeffizient kleiner 0, wie er im Großteil der Studien konstatiert wurde, in diesem Kontext die Implikation, dass die Varianz der Risikoprämie tatsächlich größer als die Varianz von sowohl der erwarteten Kursabwertung als auch dem Zinsunterschied sein muss. Fama (1984) schlussfolgert darüber hinaus auf eine negative Korrelation zwischen der erwarteten Kursabwertung und der Risikoprämie.

Die sich aus diesem Paradigma ableitende und herausfordernde Aufgabe besteht darin, die besagte nicht beobachtbare Risikoprämie konsistent und robust mit einem überprüfba-

¹In einer alternativen Version des Tests untersuchen Forscher bisweilen auch den Zusammenhang zwischen der zukünftigen Währungskursbewegung und der heutigen Forward-Basis, siehe hierzu bspw. Froot und Thaler (1990).

²Zur Gewinnung eines Überblicks kann bspw. auf Froot und Thaler (1990) oder Burnside et al. (2011) verwiesen werden.

ren Risikofaktor zu verknüpfen. Als ökonomische Erklärungen für solche Risikoprämien gibt es in der Literatur zahlreiche Ansätze. Lustig et al. (2011) zeigen, dass das Risiko von Carry-Trades über alle Währungen hinweg nicht vollständig diversifizierbar ist. Gemäß dieser Überlegung bilden sie einen systematischen Risikofaktor, welcher hilft die Carry-Prämie zu erklären. Brunnermeier et al. (2008) hingegen sehen den möglichen Grund in Liquiditätseingüssen, welche Spekulanten im Zuge höherer Volatilität und eintretender Margin-Calls zum Glattstellen ihrer Carry-Trades zwingt. Sie weisen damit auf ein wesentliches Crash-Risiko des Carry-Trades hin.

Diverse weitere Ansätze und vorgeschlagene Risikofaktoren mit Einfluss auf die zukünftigen Renditen von Währungsinvestments wurden bereits in der Literatur diskutiert. Einige von ihnen werden im weiteren Verlauf als Charakteristika bei der Portfoliooptimierung in den empirischen Teil dieser Arbeit einfließen. Endgültige Aussagen darüber, ob der Devisenmarkt nun effizient oder ineffizient ist, die Prädiktabilität von Währungsrenditen mit systematischen Prognosefehlern von Investoren bzw. der Knappheit in profitsuchendem spekulativen Kapital zu erklären ist oder zeitvariierende Risikoprämien das adäquate Paradigma sind, stehen immer noch zur Debatte, sind aber nicht Gegenstand der vorliegenden Arbeit.

1.2. Ziel, Methoden und Struktur der Arbeit

Das Ziel dieser Arbeit ist zu untersuchen, wie die aus dem Portfoliooptimierungsverfahren von Brandt et al. (2009) resultierenden optimalen Portfolios im Devisenkontext im Vergleich zu einer diversifizierten Carry-Strategie und weiteren Benchmarks abschneiden. Dabei folgt die Arbeit im Weiteren der folgenden Struktur: Das zweite Kapitel widmet sich dem methodischen Vorgehen. Zunächst wird der gewählte Optimierungsansatz von Brandt et al. (2009) zu anderen Optimierungsverfahren abgegrenzt. Es folgt die Vorstellung der gewählten Methodologie für die Optimierung in Anlehnung an Barroso und Santa-Clara (2015), welche den selektierten Ansatz bereits im Devisenmarkt angewandt haben. Im letzten Unterkapitel werden die Performance-Benchmarks definiert.

Kapitel 3 beschäftigt sich mit der Selektion der für den gewählten Ansatz nötigen Charakteristika. Im ersten Unterkapitel wird eine Übersicht der betrachteten Charakteristika und Erklärungen zum Selektionsverfahren gegeben, bevor im nächsten Unterkapitel ein Literaturüberblick zu den Charakteristika erfolgt. Ziel hiervon ist es, einen groben Überblick über empirische Ergebnisse bzgl. der prädiktiven Aussagekraft sowie mögliche theoretische Fundierungen dieser Charakteristika zu vermitteln. Im letzten Unterkapitel lege ich im Detail die Methodologie der verwendeten Charakteristika für die weitere Analyse fest.

Anschließend wird im vierten Kapitel Aufschluss über die verwendeten Daten gegeben. Zuerst definiere ich den gewünschten Datensatz und stelle die Datenquellen vor, bevor das weitere Vorgehen bei spezifischen Fragestellungen der Datenverwendung (bspw. Umgang mit fehlenden Daten) geklärt wird. Im letzten Unterkapitel wird der Selektionspro-

zess des finalen Datensatzes skizziert und dieser kurz vorgestellt.

Im fünften Kapitel folgt die Präsentation der Ergebnisse. Der erste Abschnitt erläutert dabei zunächst kurz die Einteilung des Datensatzes sowie die untersuchten optimalen Portfolios. Als nächstes erfolgt die Präsentation der In-Sample-Ergebnisse, bevor die Resultate des Out-of-Sample-Tests dargestellt werden und danach das Kapitel mit einer Kritik am bisherigen Ansatz schließt, welche weitere Analysen in den folgenden Kapiteln motiviert.

Kapitel 6 untersucht in einer Szenarioanalyse, wie sich die Resultate des vorigen Kapitels ändern, wenn ein anderer Grad der relativen Risikoaversion angenommen wird. Ich wähle dabei eine Halbierung und einen extremen Anstieg des in der Standardanalyse angenommenen Aversionsparameters. In Kapitel 7 erweitere ich im Vergleich zum bisherigen Vorgehen die Definition des Währungsuniversums und betrachte, wie sich die Ergebnisse des fünften Kapitels durch die Inklusion der zusätzlichen Daten verändern. Das achte Kapitel berücksichtigt im Kontext der Analyse des vorherigen Kapitels zusätzlich Transaktionskosten.

Kapitel 9 fasst das beschriebene Thema zusammen, konkludiert und schließt die Arbeit ab.

2. Methodisches Vorgehen

2.1. Abgrenzung des gewählten zu anderen Optimierungsverfahren

Nicht nur die Frage nach der Effizienz von Devisenmärkten, sondern auch die nach der optimalen Zusammenstellung eines Portfolios von Vermögenswerten beschäftigt die wissenschaftliche Literatur schon seit etwa Mitte des 20. Jahrhunderts. Seit Markowitz (1952) mit seinem Ansatz das $\mu - \sigma$ -Paradigma begründete und auf die Vorteile der Diversifikation aufmerksam machte, wurden zwar diverse andere Portfoliooptimierungsverfahren³ präsentiert, aber bis heute definiert Markowitz (1952) und insbesondere die Abwägung zwischen erwarteter Rendite und Risiko eine Art „Industriestandard“⁴ in der Praxis – obwohl aus dem Ansatz folgende Nachteile durchaus bekannt sind.

So berücksichtigt bspw. das von Markowitz (1952) vorgeschlagene $\mu - \sigma$ -Paradigma, wie der Name bereits suggeriert, lediglich Erwartungswert und Standardabweichung der Renditeverteilungen und ignoriert höhere Momente sowie etwaige Präferenzen des Investors diesen gegenüber. Wie Brandt (2010) dokumentiert, haben sich diesem Thema bereits diverse wissenschaftliche Arbeiten angenommen und den Ansatz von Markowitz (1952) erweitert.

Ebenfalls kritisch thematisiert wird bisweilen die ökonomische Performance des Ansatzes von Markowitz (1952), bei welchem im ersten Schritt erwartete Renditen und Kovarianz-Matrizen mittels historischer Daten geschätzt und im zweiten Schritt aus diesen Rückschluss auf die optimalen

³Brandt (2010) liefert hierzu einen Literaturüberblick.

⁴Zumindest bezeichnet Brandt (2010) das Verfahren als solchen.

Portfoliogewichte gezogen werden. Duchin und Levy (2009) lassen in einem Wettstreit den Ansatz von Markowitz (1952) gegen den Ansatz der sogenannten naiven Diversifikation oder auch $\frac{1}{n}$ -Ansatz, welcher mitunter dem babylonischen Talmud zugeschrieben wird, im Aktienkontext gegeneinander antreten. Bei diesem Verfahren wird das Vermögen zu gleichen Teilen in jedes Anlagegut des verfügbaren Universums investiert, sodass zumindest initial eine Gleichgewichtung vorliegt. Die Autoren konstatieren, dass der $\frac{1}{n}$ -Ansatz für Investoren mit kleinen Portfolios und einer geringen Anzahl an gehaltenen Assets vorteilhafter ist, während für große Portfolios der Ansatz von Markowitz (1952) dominiert. Auch Jacobs et al. (2014) vergleichen im Aktiensegment die Performance von diversen Optimierungsverfahren aus der Literatur wie z.B. Markowitz (1952) mit jener von einfachen Heuristiken, u.a. auch dem $\frac{1}{n}$ -Ansatz. Die Autoren kommen zum Schluss, dass bezogen auf ein globales Aktienuniversum die getesteten Optimierungsverfahren zu keiner Outperformance im Vergleich zu den vergleichsweise einfachen Heuristiken führen. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommen auch DeMiguel et al. (2007).

Bekannt ist auch, dass das Verfahren von Markowitz (1952) teils zu unvernünftigen Ergebnissen führt. So beschreiben bspw. Black und Litterman (1992), dass vermehrt hohe Short-Positionen oder, wenn Short-Positionen im Zuge der Optimierung ausgeschlossen werden, „Randlösungen“ das Resultat sind. Mit diesem Ausdruck bezeichnen die Autoren die Tatsache, dass viele Assets des verfügbaren Investmentuniversums nicht im optimalen Portfolio enthalten sind und letzteres eine Neigung zu Vermögenswerten mit geringer Marktkapitalisierung hat. Den Grund hierfür sehen die Autoren sowohl in der Tatsache, dass erwartete Renditen schwer zu schätzen und historische Daten dafür oft eher schlecht geeignet sind, als auch in der hohen Sensitivität des Ansatzes zu diesen Renditen. DeMiguel et al. (2007) machen in diesem Kontext auf eine beachtlich hohe Anzahl an Datenpunkten aufmerksam, die zum Schätzen eines Mittelwert-Varianz-Modells nötig sind, das eine tatsächlich überlegene Out-of-Sample-Performance generiert.

Black und Litterman (1992) präsentieren als Lösungsansatz ein Verfahren, welches die Erwartungshaltung, die sich aus der Schätzung mittels historischer Daten und der Unterstellung eines Marktgleichgewichts⁵ ergibt, mit der individuellen Erwartungshaltung des Investors sowie seiner Sicherheit hinsichtlich des Eintritts dieser persönlichen Prognose kombiniert. Hierdurch ergibt sich ein Portfolio, welches als neutralen Punkt, d.h. ohne spezifisch formulierte Erwartungen des Investors, eine Aufstellung nach Marktkapitalisierung aufweist und somit bereits nicht zu besagten unvernünftigen Portfoliogewichten führen sollte. Anschließend wird die Einschätzung auf Basis historischer Marktdaten mit den Zukunftserwartungen des Investors aktualisiert. Somit kommt eine weitere Informationsquelle ins Spiel, die z.B. den rein

historischen Blick durch zukunftsgerichtete Analysen ergänzen bzw. relativieren kann.

Der in der vorliegenden Arbeit verwendete Ansatz von Brandt et al. (2009) versucht ebenfalls die Problematik, welche mit der Schätzung erwarteter Renditen mittels historischer Daten und daraus folgenden Schätzfehlern in Zusammenhang steht, anzugehen. Dafür schlagen sie ein Optimierungsverfahren vor, welches ohne den Schritt der Modellierung von Renditen auskommt. Die optimalen Portfoliogewichte werden stattdessen über die sogenannten „Charakteristika“ und in Relation zu einem Benchmark-Portfolio bestimmt. Diesem Vorgang liegt die Annahme zugrunde, dass die gewählten Charakteristika implizit alle nötigen Informationen zur Evaluierung der bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilung der Renditen beinhalten. Demzufolge sind nicht historische Renditen, sondern lediglich die Charakteristika für das Gewicht eines Assets im optimalen Portfolio relevant. Dieser Ansatz führt im Weiteren zu einer starken Reduktion der Dimensionalität des Optimierungsproblems mit einer geringeren Anzahl von zu schätzenden Parametern.

Da die entscheidenden Inputfaktoren des Ansatzes die Charakteristika sind, kann dieser nur Anwendung finden, wenn hiervon brauchbare zur Beschreibung der bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilung von Devisenrenditen zur Verfügung stehen. Ich definiere eine brauchbare Charakteristik in diesem Kontext auf Basis ihrer vorhandenen empirischen Dokumentation als relevanter Faktor sowie theoretischen Fundierung in wissenschaftlichen Arbeiten zur Prädiktabilität von Devisenrenditen. Der eingangs erwähnte Carry-Trade ist dieser Definition nach nur eine mögliche Charakteristik, wie in Folge Kapitel 3 zeigt.

2.2. Methodologie der Portfoliooptimierung

Die Wahl der Methodologie erfolgt in Anlehnung an Brandt et al. (2009) und Barroso und Santa-Clara (2015).

Dabei liegt zu jedem Zeitpunkt t die Möglichkeit vor, über FX-Forwards in ein Universum von N_t Währungen zu investieren, wobei N für die Gesamtanzahl an unterschiedlichen Währungen im Universum steht. Aus Gründen der Datenverfügbarkeit wird die Perspektive eines US-Investors unterstellt, d.h. der USD wird als die einheimische Währung betrachtet und der Kurs anderer Währungen im Verhältnis zu einem USD ausgedrückt. Demnach bedeutet ein Anstieg des Kurses einen stärkeren USD und eine schwächere Fremdwährung.

Ein Long-Investment in Währung i zum Zeitpunkt t führt demnach zu folgender Rendite ausgedrückt in USD in der nächsten Periode:

$$r_{i,t+1} = \frac{F_{i,t:t+1}}{S_{i,t+1}} - 1, \quad (1)$$

wobei $F_{i,t:t+1}$ den zum Zeitpunkt t vereinbarten Forward-Kurs von Währung i mit Fälligkeitszeitpunkt in $t+1$ und $S_{i,t+1}$ den Spot-Kurs zum Zeitpunkt $t+1$ bezeichnet. Die Optimierung erfolgt in der weiteren Analyse wie in Barroso und

⁵Hierbei orientieren sie sich an der Idee des CAPM, wie Sharpe (1964) bzw. Lintner (1965) es beschreiben.

Santa-Clara (2015) mit einer monatlichen Frequenz, d.h. es werden monatliche Daten zu Spot- und 1-Monat-Forward-Kursen herangezogen. Dies impliziert, dass es sich bei Formel (1) zum einen um eine monatliche Rendite handelt und zum anderen per se keine Positionen von einem zum folgenden Monat bestehen bleiben. Wie in Barroso und Santa-Clara (2015) wird von etwaigen Sicherheitsforderungen des Brokers abstrahiert. Der Abschluss eines Forward-Kontraktes kann daher als Strategie ohne initiale Kapitalbindung betrachtet werden. Will ein Investor nun in ein Währungsportfolio investieren, sollte er die Portfoliogewichte $w_{i,t}$ der einzelnen Währungen zum Zeitpunkt der Optimierung so wählen, dass er seinen bedingten erwarteten Nutzen maximiert, welcher wiederum von der Portfoliorendite $r_{p,t+1}$ abhängt:

$$\max_{\{w_{i,t}\}_{i=1}^{N_t}} E_t[u(r_{p,t+1})] = E_t[u(rf_{US,t:t+1} + \sum_{i=1}^{N_t} w_{i,t} r_{i,t+1})] \quad (2)$$

Wie aus Formel (2) ersichtlich, besteht das betrachtete Gesamtportfolio aus einem 100%igen Investment in die risikolose Geldanlage im Heimatland, hier also der USA, mit der Verzinsung $rf_{US,t:t+1}$ sowie einem Long-Short-Portfolio aus Forward-Kontrakten. Der Leverage-Effekt L_t dieses Long-Short-Portfolios wird wie in Barroso und Santa-Clara (2015) als der absolute Betrag definiert, welcher in das riskante Währungsportfolio angelegt ist, gemessen pro investiertem Dollar in der risikolosen Geldanlage:

$$L_t = \sum_{i=1}^{N_t} |w_{i,t}|. \quad (3)$$

Den Umschlag (Turnover) T_t des besagten Portfolios berechne ich wie in Brandt et al. (2009):

$$T_t = \sum_{i=1}^{N_t} |w_{i,t} - w_{i,t-1}|. \quad (4)$$

Analog zu Barroso und Santa-Clara (2015) werden keine einschränkenden Annahmen in Bezug auf Portfoliogewichte, Leverage oder Turnover getroffen, ich werde aber beide Kennzahlen in der weiteren Analyse diskutieren.

Unter der Annahme, dass jede Währung mit einem Vektor von Charakteristika $x_{i,t}$ assoziiert werden kann und diese Charakteristika implizit alle nötigen Informationen zur Evaluierung der bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilung der spezifischen Währungsrenditen beinhalten, können die optimalen Portfoliogewichte als eine Funktion der Währungscharakteristika formuliert werden:

$$w_{i,t} = f(x_{i,t}; \theta). \quad (5)$$

Wie in Barroso und Santa-Clara (2015) wird im Weiteren die folgende lineare Funktion der Portfoliogewichte verwendet:

$$w_{i,t} = \frac{\theta^T \hat{x}_{i,t}}{N_t}. \quad (6)$$

Dabei deklariert θ einen Vektor mit Koeffizienten, welchen es mittels historischer Daten zu schätzen gilt. Die Charakteristika innerhalb des Vektors $\hat{x}_{i,t}$ werden querschnittsweise standardisiert, sodass sie über alle Währungen zum Zeitpunkt t einen Durchschnittswert von 0 und eine Standardabweichung von 1 besitzen. Dadurch wird zum einen sichergestellt, dass die Querschnittsverteilung von $\hat{x}_{i,t}$ stationär ist; bei Verwendung der nicht-standardisierten Charakteristika kann davon nicht bedenkenlos ausgegangen werden. Zum anderen wird somit garantiert, dass sich die optimalen Gewichte des Forward-Portfolios auf 0 aufsummieren.

Wie aus den Formeln (5) und (6) nachvollziehbar, ist der Koeffizienten-Vektor θ währungs- und zeitunabhängig. Aus der Währungsunabhängigkeit folgt, dass das Gewicht einer Währung nur von deren Charakteristika abhängt und nicht etwa von deren historischer Renditen (Brandt et al., 2009). Demnach bekommen Währungen, welche sich in der Ausprägung ihrer Charakteristika gleichen, ein ähnliches Gewicht im Portfolio, unabhängig davon wie sich die historischen Renditen beider entwickelt haben. Die Zeitunabhängigkeit impliziert, dass der den bedingten erwarteten Nutzen maximierende Koeffizienten-Vektor zu jedem Zeitpunkt derselbe ist, weswegen er auch den unbedingten erwarteten Nutzen zu jedem Zeitpunkt maximiert (Brandt et al., 2009).

Gegeben der Annahmen von Währungs- und Zeitunabhängigkeit des Koeffizienten-Vektors kann das bedingte Optimierungsproblem abhängig von den Gewichten $w_{i,t}$ aus Formel (2) zu einem unbedingten Optimierungsproblem abhängig vom Koeffizienten-Vektor θ umformuliert werden:

$$\max_{\theta} E[u(r_{p,t+1})] = E[u(rf_{US,t:t+1} + \sum_{i=1}^{N_t} f(x_{i,t}; \theta) r_{i,t+1})]. \quad (7)$$

Innerhalb eines Datensatzes können somit die Koeffizienten anhand der folgenden Optimierung⁶ geschätzt werden:

$$\max_{\theta} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} u(r_{p,t+1}) = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} u(rf_{US,t:t+1} + \sum_{i=1}^{N_t} (\frac{\theta^T \hat{x}_{i,t}}{N_t}) r_{i,t+1}). \quad (8)$$

Angelehnt an Brandt et al. (2009) und Barroso und Santa-Clara (2015) wird eine CRRA Nutzenfunktion unterstellt,

⁶Für Optimierungszwecke wurde auf das R-Package fBasics zurückgegriffen, während ich für die Berechnung der p-Werte über ein Bootstrapping-Verfahren das Package boot verwendet habe.

wobei γ den Grad der relativen Risikoaversion bezeichnet:

$$u(r_{p,t+1}) = \frac{(1 + r_{p,t+1})^{1-\gamma}}{1-\gamma} \quad (9)$$

Der wesentliche Vorteil im Vergleich zu einer Mittelwert-Varianz-Nutzenfunktion ist laut Barroso und Santa-Clara (2015), dass eine CRRA-Nutzenfunktion auch höhere Momente der Renditeverteilungen wie Schiefe und Kurtosis miteinbezieht. Damit werden innerhalb des Optimierungsverfahrens bspw. auch jene Charakteristika berücksichtigt, welche beim Senken des Crash-Risikos helfen, selbst wenn sie nicht zur Verbesserung der Sharpe Ratio beitragen. In der weiteren Analyse wird analog zu Barroso und Santa-Clara (2015) $\gamma=4$ gewählt.⁷

Abschließend soll betont werden, dass die Optimierung aus Formel (8) die CRRA-Nutzenfunktion aus Formel (9) optimiert und nicht etwa den Abstand zwischen den durch die Charakteristika vorhergesagten und tatsächlichen Renditen. So ist es gemäß Barroso und Santa-Clara (2015) etwa möglich, dass eine Charakteristik durchaus einen Mehrwert zur Prognose künftiger Renditen liefern kann. Sollten diese Renditen allerdings gegeben der Nutzenfunktion des Investors ein unattraktives Rendite-Risiko-Verhältnis aufweisen, wird die Charakteristik im Zuge des Verfahrens dennoch als irrelevant klassifiziert.

2.3. Performance-Benchmarks

Als primäre und titelgebende Benchmark wird der diversifizierte Carry-Trade fungieren. Die Strategie besteht demnach aus einer 100%igen risikolosen Geldanlage in den USA und einem Long-Short-Portfolio aus Forward-Kontrakten. Die Rendite $r_{fd,t+1}$ dieses Portfolios berechnet sich in jeder Periode wie folgt:

$$r_{fd,t+1} = rf_{US,t:t+1} + \sum_{i=1}^{N_t} w_{i,t}^{fd} r_{i,t+1}. \quad (10)$$

Hierbei entspricht das Portfoliogewicht $w_{i,t}^{fd}$ der innerhalb des Optimierungsverfahrens verwendeten Charakteristik $f d_{i,t}$, die auf der prozentuellen Forward-Basis beruht und in Abschnitt 3.3.1 im Detail definiert wird. Da $f d_{i,t}$ querschnittsweise standardisiert wurde, ist $\sum_{i=1}^{N_t} w_{i,t}^{fd} \approx 0$. Die Währungen im Terminkontraktportfolio streuen sich somit zu jedem Zeitpunkt typischerweise über das gesamte Währungsuniversum, wobei nicht das Vorzeichen der Forward-Basis einer Währung für die Portfoliogewichtung relevant ist, sondern der betragsmäßige Unterschied zwischen den Währungen im Querschnittsvergleich.

⁷Barroso und Santa-Clara (2015) treffen ihre Entscheidung hinsichtlich des Parameterwerts mit Verweis auf Bliss und Panigirtzoglou (2004), welche γ anhand der impliziten Risikoaversion schätzen, welche sie aus empirischen Daten zu einmonatigen Optionen auf Aktienindizes ableiten. Da gemäß Barroso und Santa-Clara (2015) die relevantesten Performancemaßzahlen (Sharpe Ratio, Schiefe, Kurtosis) skalenunabhängig sind, spielt die spezifische Wahl des Parameters keine entscheidende Rolle.

Wie DeMiguel et al. (2007) ausführen, bietet sich der $\frac{1}{n}$ -Ansatz aufgrund seiner einfachen und verständlichen Berechnung sowie der üblicherweise geringen Implementierungskosten als ein natürlicher Maßstab für die Evaluierung komplexerer Strategien an. Dass die naive Diversifikation eine durchaus herausfordernde Benchmark sein kann, wurde in Abschnitt 2.1 bereits ausgeführt. In der vorliegenden Arbeit berechnet sich die Rendite dieser Benchmark in jeder Periode wie folgt:

$$r_{naive,t+1} = rf_{US,t:t+1} + \sum_{i=1}^{N_t} w_{i,t} r_{i,t+1}. \quad (11)$$

Das Gewicht $w_{i,t}$ jeder Währung entspricht dabei $1/N_t$. Somit besteht das Forward-Portfolio zu gleichen Teilen aus Long-Positionen in allen zum Zeitpunkt t vorhandenen Währungen und einer aggregierten USD-Short-Position. Daraus folgt, dass gemäß der vorgestellten Definition des Leverage aus Formel (3) zu jedem Zeitpunkt eine Hebelwirkung von eins vorliegt.

Als letzte Benchmark und Vertreter einer anderen Asset-Klasse wird die Performance des amerikanischen Aktienmarkts herangezogen. Die nötigen Daten hierfür stammen von Kenneth Frenchs Internetseite⁸, welcher als Ursprung auf die CRSP-Datenbank verweist. Die Benchmark stellt gemäß der Internetseite einen wertgewichteten Index aus allen amerikanischen Firmen dar, die an der NYSE, AMEX und NASDAQ gelistet sind.

3. Selektion der Charakteristika

3.1. Übersicht der betrachteten Charakteristika

Wie in Abschnitt 2.1 bereits erwähnt, erfolgt die Selektion der Charakteristika für das vorgestellte Verfahren unter Zuhilfenahme der Gedanken und empirischen Ergebnisse anderer wissenschaftlicher Arbeiten, welche sich mit den Determinanten von Währungsrenditen beschäftigen. Als Ergebnis des Auswahlprozesses finden die folgenden Charakteristika Einzug in die weitere Analyse:

- Prozentuelle Forward-Basis bzw. Zinsunterschied (Carry)
- FX-Momentum
- Langfristige Trendumkehr (Realer Wechselkurs)
- Leistungsbilanzsaldo in Prozent des Bruttoinlandsprodukts (BIP)
- Produktionslücke in Prozent des potentiellen Bruttoinlandsprodukts (BIP)
- FX-Volatilität

⁸Zu finden unter folgendem Link: http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html.

Dabei war die Forschung von Barroso und Santa-Clara (2015), welche den Ansatz bereits im Devisenkontext angewendet haben, die Grundlage für die Auswahl. So habe ich die Charakteristika Carry, FX-Momentum, langfristige Trendumkehr und Leistungsbilanzsaldo dieser Arbeit entnommen und kann daher meine Ergebnisse mit denen der Autoren vergleichen. Mit der Produktionslücke und FX-Volatilität wurden darüber hinaus zwei Charakteristika inkludiert, die keine Verwendung in Barroso und Santa-Clara (2015) fanden, aber in jüngster Zeit von anderen Autoren in der wissenschaftlichen Literatur mit Aufmerksamkeit bedacht wurden. Als weitere mögliche Faktoren für zukünftige Arbeiten könnten z.B. wie in Nucera (2017) die Arbeitslosenrate in Betracht gezogen werden, oder ein Maß für Liquidität, wie es bspw. in der Arbeit von Mancini et al. (2013) verwendet wird. Um den Umfang der vorliegenden Arbeit aber nicht zu sprengen, liegt der Fokus auf den sechs genannten Faktoren.

Bevor nun der Literaturüberblick zu den selektierten Charakteristika beginnt, sollte zuletzt ein warnendes Wort von Cochrane (2017) angebracht werden. Dieser macht im Zusammenhang mit Aktien auf die Schwierigkeiten aufmerksam, die entscheidende(n) Zustandsvariable(n) in einem Asset-Pricing-Modell zur Erklärung von Überrenditen zu identifizieren. Sind vorgeschlagene Faktoren etwa korreliert, stellt sich die Frage, ob sie alle Schätzer für eine gemeinsam zugrundeliegende Zustandsvariable sind, oder ob das Modell weitere Zustandsvariablen beinhalten sollte. Als Folge betont Cochrane (2017) die Relevanz von ökonomischen Modellen zur Rationalisierung der aus den Faktormodellen abgeleiteten Risikoprämien – vor allem bei einer immer weiter steigenden Anzahl von in der Literatur vorgeschlagenen Faktoren.

3.2. Literaturüberblick

3.2.1. FX-Momentum

Die Profitabilität von Momentum-Strategien in Devisenmärkten ist in der Literatur vielfach dokumentiert. Allerdings werden Arbeiten, welche Momentum im Querschnitt der Währungen betrachten, von der größeren Anzahl solcher, welche die Strategie innerhalb der Zeitreihe einer einzelnen Währung untersuchen⁹, abgegrenzt. Studien der letzteren Art werden im Folgenden demnach ausgeklammert, da die für den empirischen Teil gesuchten Charakteristika möglichst Aufschluss über die Wertentwicklung aller betrachteten Währungen geben sollen, um so zu einer optimalen Allokationsentscheidung zu kommen.

Okunev und White (2003) führen für die Währungen von acht entwickelten Volkswirtschaften eine Querschnittsbetrachtung innerhalb der Beobachtungsperiode von 1980 bis 2000 durch und analysieren in diesem Kontext Momentum-Strategien basierend auf unterschiedlich ausgestalteten gleitenden Durchschnittsverfahren. Sie präsentieren Evidenz für eine Outperformance von knapp 6% p.a., unabhängig von

der gewählten Heimatwährung und der im Detail gewählten Methode des gleitenden Durchschnittsverfahrens.

Die Arbeit von Menkhoff et al. (2012b) betrachtet die Daten ebenfalls im Querschnitt, allerdings ist der Datensatz im Vergleich zur oben genannten Arbeit mit 48 Währungen und einer Beobachtungsperiode von 1976 bis 2010 durchaus extensiver. Neben der Konstatierung einer signifikanten Outperformance der Momentum-Strategie gehört zu ihrem wesentlichen Ergebnis auch die Feststellung, dass traditionelle Benchmark-Faktoren wie etwa der Carry-Trade oder Volatilitätsrisiko jene Überrenditen nicht erklären können, wie zuvor schon Burnside et al. (2011) empirisch darlegten. Zusätzlich weisen Menkhoff et al. (2012b) auf eine geringe Korrelation der Renditen zwischen diesen Strategien hin. Des Weiteren machen sie darauf aufmerksam, dass die Momentum-Strategie zwar durchaus sensitiv bzgl. mit ihr einhergehenden Transaktionskosten ist, diese aber die Outperformance nicht vollständig nivellieren. Zudem identifizieren die Autoren Muster in den Daten, welche sie als konsistent mit verhaltensökonomischen Erklärungen zu Über- und Unterreaktionen von Investoren betrachten.

Asness et al. (2013) untersuchen Value- und Momentum-Strategien über diverse Assetklassen hinweg. Sie stellen für Momentum eine Korrelation der Renditen über die untersuchten Assetklassen hinweg fest und konkludieren auf einen globalen Risikofaktor im Zusammenhang mit Momentum. Zudem konstatieren sie eine negative Korrelation zwischen Value- und Momentum-Strategien innerhalb und über alle untersuchten Assetklassen hinweg, was Diversifikationsvorteile verspricht.

Zuletzt sei erneut auf Barroso und Santa-Clara (2015) verwiesen, welche Momentum ebenfalls als Charakteristik in ihrer Portfoliooptimierung inkludieren, wobei sie den Faktor als kumulative Währungsaufwertung der letzten drei Monate definieren. Innerhalb ihres In-Sample-Tests kann für Momentum sowohl bei einer gesamtheitlichen Betrachtung aller Charakteristika in der Optimierung als auch isoliert betrachtet Signifikanz nachgewiesen werden. Dieses Resultat können sie anschließend im Zuge ihres Out-of-Sample-Tests bestätigen. Ebenfalls von den Autoren als Robustheitscheck thematisiert werden Transaktionskosten, welche im Zusammenhang mit einer Momentum-Strategie substantiell sein können. Out-of-Sample und unter Berücksichtigung der zuvor im In-Sample-Test als signifikant identifizierten Faktoren verliert Momentum seine Profitabilität. Auf Basis der gleichen Betrachtung unter Einbezug aller von ihnen selektierten Charakteristika stellen die Autoren allerdings weiterhin eine wesentliche Outperformance des optimalen Portfolios fest, weswegen sie nahelegen, dass nicht wie oft üblich die Transaktionskosten einer individuellen Strategie, sondern mehrerer Strategien in Interaktion betrachtet werden sollten.

In Summe ist die Renditeprädiktabilität von Momentum in der Literatur ausführlich dokumentiert. Zur Beantwortung der Frage, warum sie besteht, gibt es allerdings kein einheitliches Credo. So existieren etwa im Aktiensegment auf Jegadeesh und Titman (1993) zurückgehende Erklärungsansätze, welche die mit Momentum assoziierten Überrenditen in

⁹Einen Literaturüberblick bzgl. dieser oft „Technical Trading Rules“ genannten Ansätze liefern bspw. Menkhoff und Taylor (2007).

einem verhaltensökonomischen Rahmen als das Resultat von Über- bzw. Unterreaktionen von Investoren betrachten.¹⁰ Zudem wurden verschiedene Versuche unternommen, die Profitabilität der Momentum-Strategie mit einhergehendem Risiko in Verbindung zu bringen – dies gelang jedoch nicht immer mit Erfolg. Liu und Zhang (2008) listen einige Arbeiten auf, die sich zum Ziel setzten, Momentum im Aktiensegment mittels bekannter Risikofaktoren wie bspw. Marktrisiko oder der drei Fama-French-Faktoren zu erklären und daran scheiterten. Sie führen aber auch Arbeiten an, welche Evidenz für Erklärungen im Zusammenhang mit Liquiditäts- bzw. Konsumrisiko konstatieren.

3.2.2. Realer Wechselkurs

Einem Gedanken von Shiller (1981) folgend argumentiert Cochrane (2007), welcher den Zusammenhang von künftigen Aktienrenditen und der heutigen Dividendenrendite untersucht, dass gegeben einem Barwertmodell sowie einer stationären Dividendenrendite die Schwankungen der Dividendenrendite eine Vorhersagekraft hinsichtlich der zukünftigen Aktienrendite oder dem zukünftigen Dividendenwachstum oder beidem innehaben muss. Ausgehend von der Nullhypothese eines effizienten Marktes, welcher keine Renditevorhersagbarkeit zulässt und die Schwankung in der Dividendenrendite dem künftigen Dividendenwachstum zuschreibt, kommt er zum Schluss, dass bereits die fehlende Prognostizierbarkeit von Dividendenwachstum in den Daten Evidenz zum Verwerfen der Nullhypothese liefert. Cochrane (2011) weist ebenfalls darauf hin, dass die empirische Aussagekraft der Dividendenrendite bzgl. der künftigen Preisentwicklung steigt, je weiter die vorhergesagten Renditen in der Zukunft liegen. Van Binsbergen und Kojien (2010) stellen in diesem Zusammenhang fest, dass die erwartete Aktienrendite persistenter als die erwartete Dividendenwachstumsrate ist.

Verschiedene Arbeiten, wie z.B. Froot und Ramadorai (2005) oder Engel und West (2010), haben diesen Gedanken des Barwertansatzes bereits auf Deviseninvestments übertragen. Aktuelle Studien von Dahlquist und Penasse (2017) sowie Balduzzi und Chiang (2017) betrachten in diesem Kontext neben dem bekannten Einfluss des Zinsunterschieds, welcher wie eingangs dargelegt mit Abweichungen von der ungedeckten Zinsparität zusammenhängt, die Auswirkung des realen Wechselkurses auf die zukünftigen Devisenrenditen. Beim realen Wechselkurs handelt es sich um die nominale Größe nach Inflationsbereinigung mittels in- und ausländischem Preisindex (Burda und Wyplosz, 2009). Die Autoren unterstellen hierbei auf Basis einer Arbitrageüberlegung, dass langfristig die Kaufkraftparität Bestand hat. Ähnlich wie im geschilderten Fall für Aktienrenditen erlaubt ihnen dies, im Kontext eines Barwertmodells und gegeben der Annahme eines stationären realen Wechselkurses¹¹, den

heutigen realen Wechselkurs hinsichtlich seiner Aussagekraft bzgl. des zukünftigen Zinsunterschieds und der zukünftigen Währungsrendite aufzuspalten.

Dahlquist und Penasse (2017) stellen empirisch fest, dass der Hauptprädiktor von Währungsrenditen über einen längeren Zeithorizont mit Abweichungen von der Kaufkraftparität zusammenhängt, während Konvergenzen von der ungedeckten Zinsparität die Renditen über einen kurzfristigeren Zeitraum beeinflussen. Sie formulieren darauf aufbauend die vergleichende Theorie, dass persistente Risikoprämien die langfristigen Abweichungen von der Kaufkraftparität im Devisenmarkt, wie auch die langfristigen Bewegungen der Dividendenrendite im Aktienkontext, erklären. Ähnlich hierzu lehnen auch Balduzzi und Chiang (2017) die Nullhypothese ab, welche keine Vorhersagbarkeit der zukünftigen Währungsrenditen durch den effektiven Wechselkurs unterstellt.

Ähnlich zu ihrem im vorigen Unterkapitel beschriebenen Ergebnis in Bezug auf Momentum-Strategien, stellen Asness et al. (2013) ebenfalls für Value-Strategien eine Parallelbewegung der Renditen über die untersuchten Assetklassen hinweg fest, was die Autoren analog als Indikation für einen globalen Risikofaktor im Zusammenhang mit „Value“ sehen. Sie definieren Value im Währungsbereich auf Basis des realen Wechselkurses und der Kaufkraftparität.

Weiterhin machen Jordà und Taylor (2012) auf die Diversifikationsvorteile sowie eine verbesserte Crash-Resistenz in der letzten globalen Finanzkrise aufmerksam, welche durch die Berücksichtigung eines Signals basierend auf dem realen Wechselkurs im Kontext der Carry-Trade-Strategie entstehen. Das verwendete Signal leitet sich dabei konzeptuell ähnlich zu bereits genannten Studien aus einer langfristigen Kaufkraftparitätsüberlegung ab.

Zuletzt sei auf Barroso und Santa-Clara (2015) verwiesen, welche in ihrer Arbeit den realen Wechselkurs ebenfalls als Charakteristik innerhalb des Ansatzes zur Portfoliooptimierung von Brandt et al. (2009) nutzen. Die besagte Größe fließt in zwei ihrer Charakteristika ein, welche sie mit Realer Wechselkurs („Real Exchange Rate“) und Langfristige Trendumkehrung („Long-Term Reversal“) bezeichnen. Im Zuge ihres In-Sample-Tests und unter Berücksichtigung aller von ihnen selektierten Faktoren stellen sie fest, dass von beiden Charakteristika nur die langfristige Trendumkehrung statistische Signifikanz aufweist; isoliert betrachtet wird sie jedoch auch verworfen. In einem weiteren Out-of-Sample-Test, basierend auf den zuvor im In-Sample-Test identifizierten signifikanten Größen, inkludieren sie daher nur jenen statistisch signifikanten Faktor. Ihr festgestelltes Ergebnis trifft in Folge weiterhin zu.

3.2.3. Leistungsbilanzsaldo

Die Leistungsbilanz als Teil der Zahlungsbilanz einer Volkswirtschaft definiert sich als Summe aus Handels- und

¹⁰Bspw. thematisieren die Arbeiten von Daniel et al. (1998), Barberis et al. (1998) sowie Hong und Stein (1999) verschiedene psychologische Verhaltensmuster als Ursachen.

¹¹Verschiedene Arbeiten von bspw. Rogoff (1996), Lothian und Taylor

(1996), Cheung et al. (2005) oder Burstein und Gopinath (2014) thematisieren die Stationarität des realen Wechselkurses bzw. testen auf den Bestand der Kaufkraftparität und kommen zu gemischten Ergebnissen. Lustig et al. (2017) argumentierten jüngst gar für eine Stationarität nominaler Wechselkurse.

Dienstleistungsbilanz, Bilanz der Erwerbs- und Vermögenseinkommen sowie der Übertragungsbilanz, siehe hierzu etwa [Burda und Wyplosz \(2009\)](#). Sie bzw. ihr Saldo wird bereits seit Jahrzehnten von Forschern als mögliche relevante Determinante von Wechselkursbewegungen in Betracht gezogen und diskutiert. So existieren bereits aus den 1970er und 1980er Jahren wissenschaftliche Arbeiten, die neben den klassischen monetären Wechselkursmodellen, welche üblicherweise u.a. auf Annahmen hinsichtlich des Bestands der Kaufkraftparität sowie der ungedeckten Zinsparität basieren, sogenannte „Portfolio-Balance-Modelle“ konstruieren¹².

In diesen gedanklich auf [Tobin \(1969\)](#) zurückgehenden Modellen bestimmt sich der Wechselkurs nicht ausschließlich aus Geldangebot und -nachfrage wie in den monetären Modellen. Vielmehr ist das Angebot von und die Nachfrage nach allen einheimischen und ausländischen Assets für den Devisenkurs relevant, wobei einheimische und ausländische Assets keine perfekten Substitute sind. Diesem Gedanken folgend stellt der Leistungsbilanzsaldo einer kleinen Volkswirtschaft¹³ in einem solchen Modell eine Veränderung im Angebot von ausländischen Assets dar. Ein Überschuss erhöht somit das Angebot von ausländischen Assets und reduziert deren Preis, was wiederum der Logik des Anpassungsmechanismus dieser Gleichgewichtsmodelle folgend zu einer Aufwertung der einheimischen Währung führen sollte ([Frankel und Rose, 1995](#)). In einer aktuelleren Arbeit entwickeln etwa [Gabaix und Maggiori \(2015\)](#) diesen Ansatz weiter und stellen u.a. ein Modell vor, in welchem der Wechselkurs zugleich von globalen Handelsungleichgewichten zwischen den Ländern sowie dem Willen zur Risikoübernahme der agierenden Investoren abhängt. Letztere sind demnach aufgrund ihrer gegebenen Risikoübernahmefähigkeit nur bis zu einem gewissen Grad dazu geneigt Währungsungleichgewichte gegen eine adäquate Risikoprämie zu absorbieren.

Die Vorhersagbarkeit von Wechselkursbewegungen anhand beobachtbarer makroökonomischer Fundamentaldaten basierend auf der theoretischen Fundierung von monetären Modellen oder Portfolio-Balance-Modellen wurde in verschiedenen empirischen Arbeiten untersucht. [Meese und Rogoff \(1983\)](#) konstatieren, dass für die untersuchten Währungen bei einem Betrachtungshorizont von einem bis zwölf Monaten ein Random-Walk-Modell ebenso gut wie jedes der getesteten Modelle abschneidet. [Frankel und Rose \(1995\)](#) bekräftigen den Fund von [Meese und Rogoff \(1983\)](#) und formulieren in ihrem Literaturüberblick den zusammenfassenden Konsens von relativ geringer empirischer Erklärungskraft der Modellansätze. Auch [Lee und Chinn \(2006\)](#) bestätigen dieses Ergebnis und vernetzen es gedanklich mit der zen-

tralen Erkenntnis ihrer Arbeit, welcher zur Folge temporäre Schocks relevanter für die Entwicklung der Leistungsbilanz sind als permanente Schocks, welche hauptsächlich auf die Wechselkursbewegung wirken.

Im Gegensatz zu den bisher erwähnten Arbeiten schließen [Gourinchas und Rey \(2007\)](#), welche ein der Leistungsbilanz sehr ähnliches Signal verwenden, auf eine positive Erklärungskraft hinsichtlich zukünftiger Währungsrenditen In- sowie Out-of-Sample. Ebenso präsentieren [Della Corte et al. \(2016\)](#) Evidenz für die Existenz einer Risikoprämie, welche Investoren für das Halten einer Währung von Nettokreditnehmerländern fordern, da solche Währungen dazu neigen in schlechten Zeiten abzuwerten. Die Autoren weisen nicht nur nach, dass der von ihnen konstruierte globale Risikofaktor die Querschnittsvariation von Währungsüberrenditen, sondern auch den von Renditen anderer relevanter Asset-Klassen wie Aktien, Bonds und Rohstoffe erklärt.

[Barroso und Santa-Clara \(2015\)](#) verwenden ebenfalls die Leistungsbilanz als renditenbeschreibenden Faktor innerhalb des Optimierungsansatzes von [Brandt et al. \(2009\)](#). Nachdem die Autoren aber bereits im In-Sample-Test keine statistische Signifikanz feststellen können, exkludieren sie den Faktor in ihrem weiteren Out-of-Sample-Test.

3.2.4. Produktionslücke

Wie im vorherigen Unterkapitel zum Leistungsbilanzsaldo dargestellt ist der Erfolg der empirischen Forschung begrenzt, das Risiko von Währungen anhand von makroökonomischen Fundamentaldaten zu erklären, obwohl die ökonomische Intuition zumindest auf einen langfristigen Zusammenhang zwischen beidem schließen lässt. [Riddiough und Sarno \(2017\)](#) ziehen in diesem Zusammenhang den Vergleich zum Risiko eines Unternehmens, welches der Theorie nach von dessen Fundamentaldaten abhängen sollte. Basierend auf der Arbeit von [Verdelhan \(2010\)](#) konstruieren sie ein theoretisches Modell, welches Währungsüberrenditen mit den Konjunkturzyklen der verschiedenen Länder in Verbindung bringt. Der einfachen Intuition dieses Modells folgend sind Investoren aus Ländern mit schwacher Wirtschaft risikoaverser als solche aus Ländern mit starker Wirtschaft und verlangen daher eine Risikoprämie für das Halten ausländischer Währungen.

Die aus dem Modell ableitbare Hypothese, welche es zu testen gilt, bezieht sich auf die Produktionslücke¹⁴ und hängt nicht von Daten zu aggregiertem Länderkonsum ab, welche schwer verfügbar bzw. oftmals unzureichend erhobenen sind. Der Hypothese folgend sollte eine Strategie, welche Währungen von Ländern mit hoher Produktionslücke kauft und solche von Ländern mit geringer Produktionslücke verkauft, zu Outperformance führen. [Riddiough und Sarno \(2017\)](#) finden Evidenz für diese Aussage und deuten darauf hin, dass eine geringe Korrelation zwischen ihrer und anderen Währungsinvestmentstrategien aus der Literatur besteht, wie et-

¹²Hier kann bspw. auf [Kouri \(1976\)](#), [Dornbusch und Fischer \(1980\)](#) oder [Hooper und Morton \(1982\)](#) verwiesen werden. Für eine vergleichende Gegenüberstellung von monetären Modellen und Portfolio-Balance-Modellen siehe z.B. [Frankel und Rose \(1995\)](#).

¹³Beim vereinfachten Modell einer kleinen Volkswirtschaft sind internationale Kapitalströme annahmegemäß ausschließlich in ausländischer Währung denominated, während bei realistischeren Modellen das Portfolioverhalten sowohl der einheimischen wie auch ausländischen Bevölkerung für das Marktgleichgewicht relevant ist, siehe hierzu etwa [Frankel und Rose \(1995\)](#).

¹⁴Die Produktionslücke bezeichnet die prozentuale Abweichung des Bruttoinlandsprodukts von seinem langfristig nachhaltigen Trend ([Burda und Wyplosz, 2009](#)).

wa dem Carry-Trade oder dem von Menkhoff et al. (2012a) vorgeschlagenen Volatilitätsfaktor¹⁵. In Folge dessen attestieren Riddiough und Sarno (2017) ihrer Strategie nicht nur reizvolle risikoadjustierte Renditen, sondern auch vorteilhafte Diversifikationseigenschaften.

3.2.5. FX-Volatilität

Nachdem Volatilität als möglicher Risikofaktor bereits im Aktiensegment zur Erklärung von Querschnittsrenditen herangezogen wurde¹⁶, gibt es auch Arbeiten, die Evidenz für die Vorhersage von Devisenrenditen konstatieren.

Zu nennen ist hierbei Menkhoff et al. (2012a), welche betrachten, inwiefern die Überrenditen des Carry-Trades teilweise als Kompensation für ein FX-Volatilitätsrisiko erklärt werden können. Diese Hypothese leiten sie aus dem ökonomischen Gedanken ab, welchem zufolge etwa eine erhöhte unerwartete Volatilität einen negativen Effekt auf das Risiko-Rendite-Verhältnis eines Investors hat und demnach einem unvorteilhaften Umweltzustand gleichkommt. Investoren verlangen also eine zusätzliche Kompensation für Währungen, die bei hoher unerwarteter Volatilität schlecht performen, während sie bereit sind ein Premium für Währungen aufzubringen, die im gleichen Umweltzustand profitabel sind.

Zur Durchführung ihres empirischen Tests definieren sie eine für die globale FX-Volatilität stehende Proxy-Variable basierend auf Beobachtungen zur täglichen realisierten Volatilität des vorangegangenen Monats und untersuchen die zeitliche Änderung in dieser Proxy-Variable als nichtgehandelten Risikofaktor, ähnlich wie es Ang et al. (2006) mit ihrem definierten Volatilitätsfaktor im Aktiensegment handhaben. Sie stellen fest, dass die Renditen von Hochzinswährungsportfolios einen negativen Zusammenhang mit Änderungen in der globalen FX-Volatilität aufweisen, während Niedrigzinswährungsportfolios bei Zunahme des Risikofaktors positive Renditen und somit eine Art Hedge liefern. Der eingangs vorgestellte Carry-Trade performt demnach tendenziell schlechter in Zeiten von Marktunruhen und -chaos. Davon ausgehend argumentieren die Autoren für eine Erklärung der Renditen des Carry-Trades als Kompensation für zeitvariierendes Risiko. Zusätzlich konstatieren Menkhoff et al. (2012a), dass der definierte Risikofaktor nicht nur mit anderen Proxy-Variablen für Marktliquidität (bspw. Bid-Ask-Spreads oder TED-Spread) korreliert ist, sondern diese tatsächlich im direkten Vergleich in Sachen Erklärungskraft bzgl. der Renditen des Carry-Trades dominiert. Sie weisen hierbei Brunnermeier et al. (2008) folgend auf den engen Zusammenhang zwischen den Konzepten von beobachtbarer Marktvolatilität und nicht beobachtbarer Marktliquidität bei der Erklärung von Devisenrenditen hin. Ebenfalls weisen sie nach, dass mit Hilfe des Faktors auch die Querschnittsrenditen anderer Strategien¹⁷ wie z.B. etwa Momentum in Devisenmärkten rationalisiert werden können.

In einer anderen Studie untersuchen Corte et al. (2016) ebenso die empirische Aussagekraft eines Volatilitätsfaktors als Prädiktor für künftige Währungsrenditen, ohne dabei im Detail ein formales theoretisches Modell für dessen Erklärung zu liefern. Anders als bei Menkhoff et al. (2012a) konstruieren die Autoren den besagten Faktor auf der grundlegenden Idee eines Volatilitätsswap-Kontrakts, welcher dem Kontraktkäufer eine Auszahlung in Abhängigkeit der realisierten Volatilität eines Basisinstruments über die Laufzeit des Vertrags zusichert, für die er als Gegenleistung einen vorher festgelegten Preis („Swap Rate“) zahlen muss. Da der Kontraktwert über eine Barwertbetrachtung der erwarteten zukünftigen Auszahlung in einer risikoneutralen Welt ermittelt wird, sollte die Swap Rate einer risikoneutralen Erwartung der besagten realisierten Volatilität gleichen. Die Autoren synthetisieren diese Swap Rate mittels eines Ansatzes von Britten-Jones und Neuberger (2000) aus Preisen von Call-Optionen mit Ablaufdatum zum Zeitpunkt des Auslaufs des hypothetischen Volatilitätsswap-Kontrakts. Darauf aufbauend konstruieren sie die Volatilitätsrisikoprämie als Differenz aus der ex-post realisierten Volatilität, gemessen über eine Vorperiode, abzüglich der ex-ante risikoneutralen Erwartung der künftig realisierten Volatilität über die Betrachtungsperiode. Währungen mit einer relativ hohen (niedrigen) Faktorgewichtung gelten demnach als günstig (teuer), da sie über die Vorperiode eine hohe (geringe) realisierte Volatilität ausweisen, aber nach wie vor günstig (teuer) über Optionen zu versichern sind. Das physikalische Wahrscheinlichkeitsmaß liegt demnach also höher (niedriger) als das risikoneutrale Wahrscheinlichkeitsmaß.

Ähnlich der zitierten Arbeit von Menkhoff et al. (2012a) konstruieren auch Corte et al. (2016) Währungsportfolios, sortiert nach Faktoren wie ihrem soeben präsentierten Volatilitätsfaktor sowie traditionellen Ansätzen wie etwa Carry, Momentum oder Value¹⁸. Sie finden Evidenz für eine deutliche Outperformance der Volatilitätsstrategie gegenüber den anderen häufig benutzten Faktoren, gemessen als Rendite per Einheit Volatilität. Zudem weisen die Autoren auf einen möglichen Diversifikationsvorteil der Strategie hin, da sie eine nur geringe Korrelation zu den anderen betrachteten Strategien feststellen. In diesem Zusammenhang betonen sie als wesentlichen Unterschied zu den traditionellen Ansätzen, dass die Performance der Volatilitätsstrategie maßgeblich auf der Vorhersagbarkeit von Währungskursen basiert, während etwa beim Carry-Trade der Zinsunterschied die wesentliche Komponente der Renditen darstellt und ein vergleichsweise geringerer Teil der Renditeprädiktabilität auf Variation in den zukünftigen Wechselkursen beruht. Schließlich zeigen die Autoren auf, dass auch andere verbreitete Asset-Pricing-Modelle außerhalb des Devisensegments, wie etwa die Faktorenmodelle von Fama und French (1993) oder Fung und Hsieh (2004), die Renditen der Volatilitätsstrategie nicht

¹⁵Mehr hierzu in Unterkapitel 3.2.5.

¹⁶Thematisiert wird dies bspw. von Ang et al. (2006) sowie Adrian und Rosenberg (2008).

¹⁷Bemerkenswerterweise attestieren die Autoren dem Faktor etwa auch

Aussagekraft bzgl. der Querschnittsrenditen amerikanischer Unternehmensanleihen oder einer Momentum-Strategie im US-Aktienmarkt.

¹⁸Die Autoren definieren Value ebenfalls anhand des realen Wechselkurses, siehe dazu vergleichend Unterkapitel 3.2.2.

rationalisieren können.

Zuletzt sei noch auf die Arbeiten von Bhansali (2007) sowie Clarida et al. (2009) verwiesen, welche ebenfalls einen Zusammenhang zwischen den Carry-Renditen und der Volatilität in Währungsmärkten feststellen. In diesem Kontext präsentieren sie u.a. Optionsstrategien, welche persistente Überrenditen generieren, deren Outperformance jedoch ähnlich zum Carry-Trade bei einem Anstieg der Volatilität versiegt. Des Weiteren konstatieren Clarida et al. (2009) etwa eine hohe Sensitivität der Ergebnisse jener in Abschnitt 1.1 erwähnten bekannten Regression zum Test auf Bestand der ungedeckten Zinsparität hinsichtlich des Volatilitätsregimes. Demnach liefert diese zu Zeiten geringer Volatilität einen signifikanten negativen Koeffizienten, während sich das Vorzeichen des Ergebnisses in Perioden hoher Volatilität dreht und weiterhin signifikant bleibt. Bemerkenswerterweise löst diese Feststellung allerdings keineswegs die Thematik einer Verletzung der ungedeckten Zinsparität, da der von den Autoren geschätzte Koeffizient größer 1 ist, d.h. dass Niedrigzinswährungen tatsächlich stärker aufwerten als durch die ungedeckte Zinsparität diktiert.

3.3. Methodologie der Charakteristika

3.3.1. sProzentuelle Forward-Basis bzw. Zinsunterschied (Carry)

Gegeben der Annahme, dass die gedeckte Zinsparität hält, entspricht die prozentuale Forward-Basis

$$FB_{i,t:t+1} = \frac{F_{i,t:t+1} - S_{i,t}}{S_{i,t}} \quad (12)$$

der Währung i im Verhältnis zum USD gemessen zum Zeitpunkt t näherungsweise dem Zinsunterschied der zugrundeliegenden Länder (Riddiough und Sarno, 2017). Den Bestand der gedeckten Zinsparität stellen zwar bspw. Akram et al. (2008) fest, allerdings machen Du et al. (2017) in einer neueren Studie auf teils massive Abweichungen seit der globalen Finanzkrise im Jahr 2007 aufmerksam.

Die Charakteristik $f d_{i,t}$ definiere ich wie in Barroso und Santa-Clara (2015) als Standardisierung der prozentuellen Forward-Basis $FB_{i,t:t+1}$:

$$f d_{i,t} = \frac{FB_{i,t:t+1} - \mu_{FB_t}}{\sigma_{FB_t}}, \quad (13)$$

wobei μ_{FB_t} und σ_{FB_t} dabei Durchschnitt und Standardabweichung des Querschnitts aller zum Zeitpunkt t verfügbaren Währungen darstellen. Die Charakteristik misst also die Forward-Basis in Standardabweichungen über bzw. unter dem Mittelwert aller Währungen und hat über den Querschnitt aller Währungen einen Mittelwert von null. Demnach ist nicht das Vorzeichen der Forward-Basis einer Währung für die Charakteristik und daraus folgende Portfoliogewichtung relevant, sondern der betragsmäßige Unterschied zwischen den Währungen im Querschnittsvergleich. Außerdem impliziert die Definition, dass die Strategie neutral im Sinne

der Heimatwährung, dem USD, ist (Barroso und Santa-Clara, 2015).

3.3.2. FX-Momentum

Für die Charakteristik $mom_{i,t}$ wird wie in Kroencke et al. (2013) oder Barroso und Santa-Clara (2015) die kumulative Währungsaufwertung der letzten drei Monate verwendet, welche über den Querschnitt aller Währungen zum Zeitpunkt t standardisiert wird.

Zu jedem Zeitpunkt t wird für alle vorhandenen Währungen die kumulative Rendite der vorherigen drei Monate berechnet:

$$MOM_{i,t} = -\left(\frac{S_{i,t}}{S_{i,t-3}} - 1\right). \quad (14)$$

Ist $MOM_{i,t}$ positiv (negativ), hat Währung i gegen den USD in den vorherigen drei Monaten aufgewertet (abgewertet). Anschließend kann $mom_{i,t}$ gebildet werden, indem $MOM_{i,t}$ wie folgt standardisiert wird:

$$mom_{i,t} = \frac{MOM_{i,t} - \mu_{MOM_t}}{\sigma_{MOM_t}}, \quad (15)$$

wobei μ_{MOM_t} und σ_{MOM_t} dabei Durchschnitt und Standardabweichung des Querschnitts aller zum Zeitpunkt t verfügbaren Währungen darstellen. Die Charakteristik ist für jene Währungen positiv, welche in den letzten drei Monaten vergleichsweise stark gegen den USD aufgewertet haben.

3.3.3. Langfristige Trendumkehr (Realer Wechselkurs)

Die Charakteristik $rev_{i,t}$ basiert wie in Barroso und Santa-Clara (2015) auf der kumulativen Aufwertung des realen Wechselkurses, betrachtet über h Perioden und ausgedrückt als folgende Indexnummer¹⁹:

$$Q_{i,h,t} = \frac{S_{i,t} CPI_{i,h-2} CPI_{US,t-2}}{S_{i,h} CPI_{i,t-2} CPI_{US,h-2}}, \quad (16)$$

wobei $CPI_{i,t}$ die Inflationsschätzung des mit der Währung i assoziierten Landes in Form des Konsumentenpreisindexes darstellt. Identisch zu Barroso und Santa-Clara (2015) wird $h = t - 60$ gewählt, was einem Zeitraum von fünf Jahren entspricht.

Um zur Charakteristik $rev_{i,t}$ zu gelangen, wird $Q_{i,h,t}$ über den Querschnitt aller Währungen standardisiert:

$$rev_{i,t} = \frac{Q_{i,h,t} - \mu_{Q_{h,t}}}{\sigma_{Q_{h,t}}}, \quad (17)$$

wobei $\mu_{Q_{h,t}}$ und $\sigma_{Q_{h,t}}$ dabei Durchschnitt und Standardabweichung des Querschnitts aller zum Zeitpunkt t verfügbaren Währungen darstellen. Somit ist die Charakteristik wie

¹⁹Erläuterungen zur in der Formel ersichtlichen Zeitverzögerung von zwei Monaten in den CPI-Daten finden sich in Abschnitt 4.2.

bei Barroso und Santa-Clara (2015) für Währungen positiv, die in den letzten fünf Jahren im Schnitt stark gegen den US-Dollar abgewertet haben.

3.3.4. Leistungsbilanzsaldo in Prozent des Bruttoinlandsprodukts

Der Leistungsbilanzsaldo wird, wie bei Barroso und Santa-Clara (2015), im Zuge der Verwendung als Charakteristik $ca_{i,t}$, über den Querschnitt aller Währungen standardisiert:

$$ca_{i,t} = \frac{CA_{i,t} - \mu_{CA_t}}{\sigma_{CA_t}}. \quad (18)$$

$CA_{i,t}$ stellt dabei den Leistungsbilanzsaldo in Prozent des Bruttoinlandsprodukts der Währung i zum Zeitpunkt t dar, während μ_{CA_t} und σ_{CA_t} den Durchschnitt und die Standardabweichung des Querschnitts aller zum Zeitpunkt t verfügbaren Währungen bezeichnen.

3.3.5. Produktionslücke in Prozent des potentiellen Bruttoinlandsprodukts

Ähnlich zum Vorgehen bei den von Barroso und Santa-Clara (2015) selektierten Charakteristika definiere ich auch $opg_{i,t}$ als Standardisierung der Produktionslücke über den Querschnitt aller Währungen:

$$opg_{i,t} = \frac{OPG_{i,t} - \mu_{OPG_t}}{\sigma_{OPG_t}}. \quad (19)$$

$OPG_{i,t}$ bezeichnet dabei die Produktionslücke in Prozent des potentiellen Bruttoinlandsprodukts der Währung i zum Zeitpunkt t . μ_{OPG_t} und σ_{OPG_t} sind Platzhalter für Durchschnitt und Standardabweichung des Querschnitts aller zum Zeitpunkt t verfügbaren Währungen.

3.3.6. FX-Volatilität

Im Zuge der Definition von Charakteristik $vol_{i,t}$ wird zunächst für jede Währung i an jedem Tag τ die tägliche Rendite berechnet:

$$r_{i,\tau} = \frac{S_{i,\tau}}{S_{i,\tau-1}} - 1. \quad (20)$$

Anschließend wird pro Währung i für jeden Monat t , welcher als Datenpunkt für die Optimierung fungieren soll, die Variable $VOL_{i,t}$ bestimmt. Diese entspricht der Standardabweichung, welche auf Basis der täglichen Renditen seit der Vorperiode $t-1$ geschätzt wurde.

Um zur Charakteristik $vol_{i,t}$ zu gelangen, wird $VOL_{i,t}$ über den Querschnitt aller Währungen standardisiert:

$$vol_{i,t} = \frac{VOL_{i,t} - \mu_{VOL_t}}{\sigma_{VOL_t}}. \quad (21)$$

Sie weist demnach einen positiven (negativen) Wert für jene Währungen auf, die im Schnitt eine vergleichsweise hohe (geringe) realisierte Volatilität über die Vorperiode verzeichneten.

4. Daten

4.1. Benötigte Daten und Vorstellung der Datenquellen

Für den gewählten Portfoliooptimierungsansatz und die dazugehörigen selektierten Charakteristika wurden folgende Datentypen als relevant identifiziert:

- Mid-Spot Rates der Länderwährungen
- Mid-1-Monat-Forward Rates der Länderwährungen
- Preisindex der Länder
- Leistungsbilanzsaldo in Prozent des BIPs der Länder
- Produktionslücke in Prozent des potentiellen BIPs der Länder
- Risikoloser Zinssatz für eine Haltedauer von einem Monat.

Um der Zielsetzung eines in Breite und Länge möglichst umfangreichen Datensatzes zur weiteren Analyse Rechnung zu tragen, wurden die aufgeführten Informationen als historische Zeitreihen mit monatlicher Frequenz für die folgenden 42 Länder (entsprechende Währungscode in Klammern) mit flexiblem Wechselkurs ab Januar 1974, ein Jahr nach Zusammenbrechen des Bretton-Woods-Systems, bis Ende Februar 2018 abgefragt:

- Ägypten (EGP)
- Australien (AUD)
- Belgien (BEF)
- Brasilien (BRL)
- Bulgarien (BGN)
- Chile (CLP)
- Dänemark (DKK)
- Deutschland (DEM)
- Eurozone (EUR)
- Finnland (FIM)
- Frankreich (FRF)
- Griechenland (GRD)
- Indien (INR)
- Indonesien (IDR)
- Irland (IEP)
- Island (ISK)
- Italien (ITL)
- Japan (JPY)
- Kanada (CAD)
- Kroatien (HRK)

- Malaysia (MYR)
- Mexiko (MXN)
- Neuseeland (NZD)
- Niederlande (NLG)
- Norwegen (NOK)
- Österreich (ATS)
- Philippinen (PHP)
- Polen (PLN)
- Portugal (PTE)
- Republik China /Taiwan (TWD)
- Russland (RUB)
- Schweden (SEK)
- Schweiz (CHF)
- Slowakei (SKK)
- Spanien (ESP)
- Südafrika (ZAR)
- Südkorea (KRW)
- Tschechien (CZK)
- Türkei (TRY)
- Ungarn (HUF)
- Vereinigtes Königreich (GBP)
- Vietnam (VND)

Zur Auswahl der Länder des angestrebten Datensatzes wurden andere, hier zitierte, empirische Arbeiten aus dem Devisenkontext gesichtet und eine Liste mit der Vereinigungsmenge der jeweils untersuchten Länder erstellt, da annahm gemäß bereits in einer anderen Studie verwendete Daten am ehesten verfügbar sein sollten. Dieser Prozess wurde nach den aufgeführten 42 Ländern beendet, um genügend zeitliche Ressourcen für die notwendige manuelle Bestimmung der Bloomberg-Ticker sowie die folgende Prüfung der Daten zu garantieren.

Nutzt man die IWF-Definitionen²⁰ der Begriffe Industriestaat und Entwicklungsland (IWF (2018)), so umfasst der angestrebte Datensatz 26 Industriestaaten und 16 Entwicklungsländer. Er beinhaltet Währungen bzw. Länder von allen²¹ fünf verschiedenen Kontinenten.

Tabelle 1 fasst den generierten Datensatz als Übersicht zusammen. Als Quellen wurden Bloomberg, die OECD sowie der IWF einbezogen. Zusammenfassend ist die Datenlage beim Leistungsbilanzsaldo und der Produktionslücke am schlechtesten, da hier die geringsten Frequenzen und wenigsten Zeitreihen vorliegen. Für Marktdaten wie Spot- und Forward-Rates hingegen, aber auch für den Preisindex konnte ich bei fast allen Ländern Zeitreihen in der gewünschten monatlichen Frequenz erhalten.

²⁰Im World Economic Outlook des IWF von April 2018 wird erklärt, dass die Klassifizierung nicht auf strikten Kriterien beruht, sondern mit Blick auf eine möglichst sinnvolle Einteilung der Daten zur Erleichterung der weiteren Analyse gewählt wird (IWF (2018)).

²¹Die Aussage basiert auf der Unterstellung eines Modells mit fünf Kontinenten, namentlich Amerika, Europa, Asien, Afrika und Australien.

Für detailliertere Informationen zum akquirierten Datensatz sei zuletzt auf die Übersichtstabellen in Anhang A und B verwiesen. Die Tabellen in Anhang A zeigen für die Zeitreihen jeder Datenquelle die Verfügbarkeit sowie ggf. den Namen des verwendeten Bloomberg-Tickers, das Start- sowie Enddatum, die abrufbare Datenfrequenz und die Sollanzahl der Beobachtungen seit 1974. Letztere wird zudem in weitere Komponenten aufgesplittet – die Anzahl der vorhandenen Beobachtungen, die Anzahl der fehlenden Beobachtungen und die Anzahl der fehlenden Beobachtungen nach Start der Reihe, d.h. nachdem die Zeitreihe mit ihrem ersten Wert begonnen hat. Ist der zuletzt genannte Wert hoch, kann dies entweder durch eine geringere als die angestrebte monatliche Datenfrequenz oder Datenprobleme wie unstete Zeitreihen rationalisiert werden. Der Wert stellt demnach einen Maßstab für die Vollständigkeit der Zeitreihe dar und soll als Indikator für eine etwaige händische Überprüfung der Reihe auf Tauglichkeit zur weiteren analytischen Verwendung dienen. Um Fälle, bei denen sich ein hoher Wert aufgrund der leider nicht beeinflussbaren Frequenz ergibt, von den anderen Fällen, die evtl. Datenprobleme aufweisen und händisch überprüft werden sollen, abzugrenzen, findet sich in der letzten Zeile der Tabelle zum Abgleich die Anzahl der erwarteten fehlenden Beobachtungen, gegeben dem Startdatum und der Frequenz der Zeitreihe. Übersteigt der tatsächliche Wert die Erwartung wesentlich, sollte eine händische Prüfung der Reihe erfolgen. Die Tabelle aus Anhang B liefert pro Datentyp und Währung den auf zwei Kommastellen gerundeten Pearson-Korrelationskoeffizienten, falls zwei vergleichbare Zeitreihen zur Verfügung stehen. Zusammenfassend kann eine vergleichsweise hohe Korrelation konstatiert werden.

4.2. Vorgehen bei spezifischen Fragestellungen zur Datenverwendung

In diesem Abschnitt sollen die folgenden vier Punkte diskutiert werden:

- Fehlende Datenpunkte innerhalb der Zeitreihe
- Daten zu Ländern der Eurozone
- Zeitverzögerte Veröffentlichung von Daten
- Datenrevision

Die Gründe für fehlende Werte innerhalb der Zeitreihen können zweierlei sein: Zum einen mag die Frequenz der vorliegenden Daten geringer sein als die gewünschte Frequenz, zum anderen mag die Zeitreihe tatsächlich vom Datenanbieter unregelmäßig bestückt worden sein; natürlich ist auch beides denkbar. Unabhängig vom jeweiligen Grund sollte ein für alle Daten konsistentes Vorgehen zum Umgang mit solchen Fällen festgelegt werden. Hierbei orientiere ich mich an Barroso und Santa-Clara (2015), welche im Zuge von quartalsweisen CPI-Daten den vorherigen Wert in die nächste Periode fortschreiben.

Tabelle 1: Generierter Datensatz

Die Tabelle stellt den generierten Datensatz dar, aufgeschlüsselt nach den unterschiedlichen benötigten Datentypen. Sämtliche Daten wurden über ein Bloomberg-Terminal bezogen, sieht man vom risikolosen Zinssatz ab, welcher von der Internetseite des Ökonomen Kenneth French stammt, zu finden unter folgendem Link: http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html. Die dritte Spalte gibt an, ob eine tägliche (tägl.), monatliche (monatl.), vierteljährliche (viertelj.) oder jährliche (jährl.) Frequenz vorliegt. Mehrere Angaben in dieser Spalte bedeuten, dass für die genannten Frequenzen jeweils mindestens zwei Zeitreihen vorhanden sind. Die letzte Spalte gibt pro Quelle Auskunft, für wie viele der 42 Länder des angestrebten Datensatzes Zeitreihen vorhanden sind, unabhängig von deren zeitlicher Länge.

Datentyp	Datenquelle	Vorhandene Frequenz(en)	Vorhandene Zeitreihen
Mid-Spot Rates	Bloomberg	Monatl./Tägl.	42 / 42
Mid-1-Monat-Forward Rates	Bloomberg	Monatl.	41 / 42
Preisindex der Länder	IWF (CPI)	Monatl./ Viertelj.	42 / 42
	OECD (CPI)	Monatl./ Viertelj.	36 / 42
Leistungsbilanzsaldo in Prozent des BIPs	IWF	Jährl.	42 / 42
	OECD	Viertelj.	34 / 42
Produktionslücke in Prozent des BIPs	IWF	Jährl.	22 / 42
	OECD	Jährl.	30 / 42
Risikoloser US-Zinssatz (T-Bills) für einmonatige Haltedauer	Kenneth French	Monatl.	-

Des Weiteren umfasst der angestrebte Datensatz zwölf Länder, deren eigene Währungen im Laufe der Zeit vom Euro ersetzt wurden. In Belgien, Deutschland, Finnland, Frankreich, Irland, Italien, Portugal, Österreich und Spanien wurde die Gemeinschaftswährung zu Beginn des Jahres 1999 eingeführt, während Griechenland zum ersten Januar 2001 und die Slowakei zum ersten Januar 2009 nachzogen. Das in der Methodologie beschriebene Universum von N_t Währungen, welches zum Formen eines Portfolios zu jedem Zeitpunkt t zur Verfügung steht, soll diese Termine berücksichtigen. Somit müssen zum Beginn des Jahres 1999 die Währungen von zehn Ländern durch den Euro ersetzt werden, während die griechische Drachme und die slowakische Krone zu ihren jeweiligen Einführungsterminen das Währungsuniversum verlassen.

Im Gegensatz zu Kapitalmarktdaten können makroökonomische Daten wie CPI, Leistungsbilanzsaldo oder die Produktionslücke typischerweise weder direkt zum Stichtag noch final, d.h. ohne spätere Anpassungen durch den Herausgeber aufgrund verbesserter Datenlage, festgestellt werden. Barroso und Santa-Clara (2015) treffen daher im Zuge ihrer Portfoliooptimierung die Annahme, dass der Leistungsbilanzsaldo des vorherigen Jahres im April des aktuellen Jahres bekannt wird.²² Dies entspricht einer Verzögerung von vier Monaten, welche auch in der vorliegenden Arbeit sowohl für Leistungsbilanzsaldo als auch Produktionslücke unterstellt wird. Bei den CPI-Daten wird ebenfalls die Vorgehensweise von Barroso und Santa-Clara (2015) repliziert, welche eine Verzögerung von zwei Monaten unterstellen, um sicherzugehen, dass die Informationen zum jeweiligen Zeitpunkt der Betrachtung bekannt waren.

Zudem sollte ein möglicher Vorbehalt der weiteren Datenanalyse mit Blick auf die Revision von Daten erwähnt werden. Für einen möglichst realistischen Test des Optimierungs-

verfahrens mit den selektierten Charakteristika wäre es wünschenswert, dem hypothetischen Investor lediglich solche Informationen zur Hand zu geben, welche ein tatsächlicher Investor seinerzeit zur Entscheidungsfindung hätte heranziehen können. Dies steht im Widerspruch zu den vorliegenden Daten von IWF und OECD, welche nach Zugewinn neuer Erkenntnisse nachträglich angepasst wurden. Einige Paper, aufgelistet durch Croushore und Stark (2003), beschäftigen sich mit dem Einfluss von Revisionen auf die Resultate von Datenanalysen und weisen darauf hin, dass dem Thema durchaus Relevanz beigemessen werden sollte. Da allerdings schlichtweg kein dahingehender Datensatz vorliegt, wird im Folgenden von dieser Thematik abstrahiert.

4.3. Selektion und Vorstellung des finalen Datensatzes

Die Bestimmung des finalen Datensatzes erfolgte, indem die Voraussetzung formuliert wurden, dass pro Land und Datentyp mindestens 25 Jahre an Daten zur Verfügung stehen müssen, unabhängig davon in welcher Frequenz diese Daten vorliegen oder von welcher Quelle sie bezogen wurden. Dies führte zu den folgenden verbliebenen 19 Ländern²³

- Australien (AUD)
- Belgien (BEF)
- Dänemark (DKK)
- Deutschland (DEM)
- Eurozone (EUR)
- Finnland (FIM)
- Frankreich (FRF)
- Griechenland (GRD)
- Italien (ITL)

²³Portugal wies zwar ebenfalls für alle Datentypen 25 Jahre an Daten auf, allerdings reichten die Spot-Zeitreihen nicht weit genug in die Vergangenheit, um die langfristige Trendumkehr zu berechnen, wie sie in Abschnitt 3.3.3 definiert wurde.

²²Diese Aussage bezieht sich auf ihren Datensatz mit jährlicher Frequenz.

- Japan (JPY)
- Kanada (CAD)
- Neuseeland (NZD)
- Niederlande (NLG)
- Norwegen (NOK)
- Österreich (ATS)
- Schweden (SEK)
- Schweiz (CHF)
- Spanien (ESP)
- Vereinigtes Königreich (GBP)

Danach wurde der maximal vorhandene Zeitraum für diese Länder unter Bezugnahme aller Quellen überprüft und das Startdatum des Datensatzes zum Jahresende 1989 identifiziert. Das Ende des Samples wurde auf Ende 2017 datiert, da die Zeitreihen zu Leistungsbilanzsaldo und Produktionslücke nur bis dahin vorliegen.

Als nächstes folgte pro Datentyp und Währung die Prüfung, welche Datenquelle die meisten vorhandenen monatlichen Beobachtungen liefert. Die Anzahl der Beobachtungen einer Zeitreihe hängt dabei von ihrer Zeitabdeckung und Datenfrequenz ab. Wenn eine identische Anzahl an Beobachtungen vorlag, wurde arbiträr die IWF-Zeitreihe bevorzugt. Die selektierten und in Tabelle C.20 des Anhangs C dargestellten Zeitreihen wurden bei der Zusammensetzung des finalen Datensatzes bevorzugt, vorausgesetzt sie standen für die besagten 19 Länder über die definierte Zeitspanne seit 1989 zur Verfügung. Ansonsten habe ich die Zeitreihen der alternativen Quelle verwendet.

Nach der zuvor definierten Adjustierung aufgrund der zeitverzögerten Veröffentlichung von Daten beginnt die finale Betrachtungsperiode Ende April 1990 und schließt mit dem 29.12.2017 ab. Dabei liegen zeitgleich maximal 18 Währungen vor, bevor Anfang 1999 acht Währungen durch den Euro ersetzt werden und bis schließlich Anfang 2001 auch Griechenland die Gemeinschaftswährung einführt. Im Vergleich zu Barroso und Santa-Clara (2015), deren Datensatz zeitgleich maximal 21 und minimal 13 Währungen bzw. Länder aufweist, ist das Währungsuniversum des selektierten Datensatzes mit maximal 18 und minimal zehn Währungen geringer. Zudem deckt er mit 27 Jahren gegenüber Barroso und Santa-Clara (2015) und ihrer Gesamtbetrachtungsperiode von 02/1976 bis 12/2011 eine geringere Zeitspanne ab, beinhaltet aber aktuellere Daten.

5. Ergebnisse

5.1. Aufteilung des Datensatzes und Bildung von Kombinationsstrategien

Für die weitere Analyse wird der vorgestellte Gesamtdatensatz wie in Barroso und Santa-Clara (2015) zeitlich zweigeteilt. Zunächst erfolgt der In-Sample-Test, welcher die Charakteristika identifizieren soll, deren Relevanz der hypothetische Investor zum Endzeitpunkt der In-Sample-Periode bereits hätte erkennen können. Mit diesen Informationen wird

anschließend der Out-of-Sample-Test durchgeführt, bei welchem der Investor die Portfoliogewichte zu jedem Zeitpunkt lediglich auf Basis bis dahin vorhandener Informationen bestimmt. Demnach werden zu jedem Zeitpunkt die Koeffizienten unter Berücksichtigung aller bis dahin verfügbarer Datenpunkte geschätzt, um anschließend mittels dieser Koeffizienten und den aktuellen Charakteristika-Werten die optimalen Portfoliogewichte für die kommende Periode zu berechnen.

Die Wahl der jeweiligen Länge beider Testperioden wurde von Barroso und Santa-Clara (2015) inspiriert, indem ein ähnliches Verhältnis von Perioden- zu Gesamtdatensatzlänge Verwendung findet. Somit resultiert die Aufteilung in die In-Sample-Periode von April 1990 bis Oktober 2005 und die Out-of-Sample-Periode von November 2005 bis Dezember 2017.

Damit endet die In-Sample-Periode vor dem Beginn der globalen Finanzkrise, welche das darauffolgende, maßgeblich durch die amerikanische und europäische Notenbank getriebene Niedrigzinsniveau einläutete. Die Analyse wird zeigen, wie die anhand der historischen Daten optimierten Währungsportfolios des beschriebenen Währungsuniversums in der besagten Krisenzeit und dem neuen Wirtschaftsumfeld performt haben.

In der weiteren Analyse wird zwischen optimierten Einzelstrategien und Kombinationsstrategien unterschieden. Eine Einzelstrategie bezeichnet dabei das Resultat einer Optimierung, welche nur mit einer einzelnen Charakteristik als Inputfaktor arbeitet, während Kombinationsstrategien auf mehr als einem Signal beruhen. Um ein besseres Verständnis dafür zu erlangen, wie das Hinzufügen von Charakteristika das Ergebnis des Verfahrens verändert bzw. ob diese einen Mehrwert liefern, wurde der Optimierung sukzessiv immer eine weitere Charakteristik als Inputfaktor hinzugefügt, bis die finale Strategie alle vorhandenen Charakteristika miteinbezieht. Die Reihenfolge orientiert sich dabei grob am Grad der empirischen Dokumentation und theoretischen Fundierung der jeweiligen Charakteristik in der Literatur, wie in den Abschnitten 1.1 und 3.2 vorgestellt. Die lange und ausführliche Abhandlung von Carry in der Literatur verschafft diesem Signal nicht nur die Wahl als Benchmark in der vorliegenden Arbeit, sondern führt auch zur ersten Strategiekombination zusammen mit Momentum, einem ebenfalls gut dokumentierten Faktor. Im Anschluss wird die langfristige Trendumkehr (realer Wechselkurs) ergänzt, ein ähnlich gut dokumentierter Faktor wie Momentum. Als nächstes folgt der Leistungsbilanzsaldo, welcher zwar bereits lange in der Literatur diskutiert wird, aber dessen Evidenz als umstrittener bezeichnet werden kann. Zuletzt folgen mit der Produktionslücke und dem Volatilitätsfaktor jene zwei Charakteristika, die erst in den letzten Jahren an verstärkter Aufmerksamkeit gewonnen haben. In Abhängigkeit von den jeweiligen Ergebnissen dieser Einzel- und sukzessiven Kombinationsstrategien werden im weiteren Verlauf der Arbeit an gegebener Stelle zusätzliche Kombinationsstrategien eingeführt und untersucht.

5.2. In-Sample-Ergebnisse

5.2.1. Performance

Tabelle 2 präsentiert die Performance der optimierten Portfolios sowie jene der definierten Benchmarks über die Zeitperiode von April 1990 bis Oktober 2005. Die höchste monatliche Sharpe Ratio unter den Einzelstrategien kann das auf Basis der Carry-Charakteristik optimierte Portfolio mit 0,35 erzielen. Relativiert wird diese aber zum einen von der diversifizierten Carry-Benchmark, welche ebenfalls eine Sharpe Ratio von 0,35 aufweist, sowie von einem bemerkenswerten Crash-Risiko. Letzteres manifestiert sich in einer Schiefe von -0,60 sowie einer Exzess-Kurtosis von 1,11. Zudem weist die Carry-Einzelstrategie unter den Einzelstrategien mit Abstand den höchsten Leverage und Umschlag auf.

Mit der zweithöchsten Sharpe Ratio von 0,23 kann die auf der langfristigen Trendumkehr fundierte Einzelstrategie aufwarten. Zwar haftet der Wahrscheinlichkeitsverteilung dieses Portfolios mit einem Wert von 1,48 die höchste Exzess-Kurtosis aller betrachteten Einzelstrategien an, interessanterweise geht diese aber mit einer positiven Schiefe von 0,16 einher. Reiht man die Einzelstrategien weiter nach ihrer Sharpe Ratio, steht mit einer risikoadjustierten Performance von 0,09 die Momentum-Strategie an dritter Stelle. Bemerkenswert ist, dass dieses Portfolio die höchste positive Schiefe (0,22) verzeichnet.

Die von der Produktionslücke abhängige Strategie folgt als nächstes mit einer Sharpe Ratio von 0,07, bevor sich die Volatilitätsstrategie mit einem Wert von 0,03 eingliedert. Als Schlusslicht reiht sich die Leistungsbilanz-Charakteristik mit einer Sharpe Ratio von 0,02 ein. Wenig überrascht, dass die Produktionslücke- und Leistungsbilanzsaldo-Einzelstrategien den geringsten Umschlag unter allen untersuchten Strategien (abgesehen von der naiven Diversifikation) aufweisen, da die nötigen Daten nur mit quartalsweiser oder jährlicher Frequenz vorliegen, daher gemäß dem in Abschnitt 4.2 definierten Vorgehen öfters in die nächste Periode fortgeschrieben werden und als Signal somit weniger Variabilität bieten.

Wirft man einen Blick auf die erste der Kombinationsstrategien, welche Carry und Momentum vereint, stellt man zunächst fest, dass sich die Sharpe Ratio im Vergleich zur Carry-Einzelstrategie nur geringfügig um 0,01 auf 0,36 verbessert hat. Allerdings konstatiert ein Blick auf Schiefe (-0,22) und Kurtosis (0,56) des Kombinationsportfolios im Vergleich zur Carry-Einzelstrategie mit einer Schiefe (-0,60) und Kurtosis (1,11), dass ein Rückgang des erwähnten Crash-Risikos zu verzeichnen ist. Dies schlägt sich im Vergleich zur Carry-Einzelstrategie auch in einer leichten Erhöhung des monatlichen Sicherheitsäquivalents um 0,1% nieder. Letzteres definiert sich als die risikolose konstante Rendite, welche zum gleichen Nutzenniveau wie die Renditen der jeweiligen Strategie führt. Da die Kennzahl somit Abhängigkeit zur ausgewählten Nutzenfunktion aufweist, bezieht sie im vorliegenden Fall der CRRA-Nutzenfunktion auch die höheren Momente der Wahrscheinlichkeitsverteilung ein.

Ergänzt man als nächstes die langfristige Trendumkehr als Inputfaktor, verändert sich das Bild stärker. So steigt nicht nur die monatliche Sharpe Ratio um 0,07 relativ zur vorher beschriebenen Strategie auf 0,43, sondern weist die Strategie nun eine positive Schiefe (0,26) sowie eine mehr als verdreifachte Exzess-Kurtosis (1,91) auf. Zusammen resultiert dies in einem Anstieg des Sicherheitsäquivalents von ca. 0,82%.

Ein Hinzufügen der Leistungsbilanz-Charakteristik erhöht die Sharpe Ratio weiter um 0,03 auf 0,46, ergänzt positive Schiefe und führt zu einer Verbesserung des Sicherheitsäquivalents um zusätzliche knapp 0,4% im Vergleich zur Strategie des vorherigen Absatzes. Die Produktionslücke als weiteres Renditesignal bereichert das optimierte Portfolio hingegen kaum – die Sharpe Ratio ändert sich nicht und das Sicherheitsäquivalent steigt lediglich um 0,01%.

Als letztes findet der Volatilitätsfaktor Einzug in die Optimierung. Die Sharpe Ratio steigt um 0,03 auf 0,49, sowohl herbeigeführt durch einen Anstieg in der durchschnittlichen Rendite von 5,7% auf 6,02% als auch einer leichten Senkung der Standardabweichung von 11,63% auf 11,54%. Das Sicherheitsäquivalent erhöht sich um weitere 0,22% auf 3,32%. Bemerkenswert ist hier die Verringerung der Schiefe von 0,36 auf 0,07, konsistent mit der Tatsache, dass von den Einzelstrategien nur Carry eine noch negativere Schiefe als der Volatilitätsfaktor besitzt.

Der Leverage nimmt im Zuge des sukzessiven Hinzufügens aller sechs Charakteristika stetig zu und erreicht bei der finalen Kombinationsstrategie einen Wert von 13,72, den höchsten unter allen untersuchten Strategien. Beim Umschlag hingegen ist das Bild nicht gleichsam eindeutig. So weist die Strategie auf Basis von Carry, Momentum und der langfristigen Trendumkehr mit 9,36 den geringsten Umschlag unter den sukzessiven Kombinationsstrategien auf.

Da sich aufgrund der bis hierher vollzogenen Analyse eine Relevanz von Carry, der langfristigen Trendumkehr und Momentum herauskristallisiert hat, wurden zur besseren Entscheidungsfindung bzgl. einer potentiellen vierten Charakteristik für den Out-of-Sample-Test zudem zwei zusätzliche Strategiekombinationen untersucht. Die erste bezieht zusätzlich zu den drei genannten Charakteristika die Produktionslücke, die zweite den Volatilitätsfaktor mit ein. In Bezug auf die Sharpe Ratio können jedoch beide (0,43 und 0,44) nicht mit der Strategie mithalten, welche zusätzlich zu den drei Faktoren den Leistungsbilanzsaldo betrachtet (0,46). Gleiches gilt auch bei der Performance-Evaluation via Sicherheitsäquivalent. Allerdings sei wiederum die geringere Schiefe vermerkt, zu welcher der Einbezug des Volatilitätsfaktors (0,2) im Vergleich zum Leistungsbilanzsaldo (0,32) und der Produktionslücke (0,29) führt.

Wirft man abschließend einen vergleichenden Blick auf die Benchmarks naive Diversifikation und US-Aktienmarkt, können zwei Beobachtungen formuliert werden. Zum einen, dass innerhalb des In-Sample-Datensatzes die Verwendung eines Inputsignals bei der Konstruktion der Devisenportfolios i.d.R. einen positiven Effekt auf die Sharpe Ratio und das Sicherheitsäquivalent hatte. Demnach weisen alle optimierten Portfolios, außer dem auf Basis der Leistungsbilanz-

Tabelle 2: In-Sample-Performance

Die Tabelle stellt die Performance-Kennzahlen der optimierten Strategien sowie der Benchmarks über den Zeitraum der In-Sample-Periode von April 1990 bis Oktober 2005 dar. Die Optimierung betrachtet eine CRRA-Nutzenfunktion mit $\gamma = 4$. Aufgeführt werden in den Spalten die maximale ($\max r$), minimale ($\min r$) sowie durchschnittliche (\bar{r}) monatliche Rendite, die geschätzte monatliche Standardabweichung ($\sigma(r)$) (alle bisherigen Angaben in Prozent), Exzess-Kurtosis und Schiefe der Wahrscheinlichkeitsverteilung, die monatliche Sharpe Ratio (SR) und das monatliche Sicherheitsäquivalent in Prozent (SE). Die letzten beiden Spalten geben Auskunft über den durchschnittlichen Leverage (\bar{L}), angegeben als der Betrag, welcher pro in die risikolose Geldanlage investiertem Dollar in das riskante Währungsportfolio angelegt ist, und Umschlag (\bar{T}), der sich als die Summe aus den absoluten Änderungen aller Währungsgewichte des Forward-Portfolios zwischen zwei Perioden definiert. In den ersten sechs Zeilen werden die Kennzahlen für die Einzelstrategien abgebildet. Eine Einzelstrategie bezeichnet dabei das Resultat einer Optimierung, welche nur mit einer einzelnen Charakteristika als Inputfaktor arbeitet. Namentlich sind das folgende Strategien: Carry (fd), Momentum (mom), langfristige Trendumkehr (q), Leistungsbilanzsaldo (ca), die Produktionslücke (opg) sowie der Volatilitätsfaktor (vol). In den nächsten fünf Zeilen folgt die Betrachtung von Strategiekombinationen. Hierfür wurde der Optimierung in einer arbiträren Reihenfolge sukzessiv immer eine weitere Charakteristika als Inputfaktor hinzugefügt, bis die finale Strategie alle vorhandenen Charakteristika miteinbezieht. Wegen der arbiträren Reihenfolge finden sich in den folgenden zwei Zeilen zwei zusätzliche Strategiekombinationen, welche die drei aus der vorangegangenen Analyse relevantesten Charakteristika Carry, Momentum und langfristige Trendumkehr mit jeweils der Produktionslücke und dem Volatilitätsfaktor paaren. In den letzten drei Zeilen der Tabelle findet sich die Performance der drei Benchmarks. Für die Berechnung des Umschlages der US-Aktien Benchmark lagen keine Daten vor.

Strategie	$\max r$	$\min r$	\bar{r}	$\sigma(r)$	Kurtosis	Schiefe	SR	SE	\bar{L}	\bar{T}
1. <i>fd</i>	25.38	-27.54	3.02	7.60	1.11	-0.60	0.35	1.77	9.15	8.96
2. <i>mom</i>	7.29	-5.19	0.53	2.24	0.57	0.22	0.09	0.43	2.02	1.56
3. <i>q</i>	24.06	-21.64	1.69	5.82	1.48	0.16	0.23	1.02	5.93	1.41
4. <i>ca</i>	1.99	-1.62	0.34	0.50	1.24	-0.09	0.02	0.34	0.50	0.03
5. <i>opg</i>	4.98	-4.58	0.47	1.85	0.08	-0.10	0.07	0.40	2.40	0.17
6. <i>vol</i>	2.97	-2.97	0.36	0.88	1.10	-0.21	0.03	0.35	0.74	0.64
1 - 2	31.60	-21.52	3.30	8.34	0.56	-0.22	0.36	1.87	9.79	9.54
1 - 3	42.89	-32.03	4.82	10.36	1.91	0.26	0.43	2.69	11.26	9.36
1 - 4	48.35	-27.75	5.65	11.53	1.56	0.32	0.46	3.09	12.94	10.64
1 - 5	49.95	-26.48	5.70	11.63	1.66	0.36	0.46	3.10	13.00	10.50
1 - 6	50.53	-29.28	6.02	11.54	1.59	0.07	0.49	3.32	13.72	11.04
1 - 3 & 5	43.15	-31.22	4.83	10.40	1.92	0.29	0.43	2.70	11.20	9.23
1 - 3 & 6	47.57	-31.88	4.87	10.35	2.12	0.20	0.44	2.73	11.36	9.49
Carry	37.64	-41.29	3.73	9.63	2.95	-0.63	0.35	1.48	11.00	10.47
Naiv	6.08	-7.32	0.41	2.28	0.23	-0.13	0.03	0.30	1.00	0.01
US-Aktien	11.22	-15.65	0.96	4.27	0.74	-0.58	0.15	0.58	0.00	-

Charakteristik, eine gleichhohe oder höhere Sharpe Ratio als die naive Diversifikation auf. Bei Betrachtung des Sicherheitsäquivalents als Performance-Maß dominieren ausnahmslos alle optimierten Portfolios die besagte Benchmark, konsistent mit dem Fakt, dass die Kennzahl sowie das Optimierungsverfahren auf der gleichen CRRA-Nutzenfunktion beruhen und es sich um In-Sample-Ergebnisse handelt.

Zum anderen wird auf Ebene der Asset-Klassen deutlich, dass sich – zumindest in diesem ersten In-Sample-Test – die risikoadjustierten Renditen der Kombinationsstrategien in Form der monatlichen Sharpe Ratio durchaus mit denen einer diversifizierten US-Aktienstrategie (0,15) messen können bzw. diese wesentlich übersteigen. Allerdings muss sich der hypothetische Investor einer höheren Volatilität und Exzess-Kurtosis bewusst sein, die mit den Devisenportfolios im Vergleich zum Aktieninvestment tendenziell einhergehen. Die positive Schiefe hingegen sollte auf das Interesse des Aktieninvestors stoßen.

5.2.2. Koeffizienten und statistische Signifikanz

In Tabelle 3 sind zu jeder Strategie die geschätzten Koeffizienten sowie jeweils in Klammern darunter deren Signifikanz in Form von p-Werten abgebildet. Sämtliche Koeffizi-

enten – abgesehen von denen der Volatilität-Charakteristik – weisen ein positives Vorzeichen und somit einen Zusammenhang auf, welcher in Einklang mit der vorgestellten Literatur steht. Wie Brandt et al. (2009) anmerken, kann die Größenordnung der Koeffizienten untereinander verglichen werden, da die Charakteristika wie beschrieben im Querschnitt standardisiert wurden.

Bei Betrachtung der Koeffizienten der Einzelstrategien zeichnen sich auf dem 5%- sowie 1%-Signifikanzniveau von allen Charakteristika nur Carry und die langfristige Trendumkehrung als relevant ab. Dieses Resultat bleibt auch nach Signifikanzanalyse der Kombinationsstrategien unangetastet. Beide Charakteristika weisen stets die höchsten geschätzten Koeffizienten auf und haben somit den größten Einfluss auf die Gewichtung einer Währung im optimalen Währungsportfolio.

Auf dem 5%-Signifikanzniveau signalisiert bei den Einzelstrategien ebenfalls kein anderer Koeffizient Signifikanz – für die Kombinationsstrategien kann diese Aussage jedoch nicht getroffen werden. Demnach ist der Koeffizient für die Momentum-Charakteristik bei fast allen untersuchten Kombinationsstrategien signifikant. Interessanterweise zeigt sich der geschätzte Parameter für die Leistungsbilanz-

Tabelle 3: Geschätzte Koeffizienten und Signifikanz

Die Tabelle zeigt für jede optimierte Strategie die über den Zeitraum der In-Sample-Periode von April 1990 bis Oktober 2005 geschätzten Koeffizienten der Charakteristika sowie jeweils in Klammern darunter deren Signifikanz in Form von p-Werten. Namentlich handelt es sich bei den Charakteristika um folgende: Carry (*fd*), Momentum (*mom*), langfristige Trendumkehr (*q*), Leistungsbilanzsaldo (*ca*), die Produktionslücke (*opg*) sowie der Volatilitätsfaktor (*vol*). Die Optimierung betrachtet eine CRRA-Nutzenfunktion mit $\gamma = 4$. Die p-Werte wurden analog zu Barroso und Santa-Clara (2015) über ein Bootstrapping-Verfahren bestimmt. Im Zuge dieses Verfahrens wurden pro Optimierung 1.000 zufällige Datensätze durch Ziehen von Beobachtungen mit Zurücklegen aus dem originalen Datensatz generiert und anschließend für jeden dieser das Optimierungsverfahren erneut durchgeführt. Die Ergebnisse der Koeffizienten wurden auf zwei und jene der p-Werte auf drei Nachkommastellen gerundet. Die Symbole *, ** und *** kennzeichnen Koeffizienten mit einem p-Wert $\leq 0,10$, $\leq 0,05$ bzw. $\leq 0,01$.

Strategie	<i>fd</i>	<i>mom</i>	<i>q</i>	<i>ca</i>	<i>opg</i>	<i>vol</i>
1. <i>fd</i>	12.06*** (0)	-	-	-	-	-
2. <i>mom</i>	-	2.7 (0.139)	-	-	-	-
3. <i>q</i>	-	-	7.96*** (0)	-	-	-
4. <i>ca</i>	-	-	-	0.63 (0.405)	-	-
5. <i>opg</i>	-	-	-	-	3.12 (0.141)	-
6. <i>vol</i>	-	-	-	-	-	-1.02 (0.682)
1 - 2	12.47*** (0)	2.73 (0.165)	-	-	-	-
1 - 3	11.54*** (0.001)	6.58** (0.024)	8.12*** (0.002)	-	-	-
1 - 4	13.48*** (0)	6.62** (0.016)	9.68*** (0.001)	5.72** (0.042)	-	-
1 - 5	13.26*** (0)	6.61** (0.026)	10.07*** (0)	5.96** (0.032)	1.31 (0.445)	-
1 - 6	13.61*** (0)	5.79* (0.055)	10.59*** (0)	7.59** (0.018)	2.78 (0.325)	-5.01 (0.95)
1 - 3 & 5	11.36*** (0)	6.5** (0.031)	8.35*** (0.003)	-	1.19 (0.422)	-
1 - 3 & 6	11.65*** (0)	7.29** (0.031)	7.98*** (0.002)	-	-	-1.94 (0.738)

Charakteristik ebenfalls für alle drei Kombinationsstrategien signifikant, in welcher sie als Inputfaktor dient.

In Abbildung 1 habe ich graphisch dargestellt, wie sich die geschätzten Koeffizienten der untersuchten Charakteristika bei monatlicher Wiederholung des vorgestellten Verfahrens mit allen bis dahin vorhandenen Daten über den Zeitablauf der In-Sample-Periode verändern, wobei ich initial ein Jahr zum erstmaligen Schätzen der Koeffizienten verwendet habe. Es wird deutlich, dass das Optimierungsverfahren bei Verwendung des gegebenen Datensatzes einige Jahre braucht, um zu einigermaßen stabilen Koeffizienten zu gelangen. Gegen Anfang des Jahres 1998, etwa acht Jahre nach Start der Betrachtungsperiode, gehört die letzte vergleichsweise starke Änderung der Koeffizienten der Vergangenheit an, aber auch danach sind weiterhin Änderungen erkennbar. Diese sind aber i.d.R. weniger abrupt und gleichen in der Betrachtung eher einem Konvergenzprozess.

5.2.3. Einordnung und Interpretation der Ergebnisse

Die Ergebnisse des In-Sample-Tests sind in einem weiten Sinne gesprochen mit den Resultaten aus der wissenschaftlichen Literatur vereinbar, die in Abschnitt 1.1 und 3.2 vorgestellt wurden. Diese Aussage basiert auf der Beobachtung, dass innerhalb der In-Sample-Periode von April 1990 bis Oktober 2005 jene Charakteristika ökonomisch sowie statistisch besser performen, die bereits vergleichsweise lange und in einer gewissen Breite mit wissenschaftlicher Aufmerksamkeit bedacht wurden. Hier sind etwa Carry, Momentum sowie die auf dem realen Wechselkurs basierende langfristige Trendumkehr zu nennen, welche bereits ausgiebig in der FX-Literatur diskutiert wurden und innerhalb des In-Sample-Tests sowohl die ökonomische als auch statistische Relevanz dominieren.

Bei Betrachtung der übrigen drei Charakteristika, gilt die im letzten Absatz formulierte Beobachtung weiterhin, wenn auch weniger eindeutig. Für den Koeffizienten der Leistungsbilanz-Charakteristik, deren Einfluss auf Währungs-

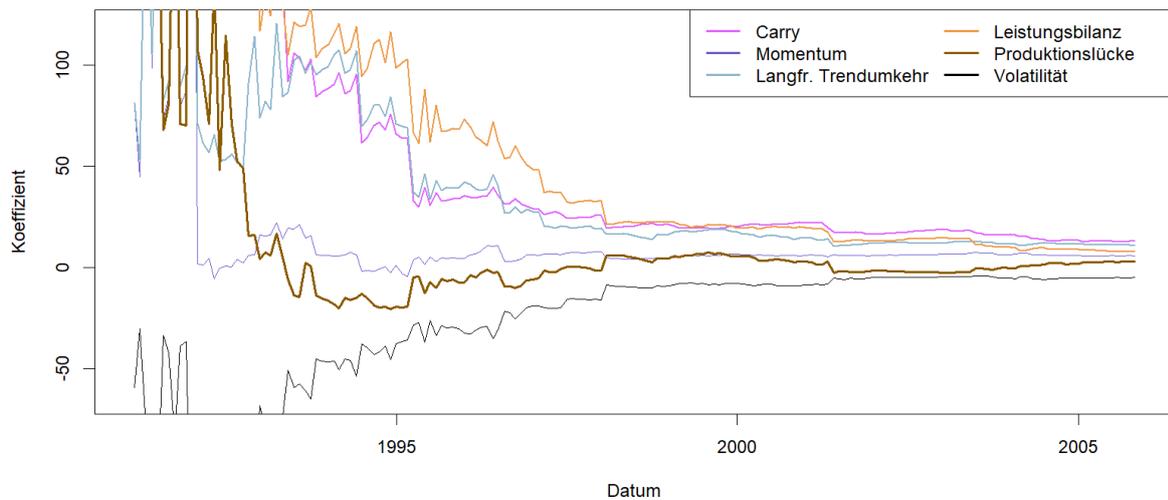


Abbildung 1: Veränderung der Koeffizienten im Zeitablauf der In-Sample-Periode. Die Abbildung stellt die zu den Zeitpunkten des In-Sample-Tests (April 1990 bis Oktober 2005) auf Basis aller bis dahin vorhandener Daten geschätzten Koeffizienten der fünften und letzten Kombinationsstrategie dar, welche alle definierten Charakteristika berücksichtigt. Für den ersten Datenpunkt der Abbildung wurden zwölf Monate an Daten zum erstmaligen Schätzen der Koeffizienten verwendet.

renditen ebenfalls bereits vergleichsweise lange von wissenschaftlichen Arbeiten untersucht wird²⁴, kann in drei Kombinationsstrategien Signifikanz auf dem 5%-Niveau nachgewiesen werden, während für Produktionslücke und Volatilität, die als relevante Faktoren in der Forschung erst später zu Aufmerksamkeit kamen, in keinem der Strategiesetups Signifikanz festzustellen ist. Es muss an dieser Stelle jedoch auch bemerkt werden, dass die ökonomische Performance – sowohl gemessen an Sharpe Ratio als auch Sicherheitsäquivalent – der Leistungsbilanz von diesen drei Charakteristika am geringsten ist.

Beim Verlassen dieser recht allgemeinen Interpretationsebene fällt als weitere Parallele zur vorgestellten wissenschaftlichen Literatur auf, dass sowohl Carry-Einzelstrategie als auch Carry-Benchmark ein erhebliches Crash-Risiko aufweisen, wie es bspw. schon Brunnermeier et al. (2008) feststellten. Ebenso kann im Zuge des In-Sample-Tests die Aussage von Jordà und Taylor (2012) bestätigt werden, welche die Kombination einer Carry-Strategie mit einem Signal basierend auf dem realen Wechselkurs als Möglichkeit beschreiben, Diversifikationsvorteile zu erzielen und das besagte Crash-Risiko des Carry-Trades zu senken. Hier lassen sich auch Analogien zu der Arbeit von Giordani und Halling (2019) ableiten, welche im Aktienkontext einen positiven Zusammenhang zwischen Bewertungsniveaus und negativen Extremereignissen feststellen. Auch Momentum verspricht gemäß den präsentierten In-Sample-Ergebnissen in diesem Sinne Minderung des Crash-Risikos.

²⁴Anzumerken ist, dass der Einfluss des Leistungsbilanzsaldos zwar – wie in Abschnitt 3.2.3 dargestellt – seit geraumer Zeit untersucht wird, die empirische Evidenz für diesen Einfluss allerdings umstrittener ist als bei bspw. Carry, Momentum und dem realen Wechselkurs.

Wie in Abschnitt 3.2 zu bemerken war, werden vielversprechende Diversifikationseigenschaften oft als ein Argument herangezogen, um die Vorteilhaftigkeit einer vorgeschlagenen Strategie zu unterstreichen. Die Ergebnisse einer durchgeführten Korrelationsanalyse, zu finden in Anhang D, bestätigen diese Diversifikationseigenschaften, da die verschiedenen Einzelstrategien innerhalb der In-Sample-Periode ein eher unkorreliertes bzw. negativ korreliertes Gesamtbild aufweisen. Betrachtet man die Korrelationen zwischen der Produktionslücke-Strategie und den übrigen verwendeten Einzelstrategien, stößt man für Carry (0,26) auf den höchsten Wert. Riddiough und Sarno (2017) dagegen attestieren in ihrer Analyse der Produktionslücke-Strategie für diese beiden Benchmarks eine vergleichsweise geringe Korrelation. Allerdings schränken unterschiedliche methodologische Definitionen des Faktors die Vergleichbarkeit zwischen der zitierten und der vorliegenden Arbeit ein.

Gegenüber der Carry-Benchmark bestätigt sich das eher unkorrelierte Gesamtbild, sieht man von den Carry- (0,96) und Produktionslücke-Einzelstrategien (0,22) ab. Für die $\frac{1}{n}$ -Benchmark gilt das gleiche, wobei Leistungsbilanzsaldo (0,37) und Produktionslücke (0,14) die höchsten Korrelationen erreichen. Ebenfalls zeigt sich in Anbetracht der Korrelationen mit der US-Aktien-Benchmark, dass die implementierten internationalen Währungsstrategien einem US-Aktienbesitzer wesentliche Diversifikationsvorteile versprechen.

Wesentliches Ziel des In-Sample-Tests ist es festzustellen, welche Charakteristika ein hypothetischer Investor zum Ende der In-Sample-Periode mit dem untersuchten Datensatz als relevant hätte identifizieren können, um sie anschließend in einem Out-of-Sample-Experiment einzusetzen. Die prä-

sentierten Ergebnisse, bei denen Carry, die langfristige Trendumkehr und Momentum am besten abschnitten, sprechen für eine Berücksichtigung dieser Charakteristika im Out-of-Sample-Test. Dies stimmt, trotz Unterschieden im betrachteten Währungs- und Zeitumfang, mit dem In-Sample-Resultat von Barroso und Santa-Clara (2015) überein, welche den genannten Charakteristika ebenfalls Signifikanz zusprechen. Da in der vorliegenden Analyse bei zusätzlicher Betrachtung des Leistungsbilanzsaldos ein weiterer Sprung von etwa 0,03 in der monatlichen Sharpe Ratio und 0,4% im Sicherheitsäquivalent folgt und ich für den Koeffizienten dieser Charakteristik auf dem 5%-Niveau Signifikanz nachweisen kann, wird auch diese Charakteristik in den Out-of-Sample-Test inkludiert. Barroso und Santa-Clara (2015) hingegen können für den Leistungsbilanzsaldo keine Signifikanz konstatieren.

5.3. Out-of-Sample-Ergebnisse

5.3.1. Performance

Tabelle 4 präsentiert die Performance der optimierten Portfolios sowie jene der definierten Benchmarks über die Out-of-Sample-Zeitperiode von November 2005 bis Dezember 2017. Schnell ist zu erkennen, dass sich die Resultate stark von der In-Sample-Periode unterscheiden:

Von den Einzelstrategien können nunmehr lediglich jene auf Basis von Carry und der langfristigen Trendumkehr eine leicht positive Sharpe Ratio (0,03 und 0,04) bieten, alle anderen weisen für die Kennzahl ein negatives Vorzeichen auf. Am meisten abgenommen hat relativ zur In-Sample-Periode die Performance der Carry-Einzelstrategie, welche einen absoluten Einbruch von 0,32 in ihrer Sharpe Ratio hinnehmen muss. Im Vergleich dazu muss die verwandte Carry-Benchmark zwar ebenfalls einen absoluten Einbruch der Sharpe Ratio von 0,28 verzeichnen, allerdings ist die verbliebene risikoadjustierte Performance mit 0,07 nach wie vor höher als die der Einzelstrategie.

Der maßgebliche Einflussfaktor auf diesen Einbruch in den Sharpe Ratios der Einzelstrategien liegt vermutlich im Rückgang der durchschnittlichen monatlichen Renditen relativ zur In-Sample-Periode, welchen alle Einzelstrategien in unterschiedlichem Ausmaße verbuchen. Am stärksten von dieser Entwicklung betroffen sind Carry mit einem relativen Renditerückgang von 2,75% und die langfristige Trendumkehr mit -1,41%, also jene Strategien, welche zuvor im In-Sample-Test am besten abschnitten; sie weisen unter den Einzelstrategien aber nach wie vor die höchsten durchschnittlichen Renditen auf. Im Durchschnitt über alle Einzelstrategien ist der Mittelwert der monatlichen Renditen um 0,97% zurückgegangen. Die Volatilität, um den zweiten Einflussfaktor auf die Sharpe Ratio zu benennen²⁵, ist für fünf der sechs Einzelstrategien relativ zur In-Sample-Periode tatsächlich gesunken. Wie die Sharpe Ratios allerdings erkennen lassen, konnte diese Verringerung von im Durchschnitt 0,36% nicht den erwähnten Einbruch in den durchschnittlichen monatlichen Renditen kompensieren.

Blickt man als nächstes Performance-Maß auf das Sicherheitsäquivalent, ergibt sich ein ähnliches Bild. Allgemein ist das Niveau bei allen Einzelstrategien stark gesunken und für vier von sechs weist die Kennzahl ein negatives Vorzeichen auf. Zusätzlich zu den bereits skizzierten Einflussfaktoren der Sharpe Ratio spielt beim Sicherheitsäquivalent der extreme Anstieg der Exzess-Kurtosis eine Rolle, welcher bei allen Einzelstrategien verzeichnet werden kann und im Durchschnitt 5,98 beträgt. Dies gleicht einem Anstieg von ca. 642% im Vergleich zur durchschnittlichen Exzess-Kurtosis aller Einzelstrategien über die In-Sample-Periode (0,93) und wirkt auf einen risikoaversen Investor abschreckend, welcher Extremereignisse nicht schätzt.

Betrachtet man die Einzelstrategien im Vergleich zu den Benchmarks anhand der Sharpe Ratio, kann festgestellt werden, dass die Carry-Benchmark und der US-Aktienmarkt jede der Einzelstrategien mit Werten von 0,07 und 0,18 dominieren. Die naive Diversifikation bleibt zwar mit einer Sharpe Ratio von 0,03 hinter der langfristigen Trendumkehr mit 0,04 zurück, trotzdem kann sie bemerkenswerterweise mit der gleichen Sharpe Ratio wie die Carry-Einzelstrategie aufwarten und schlägt alle verbliebenen Einzelstrategien in dieser Disziplin.

Blickt man im nächsten Schritt auf die Performance der Kombinationsstrategien in Tabelle 4 und beginnt dabei mit der Mischung aus Carry und Momentum, kann eine leichte Verbesserung der monatlichen Sharpe Ratio von 0,01 im Vergleich zur Carry-Einzelstrategie auf 0,04 konstatiert werden. Dies geht mit einer Steigerung in der durchschnittlichen Rendite von 0,27% auf 0,39% und einem Anstieg in der Standardabweichung von 7,18% auf 7,87% einher. Bemerkenswert ist der Rückgang der Exzess-Kurtosis um 5,46 auf 1,68 und eine Verbesserung der Schiefe von -1,52 auf -0,84. Das Sicherheitsäquivalent ist schließlich um 0,1% weniger negativ.

Einen positiven Effekt hat der weitere Einbezug der langfristigen Trendumkehr auf die Performance des optimierten Portfolios. Die Sharpe Ratio steigt demnach im Vergleich zum Portfolio, welches nur Carry und Momentum berücksichtigt, um 0,07 auf 0,11. Die durchschnittliche Rendite steigt dabei von 0,39% auf 1,05% und erreicht in Folge den höchsten Wert unter allen untersuchten Strategien, jedoch nimmt auch das Risiko gemessen an der Volatilität um 1,02% zu. Die Exzess-Kurtosis wächst um 0,62 auf 2,3 und weist auf eine Zunahme von Extremereignissen hin. Beachtenswert ist, dass die Schiefe um 1,47 angestiegen ist und nun einen positiven Wert in der Höhe von 0,63 innehat. Zusammen resultiert dies in einem Anstieg des Sicherheitsäquivalents um 0,59% – trotz allem ist letzteres mit einem Wert von -0,46% nach wie vor negativ.

Als nächstes wird der Leistungsbilanzsaldo in die Optimierung miteinbezogen. Diese Strategie stellt somit jene dar, welche der hypothetische Investor auf Basis der Überlegungen in Abschnitt 5.2.3 für sein Out-of-Sample-Ergebnis gewählt hat. Es stellt sich heraus, dass die vorherige Kombination aus Carry, Momentum und der langfristigen Trendumkehr ohne den Leistungsbilanzsaldo besser performt hat. Die Shar-

²⁵Vom risikolosen Zins als Opportunitätskostensatz wird hier abstrahiert, da dieser exogen für alle Strategien identisch gegeben ist.

Tabelle 4: Out-of-Sample-Performance

Die Tabelle stellt die Performance-Kennzahlen der optimierten Strategien sowie der Benchmarks über den Zeitraum der Out-of-Sample-Periode von November 2005 bis Dezember 2017 dar. Die Optimierung betrachtet eine CRRA-Nutzenfunktion mit $\gamma = 4$. Aufgeführt werden in den Spalten die maximale ($\max r$), minimale ($\min r$) sowie durchschnittliche (\bar{r}) monatliche Rendite, die geschätzte monatliche Standardabweichung ($\sigma(r)$) (alle bisherigen Angaben in Prozent), Exzess-Kurtosis und Schiefe der Wahrscheinlichkeitsverteilung, die monatliche Sharpe Ratio (SR) und das monatliche Sicherheitsäquivalent in Prozent (SE). Die letzten beiden Spalten geben Auskunft über den durchschnittlichen Leverage (\bar{L}), angegeben als der Betrag, welcher pro in die risikolose Geldanlage investiertem Dollar in das riskante Währungsportfolio angelegt ist, und Umschlag (\bar{T}), der sich als die Summe aus den absoluten Änderungen aller Währungsgewichte des Forward-Portfolios zwischen zwei Perioden definiert. In den ersten sechs Zeilen werden die Kennzahlen für die Einzelstrategien abgebildet. Eine Einzelstrategie bezeichnet dabei das Resultat einer Optimierung, welche nur mit einer einzelnen Charakteristik als Inputfaktor arbeitet. Namentlich sind das folgende Strategien: Carry (fd), Momentum (mom), langfristige Trendumkehr (q), Leistungsbilanzsaldo (ca), die Produktionslücke (opg) sowie der Volatilitätsfaktor (vol). In den nächsten fünf Zeilen folgt die Betrachtung von Strategiekombinationen. Hierfür wurde der Optimierung in einer arbiträren Reihenfolge sukzessiv immer eine weitere Charakteristik als Inputfaktor hinzugefügt, bis die finale Strategie alle vorhandenen Charakteristika miteinbezieht. Wegen der arbiträren Reihenfolge finden sich in den folgenden zwei Zeilen zwei zusätzliche Strategiekombinationen, welche die drei aus der vorangegangenen Analyse relevantesten Charakteristika Carry, Momentum und langfristige Trendumkehr mit jeweils der Produktionslücke und dem Volatilitätsfaktor paaren. In den letzten drei Zeilen der Tabelle findet sich die Performance der drei Benchmarks. Für die Berechnung des Umschlages der US-Aktien Benchmark lagen keine Daten vor.

Strategie	$\max r$	$\min r$	\bar{r}	$\sigma(r)$	Kurtosis	Schiefe	SR	SE	\bar{L}	\bar{T}
1. <i>fd</i>	17.91	-40.28	0.27	7.18	7.14	-1.52	0.03	-1.15	5.26	5.85
2. <i>mom</i>	11.05	-6.58	0.04	2.30	3.08	0.44	-0.02	-0.06	1.73	1.38
3. <i>q</i>	28.80	-17.35	0.28	5.02	6.87	1.07	0.04	-0.20	4.02	0.92
4. <i>ca</i>	2.19	-1.96	0.05	0.46	7.51	-0.02	-0.09	0.04	0.29	0.09
5. <i>opg</i>	2.89	-3.84	-0.08	0.84	6.07	-0.32	-0.19	-0.09	0.68	0.16
6. <i>vol</i>	5.68	-4.05	0.05	0.95	10.76	0.70	-0.04	0.03	0.54	0.45
1 - 2	18.88	-27.67	0.39	7.87	1.68	-0.84	0.04	-1.05	6.67	7.31
1 - 3	37.46	-27.33	1.05	8.89	2.30	0.63	0.11	-0.46	8.89	9.42
1 - 4	39.58	-29.25	1.02	9.64	1.89	0.51	0.10	-0.78	10.01	10.77
1 - 5	39.61	-29.35	0.98	9.70	1.93	0.58	0.09	-0.83	10.25	11.30
1 - 6	38.19	-29.17	0.82	9.89	1.84	0.48	0.07	-1.08	10.14	11.50
1 - 3 & 5	37.30	-27.45	0.99	8.96	2.45	0.75	0.10	-0.51	9.02	9.77
1 - 3 & 6	33.06	-27.93	0.91	8.74	1.55	0.42	0.09	-0.58	8.81	9.57
Carry	34.44	-48.97	0.82	9.80	4.59	-0.83	0.07	-1.92	7.69	8.52
Naiv	7.5	-8.86	0.16	2.58	1.01	-0.16	0.03	0.03	1.00	0.01
US-Aktien	11.35	-17.15	0.83	4.17	2.02	-0.79	0.18	0.46	0.00	-

pe Ratio nimmt beim Hinzufügen des Saldos um 0,01 ab, was durch eine um 0,03% geringere mittlere Rendite und eine um 0,75% höhere Standardabweichung verursacht wird. Zwar sinkt des Weiteren die Exzess-Kurtosis um 0,41 auf 1,89, allerdings nimmt auch die Schiefe um 0,12 ab. Dies resultiert in einer Abnahme des Sicherheitsäquivalents um 0,32%. Diese Beobachtungen lassen sich auch für die folgenden zwei Kombinationsstrategien sowie die zwei untersuchten Zusatzstrategien machen – allerdings variiert jeweils die Stärke der Ausprägung. Wie im In-Sample-Test nimmt der Leverage im Zuge der sukzessiven Kombinationsstrategien in der Tendenz zu. Gleiches stelle ich nun auch für den Umschlag des Forward-Portfolios fest.

Zusammenfassend kann konstatiert werden, dass die Strategie auf Basis von Carry, Momentum und der langfristigen Trendumkehr von allen optimierten Strategien die höchste Sharpe Ratio bzw. das höchste Sicherheitsäquivalent erreicht. Im Vergleich dieser Strategie mit den Benchmarks kann sie zumindest die Carry-Benchmark und die naive Diversifikation sowohl im Hinblick der Sharpe Ratio als auch des Sicherheitsäquivalents schlagen. Allerdings bleibt auch sie hinter der US-Aktien-Benchmark zurück.

5.3.2. Veränderung der Koeffizienten im Zeitablauf

In Abbildung 2 wird graphisch dargestellt, wie sich die geschätzten Koeffizienten der untersuchten Charakteristika bei monatlicher Wiederholung des vorgestellten Verfahrens mit allen bis dahin vorhandenen Daten über den Zeitablauf der Out-of-Sample-Periode verändern.

Zunächst fällt auf, dass die stetige Erweiterung der verwendeten Daten vom Ende der In-Sample- bis zum Ende der Out-of-Sample-Periode i.d.R. zu einer Abnahme aller geschätzten Koeffizienten geführt hat – Ausnahme ist hierbei der Volatilitätsfaktor, welcher zunächst negativ ist und sich über die Betrachtungsperiode null annähert, folglich statistisch irrelevant wird. In Folge nimmt der Einfluss aller Charakteristika auf die Gewichtung der Währungen im optimalen Portfolio über die Zeit ab, da die definierten Faktoren über den Zeitraum weniger attraktiv auf den hypothetischen Investor mit der CRRA-Nutzenfunktion wirken.

Im Einzelnen sank mit Abstand am stärksten der Koeffizient der Produktionslücke-Charakteristik. Dieser fiel bereits in der zweiten Hälfte des Jahres 2009 unter null und konnte sich anschließend nicht mehr erholen. Als zweitgrößter Verlierer ist anschließend der Leistungsbilanzsaldo zu nennen. Der Koeffizient dieser Charakteristik nahm über die Out-

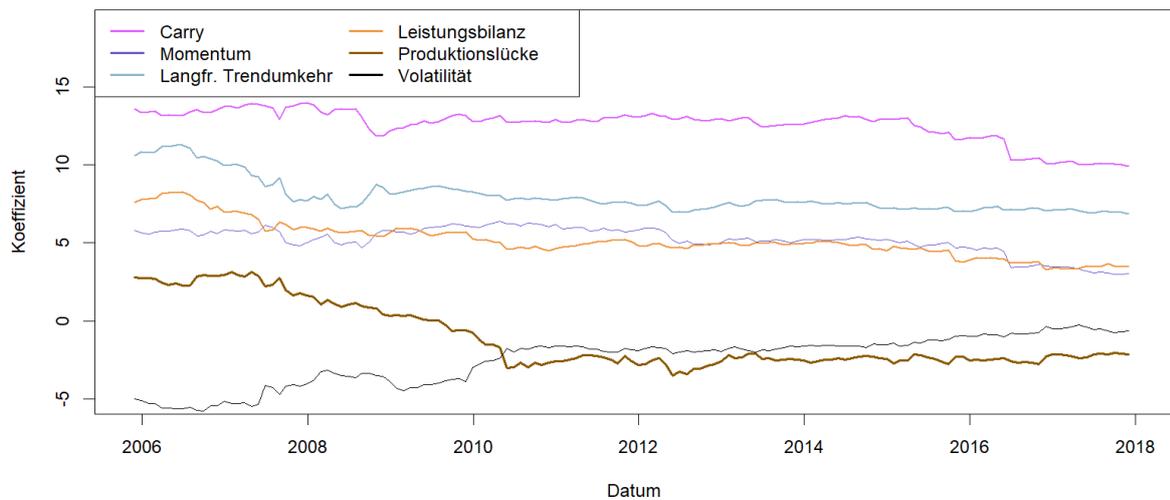


Abbildung 2: Veränderung der Koeffizienten im Zeitablauf der Out-of-Sample-Periode.

Die Abbildung stellt die zu jedem Zeitpunkt des Out-of-Sample-Tests (November 2005 bis Dezember 2017) auf Basis aller bis dahin vorhandener Daten geschätzten Koeffizienten der fünften und letzten Kombinationsstrategie dar, die alle definierten Charakteristika berücksichtigt.

of-Sample-Periode um etwa 55% ab, gefolgt von jenem der Momentum-Strategie mit ca. 48%. Am geringsten abgenommen haben die Koeffizienten der langfristigen Trendumkehr und von Carry, welche jeweils nur um 35% und 27% sanken.

Zu beobachten ist, dass ein Extremereignis wie die bereits erwähnte Endphase der Finanzkrise vor dem Jahresbeginn 2009 teils stark unterschiedlichen Einfluss auf die Koeffizienten der Charakteristika genommen hat. Während der geschätzte Koeffizient von Carry stark einbrach, verzeichnete Momentum einen geringeren Einbruch mit rascher Erholung. Parallel dazu blieb der Koeffizient der Leistungsbilanz-Charakteristik in etwa stabil, wohingegen der Koeffizient der langfristigen Trendumkehr sogar über den Zeitraum zunahm.

5.3.3. Einordnung und Interpretation der Ergebnisse

Die präsentierten Ergebnisse zeigen, wie In-Sample-Resultate von einem Out-of-Sample-Test relativiert werden. Keine optimierte Strategie kommt in Bezug auf Sharpe Ratio und Sicherheitsäquivalent auch nur ansatzweise in ähnliche Regionen wie zuvor im In-Sample-Test – tatsächlich weisen nun fast alle Sicherheitsäquivalente ein negatives Vorzeichen auf und keine der optimierten Strategien erreicht eine höhere monatliche Sharpe Ratio als 0,11. Ein Investment in die US-Aktien-Benchmark mit einer Sharpe Ratio von 0,18 wäre demnach attraktiver. Auch die naive Diversifikation wirkt plötzlich nicht mehr so naiv, kann sie doch in Sachen Sicherheitsäquivalent mit einem Wert von 0,03% alle optimierten Strategien mit Ausnahme der Leistungsbilanz-Einzelstrategie (0,04%) schlagen oder zumindest gleichziehen. Bei Betrachtung der Sharpe Ratio kann sie mit einem Wert von 0,03 zumindest gegen alle Einzelstrategien außer jener auf Basis der langfristigen Trendumkehr (0,04) bestehen.

Zur Verteidigung der Performance der optimierten Währungsstrategien sei erwähnt, dass die Carry-Benchmark ebenfalls einen massiven Performance-Einbruch erlitt. Es zeigt sich somit, dass die in Abschnitt 1.1 beschriebene Investitionsstrategie in der Out-of-Sample-Periode von November 2005 bis Dezember 2017 und gegeben dem zu diesem Zeitpunkt auf nur zehn Währungen von Industriestaaten geschrumpften Anlageuniversum geschwächt hat. In diesem Zusammenhang kann vergleichbar zum In-Sample-Test bestätigt werden, dass dem Carry-Trade im Allgemeinen ein starkes Crash-Risiko anhaftet, welches sich in der Schlussphase der Finanzkrise zu Beginn des Jahres 2009 massiv realisiert hat, wie schon durch [Jordà und Taylor \(2012\)](#) festgestellt.

Zudem findet sich wie im In-Sample-Test Beleg für die Aussage von [Jordà und Taylor \(2012\)](#), dass die Kombination einer Carry-Strategie mit einem Signal basierend auf dem realen Wechselkurs attraktive Diversifikationsvorteile bietet und zu einer Verminderung des Crash-Risikos führt. Demnach weist die Carry-Einzelstrategie und jene auf Basis der langfristigen Trendumkehr die negativste Korrelation (-0,55) zwischen allen untersuchten Strategien auf, zu finden als Teil der Korrelationsanalyse in Anhang D. Des Weiteren ergibt sich für die Renditeverteilung der Strategie auf Basis des realen Wechselkurses die höchste Schiefe (1,07) aller untersuchten Portfolios während der Out-of-Sample-Periode. Dementsprechend bringt im Zuge der sukzessiven Kombinationsstrategien das Hinzufügen dieser Charakteristik die höchste Steigerung in der Schiefe²⁶. Zuletzt sei darauf verwiesen, dass

²⁶Die Kombinationsstrategie auf Basis von Carry, Momentum und langfristiger Trendumkehr hat eine Schiefe von 0,63, während jene nur basierend auf Carry und Momentum eine negative Schiefe von -0,84 aufweist.

die Einzelstrategie der langfristigen Trendumkehr in der entscheidenden Phase der Finanzkrise, als der Carry-Trade kollabierte, mit Gewinnen aufwarten konnte.

Aber auch die Aussage von Menkhoff et al. (2012b), welche der FX-Momentum-Strategie Diversifikationsvorteile im Zusammenhang mit dem Carry-Trade zusprechen, erfährt durch die präsentierten In- sowie Out-of-Sample-Ergebnisse Unterstützung. So liegt die Korrelation zwischen der Momentum- und der Carry-Einzelstrategie im Zeitraum der Out-of-Sample-Periode bei -0,37, während die Korrelation zwischen Momentum und der Carry-Benchmark einen Wert von -0,33 aufweist. Im Vergleich zur In-Sample-Periode (0,08 und 0,04) haben sich die Korrelationen somit weiter verringert. Zudem vermag Momentum in der Kombination mit Carry ebenfalls das Crash-Risiko zu senken, wie eine Verbesserung der Schiefe (von -1,52 auf -0,84) und ein extremer Rückgang der Exzess-Kurtosis (von 7,14 auf 1,68) im Vergleich zur Carry-Einzelstrategie verdeutlichen.

Auch wenn es keine der untersuchten Strategien bei Betrachtung von Sharpe Ratio und Sicherheitsäquivalent mit jenen Portfolios aufnehmen kann, welche von Barroso und Santa-Clara (2015) über ihre Out-of-Sample-Periode von März 1996 bis Dezember 2012 unter Verwendung des gleichen Ansatzes für ein etwas größeres Währungsuniversum²⁷ getestet wurden, lässt sich trotzdem eine Gemeinsamkeit bei den Ergebnissen erkennen. So attestierten die Autoren unter ihren getesteten Charakteristika lediglich Carry, Momentum und der langfristigen Trendumkehr Signifikanz, während sie bspw. die Leistungsbilanzsaldo-Charakteristik ablehnten. In der vorliegenden Arbeit hat sich der hypothetische Investor nach Sichtung der In-Sample-Ergebnisse, welche dem Leistungsbilanzsaldo in Kombination mit Carry, Momentum und der langfristigen Trendumkehr Signifikanz zusprachen, zur Aufnahme dieser makroökonomischen Inputvariable in die optimale Strategie entschlossen. Wie sich allerdings im Zuge des anschließenden Out-of-Sample-Tests herausstellte, performte die Strategie auf Basis nur der drei genannten Charakteristika besser als bei zusätzlicher Betrachtung des Leistungsbilanzsaldos.

Interessant ist auch zuletzt der extreme Anstieg in der Korrelation mit der naiven Diversifikation, welchen Carry-Einzelstrategie (ca. 667%) sowie Carry-Benchmark (ca. 860%) im Vergleich zur In-Sample-Periode verzeichnen. Ein möglicher Interpretationsansatz steht mit der allgemeinen Niedrigzinsphase in den entwickelten Volkswirtschaften in Zusammenhang, welche sich an die globale Finanzkrise angliederte. Da als Resultat der Zinsunterschied zwischen den entwickelten Volkswirtschaften geschrumpft ist und somit im Querschnitt der Währungen weniger variiert, variieren dementsprechend die auf Basis dieses Signals definierten Portfoliogewichte weniger und weisen tendenziell mehr Ähnlichkeit zu einer gleichgewichteten Strategie auf. Anders gesprochen verliert das Carry-Signal durch die Niedrigzin-

sphase an Aussagekraft bei einem relativen Vergleich unter Industrienationen.

5.4. Kritik am angewendeten Ansatz

Die bisher vollzogene Analyse gibt aus mehreren Gründen Anlass zu Kritik. Zum Ersten erfolgte etwa die Selektion des untersuchten Länder- bzw. Währungsumfanges aus der ursprünglichen Anzahl von 42 Ländern auf Basis der arbiträren Voraussetzung, dass pro Land und Datentyp mindestens 25 Jahre an Daten zur Verfügung stehen müssen. Dies ist insofern kritisch, da sich somit der betrachtete Länderumfang stark reduziert²⁸, obwohl es in der Praxis per se keinen Grund gibt, aus dem sich ein hypothetischer Investor selbst in seinen Opportunitäten einschränken sollte. Auch die definierte Aufspaltung des Gesamtzeitraums in eine statische In- und Out-of-Sample-Periode wirkt in diesem Zusammenhang zu einem gewissen Grad willkürlich.

Als zweiter Kritikpunkt kann die fehlende Berücksichtigung von Transaktionskosten, etwa in der Form von Bid- und Ask-Spreads, angeführt werden. Diese unrealistische Betrachtung führt im Normalfall zu einer chronischen Überschätzung der Performance. Da aber ohnehin keines der optimierten Portfolios die starke In-Sample-Performance im Out-of-Sample-Test beibehalten konnte, wurde bis auf Weiteres von der Berücksichtigung von Transaktionskosten abgesehen. Außerdem ist diskutabel, ob die Abstinenz jeglicher Leverage-Restriktionen eine sinnvolle Annahme für einen durchschnittlichen Investor ist.

Ebenfalls Anlass zur Kritik kann womöglich die genaue methodologische Definition der verwendeten Charakteristika bieten. So könnte zur Berechnung des realen Wechselkurses der Produzentenpreis- statt dem Konsumentenpreisindex Verwendung finden. Dem folgend wäre etwa auch die Frage interessant, ob ein Signal basierend auf dem realen effektiven Wechselkurs, welcher in der Praxis mitunter als Bewertungsmaßstab für Währungen herangezogen wird, zu anderen Ergebnissen führen würde. Ähnliche Fragestellungen können auch für alle anderen Charakteristika aufgeworfen werden. Im Detail kann zudem auch der definierte Umgang mit der zeitverzögerten Veröffentlichung von Daten kritisiert werden, welcher unabhängig vom Datentyp pauschal eine Verzögerung von zwei Monaten unterstellt.

Der letzte Kritikpunkt dreht sich um die Tatsache, dass die Zusammensetzung des optimalen Portfolios beim verwendeten Verfahren maßgeblich von den unterstellten Präferenzen des Investors abhängt. In der bisherigen Analyse habe ich in Anlehnung an Barroso und Santa-Clara (2015) die in Abschnitt 2.2 vorgestellte CRRA-Nutzenfunktion mit $\gamma=4$ verwendet. Daher ist es sicherlich interessant zu erfahren, wie sich die Ergebnisse bei einer Änderung des Grads der relativen Risikoaversion oder gar bei einer anderen Nutzenfunktion darstellen. Im Zuge der nächsten Kapitel werden einige ausgewählte der genannten Kritikpunkte behandelt, wobei

²⁷Zur Erinnerung: Der Datensatz von Barroso und Santa-Clara (2015) beinhaltet maximal 21 und minimal 13 Währungen, während der hier untersuchte Datensatz maximal 18 und minimal zehn Währungen abdeckt.

²⁸Hier sollte daran erinnert werden, dass sich im untersuchten Datensatz keine einzige als Entwicklungsland klassifizierte Nation befand.

eine Abdeckung aller gegebenen des Umfangs der vorliegenden Arbeit nicht möglich ist.

6. Variation des Grads der relativen Risikoaversion

Die bisherige Analyse basierte, inspiriert von Barroso und Santa-Clara (2015) und wie in Abschnitt 2.2 dargestellt, auf einem Aversionsparameter der CRRA-Nutzenfunktion von $\gamma=4$. Ähnlich zu Brandt et al. (2009) habe ich als Modellvalidierung²⁹ in einer Szenarioanalyse betrachtet, wie sich die wesentlichen In-Sample-Ergebnisse aus Abschnitt 5.2 ändern, wenn der Grad der relativen Risikoaversion ab- bzw. zunimmt. Hierzu wurde eine Halbierung ($\gamma=2$) sowie ein extremer Anstieg ($\gamma=100$) als Alternativszenarien untersucht. Die Ergebnisse der Auswertung in Tabellenformat finden sich in Anhang E.

Brandt et al. (2009) beobachten bspw. im Zuge ihrer vergleichbaren Analyse, dass bei Erhöhung der relativen Risikoaversion zwei ihrer drei Charakteristika-Koeffizienten null entgegenstreben, während der verbliebene stabil bleibt. Sie schließen hieraus, dass die besagten beiden Charakteristika mit sowohl Rendite wie auch Risiko in Zusammenhang stehen und der Investor mit der CRRA-Nutzenfunktion bei steigendem Grad der relativen Risikoaversion der Risikokontribution mehr Beachtung schenkt, während der Koeffizient der verbliebenen Charakteristik eher mit erwarteten Renditen denn Risiko assoziiert werden kann. In der vorliegenden Arbeit konnte ich für ausnahmslos alle Charakteristika im Zuge jeder untersuchten Strategie eine Annäherung zum Nullwert bei steigendem Aversionsparameter feststellen. Die prozentuale Änderung der Koeffizienten über die drei Szenarien gestaltet sich dabei recht uniform – sowohl beim Blick auf eine spezifische Charakteristik als auch über alle dargestellten Charakteristika hinweg. Betrachtet man die durchschnittliche Änderung des Koeffizienten einer Charakteristik im Kontext aller untersuchten Strategien, die jene spezifische Charakteristik beinhalten, so nahm etwa beim Sprung von $\gamma=2$ auf $\gamma=4$ der Koeffizient für Carry um -46,7% ab, mit einer geschätzten Standardabweichung von lediglich 0,8%. Für die anderen Charakteristika sowie den Sprung von $\gamma=4$ auf $\gamma=100$ sind die entsprechenden Werte in folgender Tabelle abgetragen:

Die Tabelle zusammenfassend näherten sich die Koeffizienten aller Charakteristika bei der Verdopplung von $\gamma=2$ auf $\gamma=4$ im Schnitt mit einer Veränderung von knapp 46,2% null an und wiesen dabei eine Standardabweichung von 3% auf,

²⁹Obschon ein direkter Vergleich zu Brandt et al. (2009) nicht möglich ist, da die Autoren das Verfahren im Aktienkontext anwenden, lässt sich ein indirekter Vergleich ziehen. So betrachten die Autoren ähnlich zur vorliegenden Arbeit eine CRRA-Nutzenfunktion als Zielgröße der Optimierung. Es ist daher anzunehmen, dass mit einer vergleichbaren Variation des Aversionsparameters eine ähnliche Veränderung der Portfolio-Eigenschaften einhergehen sollte, da die Präferenz hinsichtlich dieser Eigenschaften – etwa durchschnittliche Rendite oder Standardabweichung – nur durch die CRRA-Nutzenfunktion definiert wird und damit natürlich unabhängig von bspw. der Anlageklasse ist.

während bei der Erhöhung von $\gamma=4$ auf $\gamma=100$ eine durchschnittliche Änderung von 95,7% mit einer Standardabweichung von 0,8% beobachtet werden konnte. Der Argumentation von Brandt et al. (2009) folgend scheint es also, dass die selektierten Charakteristika – zumindest bei Betrachtung der in Abschnitt 4.3 präsentierten Datenauswahl – durchaus mit Risiko in Zusammenhang stehen und der CRRA-Investor bei steigender Risikoaversion daher weniger Exposure zu diesen präferiert. Zu erwähnen bleibt, dass trotz der Abnahme der geschätzten Koeffizienten bei den Signifikanzniveaus keine nennenswerten Änderungen zu beobachten waren.

Betrachtet man außerdem die Entwicklung der verschiedenen Performance-Kennzahlen der In-Sample-Periode bei Variation der relativen Risikoaversion, zu finden in Tabelle E.22 des Anhangs E, können ähnliche Beobachtungen gemacht werden, wie auch schon Brandt et al. (2009) sie tätigten. So sind wenig überraschend die höchsten durchschnittlichen und maximalen Renditen sowie Volatilitäten wie auch die negativsten minimalen Renditen bei den optimierten Strategien mit $\gamma=2$ festzustellen; bei steigender Risikoaversion nähern sich alle Kennzahlen null an. Grund hierfür ist, wie Brandt et al. (2009) ausführen, dass der durchschnittliche CRRA-Nutzen über alle Monate der Betrachtungsperiode bei einem sehr hohen Aversionsparameter maßgeblich vom Nutzen im schlechtesten Monat beeinträchtigt wird und somit einem Minimum/Maximum-Kriterium gleicht. Bemerkenswert ist in diesem Zusammenhang der Fakt, dass die In-Sample-Optimierung mit einem Aversionsparameter von $\gamma=100$ für die Einzelstrategien auf Basis des Leistungsbilanzsaldos sowie Volatilitätsfaktors zwei Portfolios generieren konnte, welche eine positive minimale Rendite aufweisen.

Ebenfalls vergleichbar zu Brandt et al. (2009) sowie intuitiv nachvollziehbar agiert der risikofreudigste Investor stets mit dem höchsten Leverage. Bei steigender relativer Risikoaversion sinkt der Leverage schließlich für sämtliche betrachteten Strategien. Zudem nimmt bei Anstieg des Aversionsparameters auch stets der Umschlag des Forward-Portfolios ab, was ebenso in Einklang mit den Ergebnissen von Brandt et al. (2009) ist. Hier sei als Kuriosität auf die Einzelstrategie des Leistungsbilanzsaldos verwiesen, welche bei $\gamma=100$ im Schnitt einen auf zwei Nachkommastellen gerundeten Umschlag von null auswies. Anders ausgedrückt glied sie damit im Durchschnitt einer Strategie, die jeden Monat das immer wieder gleiche Portfolio aus Forward-Währungskontrakten mit derselben Gewichtung hielt. Wesentlich zurückzuführen ist dies auf den geschätzten Koeffizienten von 0,02, welcher sich von allen untersuchten Strategien am meisten null angenähert hat, wobei auch bspw. die im Vergleich zu anderen Datentypen relative niedrige Frequenz des Leistungsbilanzsaldos eine Rolle gespielt haben mag.

Außerdem sei auf ein Ergebnis aufmerksam gemacht, dass ich im Zuge der Korrelationsanalyse, zu finden in Tabelle E.24 des Anhangs E, feststellen konnte. So führte der Anstieg von $\gamma=2$ auf $\gamma=4$ zwar zu keiner wesentlichen Änderung der Korrelationen zwischen den Einzelstrategien, der folgende massive Anstieg von $\gamma=4$ auf $\gamma=100$ dafür umso

Tabelle 5: Änderung der geschätzten Koeffizienten bei variierender relativer Risikoaversion

Die Tabelle zeigt Durchschnitt ($\bar{\Delta}$) und Standardabweichung ($\sigma(\Delta)$) der prozentualen Änderung des Koeffizienten einer Charakteristik bei variierender relativer Risikoaversion über alle untersuchten Strategien hinweg, die jene spezifische Charakteristik beinhalten. Sie basiert auf der in Anhang E zu findenden Tabelle E.23, welche – jeweils für die unterschiedlichen Aversionsparameter $\gamma = 2$, $\gamma = 4$ und $\gamma = 100$ – die über den Zeitraum der In-Sample-Periode von April 1990 bis Oktober 2005 geschätzten Koeffizienten aller optimierten Strategien darstellt. Demnach wird die Erhöhung der Aversion von $\gamma = 2 \rightarrow 4$ und von $\gamma = 4 \rightarrow 100$ betrachtet. Namentlich handelt es sich bei den Charakteristika um folgende: Carry (*fd*), Momentum (*mom*), langfristige Trendumkehr (*q*), Leistungsbilanzsaldo (*ca*), die Produktionslücke (*opg*) sowie der Volatilitätsfaktor (*vol*). Die Ergebnisse wurden auf eine Nachkommastelle gerundet.

		<i>fd</i>	<i>mom</i>	<i>q</i>	<i>ca</i>	<i>opg</i>	<i>vol</i>
$\gamma = 2 \rightarrow 4$	$\bar{\Delta}$	-46,70%	-50,20%	-46,30%	-47,90%	-44,70%	-41,30%
	$\sigma(\Delta)$	0,80%	0,80%	1,00%	2,20%	12,10%	7,90%
$\gamma = 4 \rightarrow 100$	$\bar{\Delta}$	-96,10%	-96,20%	-95,70%	-96,40%	-94,20%	-95,90%
	$\sigma(\Delta)$	0,10%	0,20%	0,10%	0,30%	1,00%	0,20%

mehr. Demnach sind in Folge die Korrelationskoeffizienten zwischen ausnahmslos allen Einzelstrategien angestiegen. Definiert man weiter eine hohe Korrelation arbiträr als $>0,7$, so konnte bei den beiden Szenarien mit vergleichsweise niedriger relativer Risikoaversion nur die Korrelation zwischen Carry-Einzelstrategie und -Benchmark (0,96) als hoch bezeichnet werden – und dies aus nachvollziehbarem Grund. Im Zuge des Szenarios mit $\gamma=100$ würden nun sieben Korrelationskoeffizienten in diese Kategorie fallen. Besonders ins Auge springen dabei die hohen Korrelationen, die nun im Allgemeinen zwischen Momentum, dem Leistungsbilanzsaldo, der Produktionslücke und dem Volatilitätsfaktor bestehen. Es scheint, dass sich die von einem sehr risikoaversen Investor optimierten Strategien auf Basis dieser vier Signale nicht mehr verhältnismäßig stark in ihren Renditebewegungen zu unterscheiden scheinen und somit aus Diversifikationsaspekten weniger interessant sind. Dies wird bspw. auch beim Blick auf die Sharpe Ratios im entsprechenden Risikoszenario deutlich. So bringen die genannten vier Charakteristika relativ weniger Mehrwert bei der Inklusion im Zuge der Kombinationsstrategien. In Anlehnung an Brandt et al. (2009) wage ich die Deutung, dass die Renditen dieser Einzelstrategie für einen sehr risikoaversen Investor als zu riskant erscheinen, um sie mit Mehrwert als Steuerungssignal verwenden zu können.

Zuletzt habe ich untersucht, ob die aufgeführten Beobachtungen hinsichtlich der Performance-Kennzahlen auch in der Out-of-Sample-Analyse gemacht werden können. Aufschluss über diese Analyse gibt Tabelle E.25 in Anhang E. Im Wesentlichen stimmen die Ergebnisse mit den In-Sample-Resultaten überein. Lediglich bei den durchschnittlichen Renditen finden sich für Strategien bei höherem Aversionsparameter im Gegensatz zu den vorigen Beobachtungen teilweise höhere Renditen und nun kann auch keine untersuchte Strategie mehr eine positive minimale Rendite aufweisen.

Vergleicht man die Sharpe Ratios im Out-of-Sample-Test bei variierender Risikoaversion, befinden sich diese für die jeweiligen Strategien bei alle drei Szenarien in ähnlichen Regionen – wie zuvor auch im In-Sample-Test. Das Optimierungsverfahren skaliert demnach in Einklang mit der gewählten Nutzenfunktion Mittelwert und Standardabweichung in etwa linear nach unten in Anbetracht sinkender Risikotoleranz. Beim Sicherheitsäquivalent sanken innerhalb des In-

Sample-Tests die Werte bei steigender Risikoaversion oder hielten zumindest ihr Niveau – anderes lässt sich nun bei den Out-of-Sample-Ergebnissen feststellen. Konnten beim Standardszenario mit $\gamma=4$ fast alle optimierten Strategien nur ein negatives Sicherheitsäquivalent erreichen und erschienen neben der US-Aktien-Benchmark chancenlos, so hat sich das Resultat aus der Perspektive eines extrem risikoaversen Investors geändert. Diesem bieten die optimierten Portfolios, welche die Informationen der Charakteristika mit vergleichsweise geringem Leverage und Umschlag in den Portfoliogewichten verarbeiten, zumindest leicht positive Sicherheitsäquivalente. Eine Investition in den Aktienmarkt erscheint einem solchen Investor dagegen unvorteilhaft.

7. Expandierendes Währungsuniversum

7.1. Änderungen in Methodik und Datensatz

Wie in Abschnitt 5.4 ausgeführt, ist der bisher betrachtete Länder- bzw. Währungsumfang, welcher sich aus einer geforderten Mindestanzahl von 25 Jahren pro Datentyp und Währung ergab, vergleichsweise gering und ein möglicher Kritikpunkt am Vorgehen. Um einen größeren Nutzen aus den akquirierten und in Abschnitt 4.1 sowie Anhang A ersichtlichen Daten zu ziehen, gehe ich in der weiteren Analyse wie folgt vor: Der neue Datensatz erstreckt sich zwar über die gleiche Zeitspanne von Ende April 1990 bis Ende Dezember 2017, wie in der bisherigen Analyse, allerdings beinhaltet er nun alle Währungen, für die zu jedem nötigen Datentyp eine Zeitreihe vorliegt – zunächst unabhängig davon, in welcher zeitlichen Länge die Reihen zur Verfügung stehen. Von den 42 Ländern des angestrebten Datensatzes aus Abschnitt 4.1 bleiben somit 28 Länder³⁰ übrig.

Der Unterschied in der Methodik ist die Definition des zu jedem Zeitpunkt investierbaren Währungsuniversums N_t . Bestand bisher ein statisches Universum aus Währungen mit der geforderten Mindestanzahl von 25 Jahren pro

³⁰Auf welche Datenquelle für die verschiedenen Datentypen je Land zurückgegriffen wurde, kann in Anhang C nachvollzogen werden. Die Slowakei wurde ausgeschlossen, da für sie nur an einem einzigen Monat vor der nationalen Euro-Einführung alle Daten zur Verfügung standen und daher eine Exklusion keinen wesentlichen Unterschied macht.

Datentyp, welches nur punktuell durch die definierten Euro-Einführungsdaten beeinflusst wurde, wird nun ein komplexeres Vorgehen gewählt. So wird zu jedem Zeitpunkt t für alle 28 Länder geprüft, ob die nötigen Angaben zur Berechnung aller Charakteristika vorliegen. Ist dies erstmals der Fall, wird die entsprechende Währung fortan in das Universum inkludiert. Im Ergebnis finden sich nun minimal 16 und maximal 26 Währungen zeitgleich im Datensatz, während es bei der bisherigen statischen Analyse nur minimal zehn und maximal 18 und bei Barroso und Santa-Clara (2015) minimal 13 und maximal 21 waren. Abbildung 3 zeigt in diesem Zusammenhang, wie sich das Währungsuniversum über die Gesamtperiode verändert – sowohl für die statische Definition aus den vorherigen Kapiteln als auch das expandierende Währungsuniversum, welches im vorliegenden Kapitel betrachtet wird und zusätzlich vier weitere Industrienationen und fünf Entwicklungsstaaten³¹ miteinschließt.

Um Vergleichbarkeit mit den bisherigen Ergebnissen zu ermöglichen, wird die sonstige Methodik, wie etwa das Vorgehen bei spezifischen Fragestellungen zur Datenverwendung aus Abschnitt 4.2 oder die in Abschnitt 5.1 beschriebene Aufteilung des Datensatzes in In- und Out-of-Sample-Periode, nicht angetastet.

7.2. In-Sample-Ergebnisse

7.2.1. Performance

Tabelle 6 präsentiert die Performance der optimierten Portfolios sowie jene der definierten Benchmarks über die Zeitperiode von April 1990 bis Oktober 2005 bei Verwendung des expandierenden Währungsuniversums – wie zuvor Tabelle 2 in Abschnitt 5.2.1 für das statische Universum. Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass sich die erweiterte Definition des Währungsuniversums massiv auf die abgebildeten Kennzahlen der In-Sample-Periode ausgewirkt hat.

Bei den Einzelstrategien sind durchschnittliche Rendite und Standardabweichung im Vergleich zu den vorigen In-Sample-Ergebnissen im Mittel um 171% bzw. 190% angestiegen. Beides resultiert in einem durchschnittlichen Anstieg der Sharpe Ratios von 117%. Auch minimale und maximale Renditen der Einzelstrategien verzeichnen fast ausnahmslos extremere Werte als bei Verwendung des statischen Währungsuniversums, zudem ist im Schnitt eine deutlich höhere Exzess-Kurtosis zu beobachten. Vier statt zuvor zwei der sechs Einzelstrategien zeigen nun ein positives Vorzeichen bei der Schiefe und auch das Sicherheitsäquivalent steigt im Durchschnitt um 92%.

Eine wesentliche Ausnahme zu diesen Durchschnittsbeobachtungen ist die Einzelstrategie auf Basis der langfristigen Trendumkehr, welche sich gänzlich anders im Verhältnis zum vorigen In-Sample-Test entwickelt hat. Die durchschnittliche Rendite und Standardabweichung der Strategie

ist um 76% bzw. 77% gesunken und auch minimale sowie maximale Rendite deutlicher näher in Richtung null gerückt, während sich die Exzess-Kurtosis ebenfalls um 66% verringert hat. Zudem weist die Strategie nun eine negative Schiefe auf. In der Konsequenz handelt es sich bei der langfristigen Trendumkehr um die einzige Einzelstrategie, welche hinsichtlich Sharpe Ratio und Sicherheitsäquivalent Einbußen im Vergleich zum vorher untersuchten Währungsuniversum hinnehmen musste. Sollen hingegen bzgl. beider risikoadjustierter Performance-Größen die Einzelstrategien mit den höchsten Zuwächsen im Vergleich zur Analyse aus Abschnitt 5.2.1 benannt werden, handelt es sich mit Blick auf die Sharpe Ratio um den Leistungsbilanzsaldo mit einem Anstieg von 350% und Momentum mit 222%. Beim Sicherheitsäquivalent weisen Momentum (321%) und Carry (227%) den höchsten Anstieg auf, was u.a. mit der nun stark positiven Schiefe beider Einzelstrategien zusammenhängt.

Um ein besseres Verständnis zu erlangen, wie die Performance der optimierten Einzelstrategien in Zusammenhang steht, habe ich wie in den vorigen Kapiteln eine Korrelationsanalyse durchgeführt, die in Tabelle F.26 des Anhangs F dargestellt ist. Es zeigt sich, dass Momentum und Produktionslücke, die beiden Einzelstrategien mit den höchsten Sharpe Ratios (0,29 und 0,12) nach Carry (0,47), vergleichsweise stark mit der Carry-Einzelstrategie korreliert sind (0,7 und 0,6). Die Leistungsbilanzsaldo-Einzelstrategie, deren Sharpe Ratio (0,09) sich auf Rang vier unter den Einzelstrategien befindet, hat dagegen nur eine Korrelation von 0,18 mit der Carry-Einzelstrategie. Bemerkenswert ist hier außerdem, dass die langfristige Trendumkehr als Einzelstrategie zwar die geringste Sharpe Ratio (0,05) erzielen kann, dafür aber mit allen Einzelstrategien eine negative Korrelation aufweist. Zuletzt sei darauf verwiesen, dass zwischen der US-Aktien-Benchmark und den Einzelstrategien im Schnitt nur eine Korrelation von 0,02 vorliegt.

Im Zuge der Kombinationsstrategien können im Vergleich zum statischen Währungsuniversums ähnliche Beobachtungen wie für die Einzelstrategien festgestellt werden. Demnach sind vor allem maximale und durchschnittliche Rendite, Standardabweichung und Exzess-Kurtosis massiv angestiegen und die Schiefe nun für alle Strategien stark positiv. Allerdings kann bei Betrachtung der Sharpe Ratios aller sukzessiven Kombinationsstrategien nur ein durchschnittlicher Anstieg von 8% konstatiert werden, wohingegen das Sicherheitsäquivalent nun im Schnitt um 234% höher ist. Zudem sind auch Leverage und Umschlag bei allen sukzessiven Kombinationsstrategien im Mittel um 60% bzw. 36% angestiegen.

7.2.2. Koeffizienten und statistische Signifikanz

In Tabelle 7 sind zu jeder Strategie die geschätzten Koeffizienten sowie jeweils in Klammern darunter deren Signifikanz in Form von p -Werten abgebildet – wie zuvor in Tabelle 3 des Abschnitts 5.2.2 für das statische Universum. Das Vorzeichen der Produktionslücke-Einzelstrategie und jene der Volatilität-Kombinationsstrategien entsprechen nicht den Erwartungen.

³¹Zur Erinnerung: Die Einteilung in Industrie- und Entwicklungsländer erfolgt wie in Abschnitt 4.1 beschrieben in Übereinstimmung mit dem IWF (IWF (2018)).

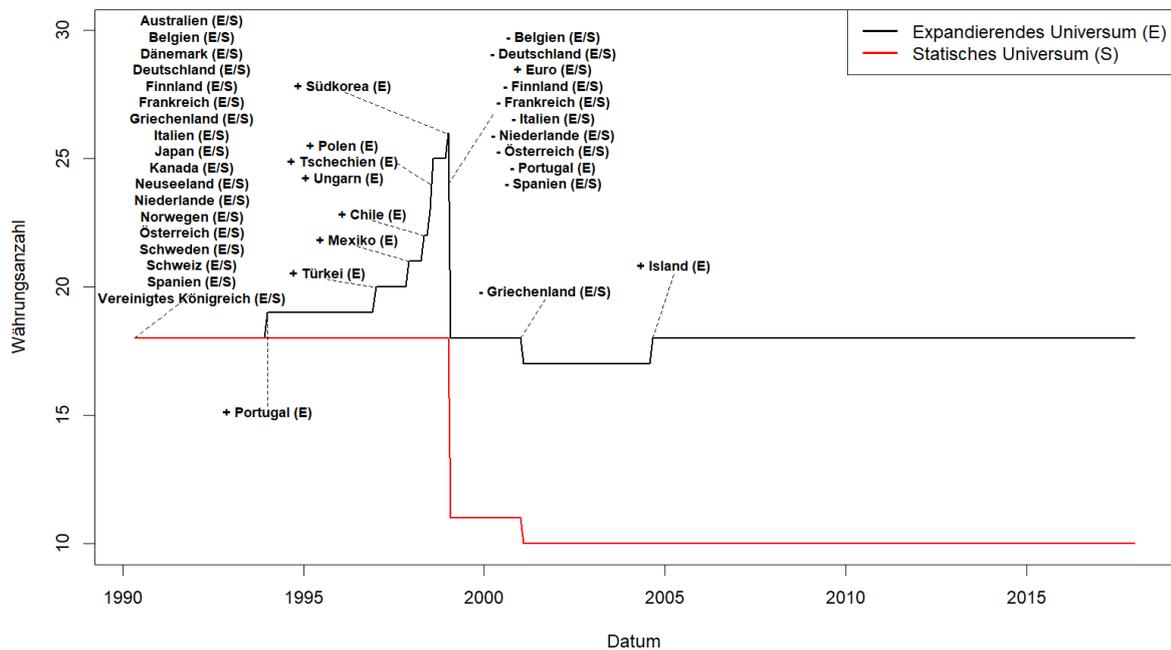


Abbildung 3: Expandierendes vs. statisches Währungsuniversum.

Die Abbildung stellt die Anzahl der investierbaren Währungen über den Zeitablauf der Gesamtperiode von Ende April 1990 bis Ende des Jahres 2017 für die zwei verwendeten Definitionsansätze des Währungsuniversums dar. In roter Farbe abgetragen ist das statische Vorgehen, welches in den vorherigen Kapiteln Anwendung fand und initial auf der Voraussetzung basiert, dass pro Land und Datentyp mindestens 25 Jahre an Daten zur Verfügung stehen müssen. Es wird nur durch die in Abschnitt 4.2 genannten Euro-Einführungsdaten beeinflusst. In schwarzer Farbe abgetragen ist das expandierende Währungsuniversum, welches im Zuge des vorliegenden Kapitels analysiert wird. Es beinhaltet zu jedem Zeitpunkt alle Währungen, für welche alle in Abschnitt 4.1 aufgeführten Datentypen zur Verfügung stehen. Am Ende einer gestrichelten Linie werden bei einer Änderung des Währungsuniversums immer jene Länder genannt, welche die jeweilige Änderung verursacht haben. Dabei besteht die Möglichkeit, dass eine Währung bereits initial im Datensatz vorhanden ist (kein Zeichen vor dem Namen) oder in das Universum inkludiert (+ vor dem Namen) bzw. im Zuge der Euro-Einführung exkludiert wird (- vor dem Namen). Hinter dem Ländernamen ist in Klammern angegeben, ob der expandierende Ansatz (E) und/oder der statische Ansatz (S) von der Änderung betroffen ist.

Bei Betrachtung der Koeffizienten der Einzelstrategien zeichnen sich auf dem 5%- sowie 1%-Signifikanzniveau von allen Charakteristika nun Carry und Momentum als relevant ab, während dies beim statischen Währungsuniversum für Carry und die langfristige Trendumkehr galt. Die Charakteristik auf Basis des realen Wechselkurses zeigt aber in allen untersuchten Strategiekombinationen Signifikanz auf dem 1%-Niveau auf. Gleiches gilt für den Leistungsbilanzsaldo.

Die stärkste prozentuale Änderung im Vergleich zum statischen Währungsuniversum ist bei den Koeffizienten der Leistungsbilanz-Charakteristik zu beobachten, welche im Schnitt um fast 190% anstiegen. Danach folgt jene von Momentum mit einem durchschnittlichen Anstieg von ca. 117% und Carry mit etwa 71%. In Folge weist Carry nun im Schnitt den höchsten Koeffizienten auf (21,32), gefolgt von Momentum (11,12), dem Leistungsbilanzsaldo (10,66) und der langfristigen Trendumkehr (9,19). Die durchschnittlichen Koeffizienten von Produktionslücke (1,33) und Volatilitätsfaktor (-1,63) sind dagegen deutlicher näher bei null und erscheinen demnach weniger statistisch signifikant.

Ein interessantes Ergebnis zeigt sich mit Blick auf die Änderungen der Koeffizienten im Zuge der Kombinationsstrate-

gien. Während sich die Koeffizienten der Carry-Momentum-Kombinationsstrategie beim statischen In-Sample-Test nicht wesentlich zu denen der beiden entsprechenden Einzelstrategien unterschieden, kann jetzt ein Anstieg verzeichnet werden. Ähnliches gilt beim Hinzufügen der langfristigen Trendumkehr. Die Koeffizienten der drei Charakteristika steigen erneut, wobei für Carry und Momentum eine moderate Vergrößerung im Vergleich zur Kombinationsstrategie ohne langfristige Trendumkehr zu verzeichnen ist, während der Koeffizient der langfristigen Trendumkehr relativ stark zur entsprechenden Einzelstrategie ansteigt. Nochmals kann dieses Verhalten im Zuge der Inklusion des Leistungsbilanzsaldos betrachtet werden. Bei Inklusion der insignifikanten Produktionslücke kann in Folge keine wesentliche Veränderung der Koeffizienten betrachtet werden, während das Einbeziehen des auf dem 5%-Niveau signifikanten Volatilitätsfaktors zu einer Verminderung der Koeffizienten von Momentum und langfristiger Trendumkehr führt, während jene von Carry und Leistungsbilanzsaldo steigen.

Auf nähere Erläuterungen hinsichtlich der Veränderung der geschätzten Koeffizienten über den Zeitablauf der In-Sample-Periode, welche zuvor in Abbildung 1 des Abschnitts

Tabelle 6: In-Sample-Performance bei expandierendem Währungsuniversum

Die Tabelle stellt die Performance-Kennzahlen der optimierten Strategien sowie der Benchmarks über den Zeitraum der In-Sample-Periode von April 1990 bis Oktober 2005 bei Verwendung des expandierenden Währungsuniversums dar. Die Optimierung betrachtet eine CRRA-Nutzenfunktion mit $\gamma = 4$. Aufgeführt werden in den Spalten die maximale ($\max r$), minimale ($\min r$) sowie durchschnittliche (\bar{r}) monatliche Rendite, die geschätzte monatliche Standardabweichung ($\sigma(r)$) (alle bisherigen Angaben in Prozent), Exzess-Kurtosis und Schiefe der Wahrscheinlichkeitsverteilung, die monatliche Sharpe Ratio (SR) und das monatliche Sicherheitsäquivalent in Prozent (SE). Die letzten beiden Spalten geben Auskunft über den durchschnittlichen Leverage (\bar{L}), angegeben als der Betrag, welcher pro in die risikolose Geldanlage investiertem Dollar in das riskante Währungsportfolio angelegt ist, und Umschlag (\bar{T}), der sich als die Summe aus den absoluten Änderungen aller Währungsgewichte des Forward-Portfolios zwischen zwei Perioden definiert. In den ersten sechs Zeilen werden die Kennzahlen für die Einzelstrategien abgebildet. Eine Einzelstrategie bezeichnet dabei das Resultat einer Optimierung, welche nur mit einer einzelnen Charakteristika als Inputfaktor arbeitet. Namentlich sind das folgende Strategien: Carry (fd), Momentum (mom), langfristige Trendumkehr (q), Leistungsbilanzsaldo (ca), die Produktionslücke (opg) sowie der Volatilitätsfaktor (vol). In den nächsten fünf Zeilen folgt die Betrachtung von Strategiekombinationen. Hierfür wurde der Optimierung in einer arbiträren Reihenfolge sukzessiv immer eine weitere Charakteristika als Inputfaktor hinzugefügt, bis die finale Strategie alle vorhandenen Charakteristika miteinbezieht. Wegen der arbiträren Reihenfolge finden sich in den folgenden zwei Zeilen zwei zusätzliche Strategiekombinationen, welche die drei aus der vorangegangenen Analyse relevantesten Charakteristika Carry, Momentum und langfristige Trendumkehr mit jeweils der Produktionslücke und dem Volatilitätsfaktor paaren. In den letzten drei Zeilen der Tabelle findet sich die Performance der drei Benchmarks. Für die Berechnung des Umschlages der US-Aktien Benchmark lagen keine Daten vor.

Strategie	$\max r$	$\min r$	\bar{r}	$\sigma(r)$	Kurtosis	Schiefe	SR	SE	\bar{L}	\bar{T}
1. <i>fd</i>	146.51	-32.28	14.16	29.71	7.83	2.64	0.47	5.79	9.59	7.43
2. <i>mom</i>	54.81	-21.51	3.72	11.55	6.13	2.20	0.29	1.81	5.21	3.84
3. <i>q</i>	3.81	-3.78	0.40	1.32	0.50	-0.27	0.05	0.37	1.21	0.26
4. <i>ca</i>	9.57	-4.71	0.56	2.42	0.50	0.45	0.09	0.44	2.72	0.18
5. <i>opg</i>	16.29	-11.79	0.71	3.15	7.16	0.84	0.12	0.52	2.06	0.15
6. <i>vol</i>	4.43	-7.32	0.41	1.39	4.44	-0.63	0.06	0.37	0.91	0.79
1 - 2	247.62	-26.30	22.36	49.59	9.57	3.07	0.44	7.36	14.34	11.67
1 - 3	266.19	-36.79	25.47	53.40	9.28	3.04	0.47	8.70	16.60	12.91
1 - 4	324.25	-34.86	30.72	63.18	9.21	3.03	0.48	9.91	22.25	14.83
1 - 5	318.30	-36.12	30.48	61.86	8.94	2.99	0.49	9.97	22.09	14.85
1 - 6	320.20	-37.58	30.83	61.92	9.12	3.01	0.49	10.28	22.82	15.60
1 - 3 & 5	260.11	-38.94	25.43	51.97	8.83	2.97	0.48	8.92	16.78	13.17
1 - 3 & 6	266.18	-37.08	25.47	53.39	9.34	3.04	0.47	8.71	16.57	12.96
Carry	227.22	-41.51	18.65	41.63	10.25	3.05	0.44	5.67	11.90	9.22
Naiv	5.68	-7.32	0.36	2.27	0.27	-0.24	0.01	0.26	1.00	0.01
US-Aktien	11.22	-15.65	0.96	4.27	0.74	-0.58	0.15	0.58	0.00	-

5.2.2 für das statische Universum präsentiert wurde, wird hier verzichtet, da sich die Veränderung nicht wesentlich zur vorigen Analyse unterscheidet, auch wenn sich die Koeffizienten i.d.R. nun auf höheren Wertniveaus einpendeln. Zur Transparenz findet sich die entsprechende Abbildung F.7 in Anhang E.

Zusätzlich habe ich – um eine bessere Aussage über die Stabilität der Koeffizienten des Verfahrens über den Zeitablauf treffen zu können – für das expandierende Währungsuniversum untersucht, wie sich die geschätzten Koeffizienten bei monatlicher Schätzung mit einem gleitenden statt des sonst verwendeten expandierenden Datenfensters verändern. Abbildung 4 präsentiert die Ergebnisse dieser Analyse bei Verwendung eines gleitenden Datenfensters von fünf Jahren. Es wird deutlich, dass der Einfluss der Charakteristika auf die Portfoliogewichte über die In-Sample-Periode starken Änderungen unterworfen ist. Zudem kann etwa anhand der Entwicklung des Carry-Koeffizienten, aber auch anderer Charakteristika beobachtet werden, wie das In- und Exkludieren von Währungen zu einer Art Regimewechsel führt. Zu Beginn des Jahres 1999, also gemäß Abbildung 3 kurz nachdem der Großteil der zusätzlichen Währungen einbezogen wurden und zu dem Zeitpunkt, an welchem im Zuge der Euro-

Einführung verschiedene Währungen das Universum verlassen, ist eine Änderung in den Koeffizienten zu betrachten, jeweils in unterschiedlich starker Ausprägung. Für Carry, Leistungsbilanzsaldo und langfristige Trendumkehr ist bspw. ein plötzlicher Anstieg der Koeffizienten die Folge. Da allerdings die Inklusion der zusätzlichen Währungen zeitlich sehr nahe mit der Exklusion der Mehrzahl von Euro-Länder zusammenliegt, kann nicht zweifelsfrei bestimmt werden, was der ausschlaggebende Faktor für diese Beobachtung ist. Anfang des Jahres 2004, etwa fünf Jahre später und somit zu jenem Zeitpunkt, an dem das gleitende Datenfenster die Daten zum Jahresbeginn 1999 nicht länger inkludiert, sind weitere extreme Änderungen – z.B. ein massiver Einbruch des Carry-Koeffizienten – zu beobachten.

Tabelle 8 liefert eine einfache quantitative Analyse der in Abbildung 4 präsentierten Daten. Demnach bewegt sich der Leistungsbilanz-Koeffizient innerhalb der größten Schwankungsbreite (98,98), gefolgt von der Produktionslücke (80,63) und an dritter Stelle Carry (63,52), aber auch die Schwankungsbreite der anderen Charakteristika-Koeffizienten ist substantiell.

Wirft man einen Blick auf die Mittelwerte der Koeffizienten, so hat Carry im Durchschnitt mit Abstand den größten

Tabelle 7: Geschätzte Koeffizienten und Signifikanz bei expandierendem Währungsuniversum

Die Tabelle zeigt für jede optimierte Strategie die über den Zeitraum der In-Sample-Periode von April 1990 bis Oktober 2005 bei Verwendung des expandierenden Währungsuniversums geschätzten Koeffizienten der Charakteristika sowie jeweils in Klammern darunter deren Signifikanz in Form von p-Werten. Namentlich handelt es sich bei den Charakteristika um folgende: Carry (*fd*), Momentum (*mom*), langfristige Trendumkehr (*q*), Leistungsbilanzsaldo (*ca*), die Produktionslücke (*opg*) sowie der Volatilitätsfaktor (*vol*). Die Optimierung betrachtet eine CRRA-Nutzenfunktion mit $\gamma = 4$. Die p-Werte wurden analog zu Barroso und Santa-Clara (2015) über ein Bootstrapping-Verfahren bestimmt. Im Zuge dieses Verfahrens wurden pro Optimierung 1.000 zufällige Datensätze durch Ziehen von Beobachtungen mit Zurücklegen aus dem originalen Datensatz generiert und anschließend für jeden dieser das Optimierungsverfahren erneut durchgeführt. Die Ergebnisse der Koeffizienten wurden auf zwei und jene der p-Werte auf drei Nachkommastellen gerundet. Die Symbole *, ** und *** kennzeichnen Koeffizienten mit einem p-Wert $\leq 0,10$, $\leq 0,05$ bzw. $\leq 0,01$.

Strategie	<i>fd</i>	<i>mom</i>	<i>q</i>	<i>ca</i>	<i>opg</i>	<i>vol</i>
1. <i>fd</i>	14.82*** (0)	-	-	-	-	-
2. <i>mom</i>	-	7.12*** (0)	-	-	-	-
3. <i>q</i>	-	-	1.61 (0.231)	-	-	-
4. <i>ca</i>	-	-	-	3.42* (0.095)	-	-
5. <i>opg</i>	-	-	-	-	-2.77 (0.959)	-
6. <i>vol</i>	-	-	-	-	-	1.27 (0.214)
1 - 2	18.8*** (0)	9.46*** (0.001)	-	-	-	-
1 - 3	20.02*** (0)	12.63*** (0)	8.32*** (0.002)	-	-	-
1 - 4	24.56*** (0)	12.48*** (0)	12.9*** (0)	12.54*** (0.001)	-	-
1 - 5	24.85*** (0)	12.15*** (0)	13.06*** (0.003)	12.36*** (0.005)	2.31 (0.238)	-
1 - 6	26.34*** (0)	10.65*** (0)	12.27*** (0.002)	14.31*** (0)	3 (0.196)	-5.16 (0.954)
1 - 3 & 5	20.97*** (0)	12.07*** (0.001)	8.25*** (0.003)	-	4.46* (0.065)	-
1 - 3 & 6	20.22*** (0)	12.4*** (0)	7.93*** (0.02)	-	-	-1.01 (0.664)

Tabelle 8: Analyse der Koeffizienten im Zeitablauf der In-Sample-Periode bei gleitendem Datenfenster

Die Tabelle beruht auf den Charakteristika-Koeffizienten, die zu den Zeitpunkten des In-Sample-Tests (April 1990 bis Oktober 2005) auf Basis der letzten 60 monatlichen Datenpunkte geschätzt und in Abbildung 4 grafisch abgetragen wurden. Namentlich sind es folgende Charakteristika, die sich in den Spaltenüberschriften finden: Carry (*fd*), Momentum (*mom*), langfristige Trendumkehr (*q*), Leistungsbilanzsaldo (*ca*), die Produktionslücke (*opg*) sowie der Volatilitätsfaktor (*vol*). Die ersten beiden Zeilen geben pro Charakteristik Auskunft über den minimalen und maximalen Koeffizienten in der Betrachtungsperiode, während die dritte Zeile basierend darauf die Schwankungsbreite der Koeffizienten darstellt. Zeile vier und fünf zeigen Mittelwert und Standardabweichung der Koeffizienten, bevor in Zeile sechs das stabilitätsadjustierte Einflussmaß folgt. Letzteres definiert sich in Anlehnung an die Sharpe Ratio als der Quotient aus Mittelwert und Standardabweichung. In der letzten Spalte findet sich der Prozentsatz jener Monate der Betrachtungsperiode, die einen Koeffizienten mit Vorzeichen wider der durch die Literaturrecherche definierten Erwartung aufweisen.

	<i>fd</i>	<i>mom</i>	<i>q</i>	<i>ca</i>	<i>opg</i>	<i>vol</i>
Minimum	26.32	-8.48	-6.76	-6.24	-24.39	-41.85
Maximum	89.85	22.59	46.87	92.75	56.24	3.78
Schwankungsbreite	63.52	31.07	53.63	98.98	80.63	45.62
Mittelwert	52.45	8.68	14.28	33.15	12.64	-11.54
Standardabweichung	21.25	7.12	11.69	20.65	18.99	11.79
Stabilitätsadjustiertes Einflussmaß	2.47	1.22	1.22	1.61	0.67	0.98
Prozentsatz inkonsistenter Vorzeichen	0.00	11.02	5.51	3.94	33.07	80.31

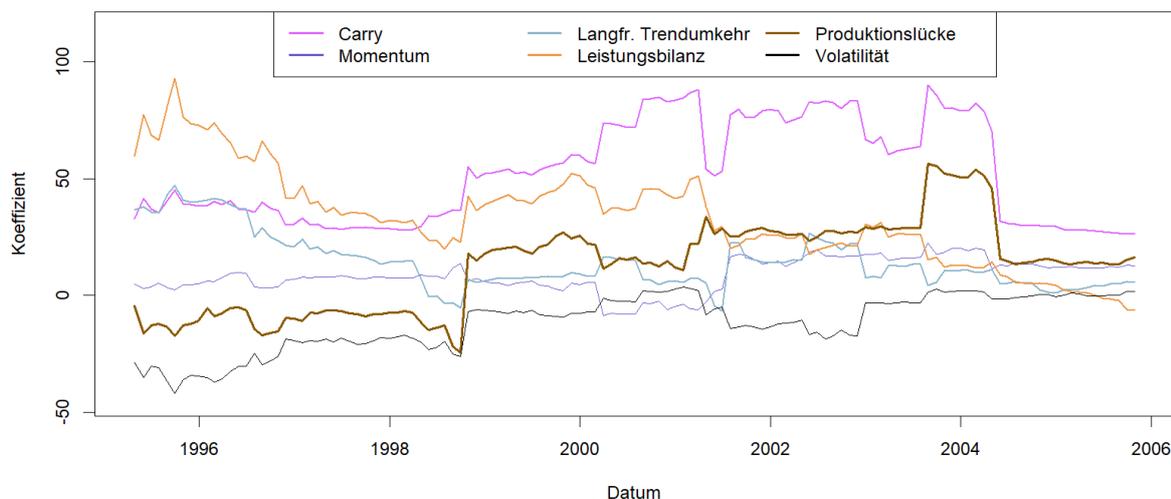


Abbildung 4: Veränderung der Koeffizienten im Zeitablauf der In-Sample-Periode bei gleitendem Datenfenster.

Die Abbildung stellt die zu den Zeitpunkten des In-Sample-Tests (April 1990 bis Oktober 2005) auf Basis der letzten 60 monatlichen Datenpunkte geschätzten Koeffizienten der fünften und letzten Kombinationsstrategie dar, welche alle definierten Charakteristika berücksichtigt.

Einfluss auf die Portfoliogewichte (52,45). Danach gliedern sich der Leistungsbilanzsaldo (33,15) und anschließend die langfristige Trendumkehr (14,28) ein. Momentum weist den geringsten absoluten durchschnittlichen Koeffizienten auf. Dass dies nicht voreilig als Zeichen geringer Relevanz von Momentum gedeutet werden sollte, macht das von mir definierte stabilitätsadjustierte Einflussmaß der Charakteristika-Koeffizienten deutlich. Gedanklich angelehnt an die Sharpe Ratio, setzt es die berechneten Mittelwerte der monatlichen Koeffizienten als absolute Werte in Relation zu den entsprechenden Standardabweichungen. Die zugrundeliegende Intuition ist, dass ein Investor zwar jene Charakteristika schätzt, die als Signal gemessen am durchschnittlichen Koeffizienten einen nennenswerten Einfluss auf die Portfoliogewichte im Optimierungsverfahren nehmen, aber zugleich jene scheut, deren Koeffizienten über den Zeitablauf instabil erscheinen, d.h. eine hohe Standardabweichung aufweisen. Carry weist hier den höchsten Wert (2,47) auf, gefolgt vom Leistungsbilanzsaldo (1,61). Den dritten Platz teilen sich Momentum und die langfristige Trendumkehr (1,22). Schlusslichter sind Volatilitätsfaktor (0,98) und Produktionslücke (0,67), die beide auf einen Wert kleiner eins kommen. In Bezug auf den dargelegten Trade-off des Investors ist dies kein gutes Zeichen und bedeutet, dass während der Betrachtungsperiode im Schnitt die monatliche Schwankung der Koeffizienten größer als deren absolute Höhe war.

Zuletzt habe ich in Tabelle 8 pro Charakteristik den Prozentsatz der geschätzten Koeffizienten mit einem Vorzeichen in Widerspruch zur durch die Literaturrecherche definierten Erwartung abgebildet. Die Kennzahl bestätigt in etwa das Bild der vorigen Betrachtungen. Demnach weist kein einziger Carry-Koeffizient ein inkonsistentes Vorzeichen auf, darauf folgend reihen sich Leistungsbilanzsaldo (3,94%), langfris-

tige Trendumkehr (5,51%) und Momentum (11,02%) ein. Produktionslücke (33,07%) und Volatilitätsfaktor (80,31%) bilden wiederum die Schlusslichter.

7.2.3. Einordnung und Interpretation der Ergebnisse

Resümierend hat die Einführung des expandierenden Währungsuniversums im Vergleich zum kleineren, statischen Ansatz zu einer wesentlichen Verbesserung der In-Sample-Performance geführt. Dies erscheint logisch gegeben einer Mehrzahl neuer Opportunitäten, aus denen das Verfahren die optimalen Strategien nun zusammensetzen kann.

Weiterhin kann beobachtet werden, dass jene Charakteristika statistisch besser performen, die bereits vergleichsweise lange und in einer gewissen Breite mit wissenschaftlicher Aufmerksamkeit bedacht wurden – mit anderen Worten Carry, Momentum, die langfristige Trendumkehr auf Basis des realen Wechselkurses sowie der Leistungsbilanzsaldo. In diesem Zusammenhang ist zu betonen, dass für diese vier Charakteristika über die betrachtete In-Sample-Periode alle Koeffizienten innerhalb sämtlicher untersuchter Kombinationsstrategien Signifikanz auf dem 1%-Niveau aufwiesen – im In-Sample-Test schafften dies nur Carry und die langfristige Trendumkehr. Zusätzlich zur Signifikanz ist zudem im Schnitt das Ausmaß des Zusammenhangs zwischen Charakteristika und Portfoliogewichten relativ zur In-Sample-Periode gestiegen. Da einzeln betrachtet die Koeffizienten von Leistungsbilanzsaldo, Momentum und Carry den größten Anstieg verzeichnen konnten, liegt der Schluss nahe, dass diese die Dynamik von Währungskursen tendenziell noch besser bei einem breiteren, nicht nur aus Industrienationen bestehendem Anlagespektrum beschreiben.

Dies erscheint sinnvoll, da die Charakteristika zu jedem Zeitpunkt über den Querschnitt aller Währungen standardi-

sirt wurden. Hierdurch ist der verwendete Ansatz u.a. wesentlich von einem heterogenen Anlageuniversum im Sinne der selektierten Charakteristika abhängig, da sich sonst fehlende Variabilität bei den Charakteristika in homogenen Portfoliogewichten niederschlägt. Andersgesprochen bietet eine Charakteristik als Signal zur Generierung von Portfolios weniger Mehrwert, wenn sich diese für die betrachteten Währungen kaum unterscheidet. Ein gutes Beispiel hierfür ist die Carry-Charakteristik auf Basis der prozentuellen Forward-Basis, wie methodisch in Abschnitt 3.3.1 definiert. Abbildung 5 zeigt für alle Währungen des Anlagespektrums im In-Sample-Test den durchschnittlichen Wert der Carry-Charakteristik über alle Zeitpunkte der Betrachtungsperiode – sowohl für das statische als auch das expandierende Währungsuniversum.

Zum einen wird beim Betrachten des Abstands zwischen höchstem und niedrigstem Wert direkt eine deutlich höhere Variabilität beim expandierenden Währungsuniversum ersichtlich. Zum anderen wird im Zuge des Rankings klar, dass die hinzugefügten Währungen die vormaligen Long-Währungen, also jene mit einem hohen durchschnittlichen Charakteristik-Wert beim statischen Ansatz, in der Tendenz verdrängt haben. So erreichen von den zehn Währungen mit positivem Vorzeichen des statischen Ansatzes nur noch fünf nach Einführung des expandierenden Universums die gleiche Klassifikation. Einfacher ausgedrückt gestaltet sich die Long-Seite der Carry-Strategie im Schnitt nun dank der hinzugefügten Hochzinsländer interessanter als noch beim statischen Ansatz. Interessant im Zusammenhang mit Carry und dem expandierenden Währungsuniversum ist ebenfalls, dass sowohl Einzelstrategie als auch Benchmark nun eine stark positive Schiefe verzeichnen (2,64 und 3,05). Dieses Ergebnis liefert Evidenz für die Aussage, dass die Überrenditen des Carry-Trades nicht zwangsläufig mit Crash-Risiko einhergehen, wie bspw. [Bekaert und Panayotov \(2018\)](#) in einer aktuellen Arbeit anmerken. Ein bemerkenswerter Aspekt der Ergebnisse ist außerdem, wie sich die Koeffizienten und p-Werte, zunächst ausgehend von den Einzelstrategien, im Rahmen des sukzessiven Hinzufügens neuer Faktoren verhalten. Während die Koeffizienten von Carry und Momentum bereits für sich genommen p-Werte von null ausweisen, erscheint der Koeffizient der langfristigen Trendumkehr separiert betrachtet insignifikant – obwohl dieser beim statischen Universum auch alleine auf einen p-Wert von null kam. In Übereinstimmung damit schwächelt nun auch die ökonomische Performance der besagten Einzelstrategie, während alle anderen Strategien von den zusätzlichen Währungen im Datensatz profitieren. Ein möglicher Grund hierfür könnte in der Inklusion von Entwicklungsländern zum vormalig nur aus Industrienationen bestehenden Universum liegen. Wie in Abschnitt 3.2.2 dargestellt, ist eine wesentliche Annahme in Währungsmodellen auf Basis des realen Wechselkurses dessen Stationarität. [Taylor und Taylor \(2004\)](#) weisen allerdings in diesem Zusammenhang darauf hin, dass der reale Wechselkurs von Entwicklungsländern oft einen Trend aufweist und damit diese Annahme verletzt. Sie schlagen daher eine Trendbereinigung mittels des Harrod-Balassa-Samuelson-

Effekts vor. Da in der vorliegenden Arbeit keine Beseitigung des Trends erfolgte, könnte also das Signal durch Inklusion der Entwicklungsländer an Aussagekraft verloren haben.

Wie in Abschnitt 7.2.2 beschrieben, bewirkt das erstmalige Kombinieren von Carry und Momentum sowie die sukzessive Inklusion von langfristiger Trendumkehr und Leistungsbilanzsaldo zum einen, dass die beiden letztgenannten Charakteristika nun Signifikanz aufweisen, zum anderen aber auch i.d.R. einen Anstieg der Koeffizienten dieser vier Charakteristika, im Unterschied zum statischen In-Sample-Test. Beides spricht für Synergieeffekte bzw. Wechselwirkungen und die steigende Bedeutung einer integrierten Betrachtungsweise der verschiedenen Charakteristika beim expandierenden Währungsuniversum.

Auf Basis der Analyse mit gleitendem Datenfenster von fünf Jahren können hohe Schwankungsbreiten der Koeffizienten festgestellt werden. Dies lässt darauf schließen, dass der optimale Zusammenhang zwischen den Charakteristika über den Zeitablauf nennenswerten Änderungen unterworfen ist. Im Sinne eines Trade-offs zwischen Einfluss und Stabilität der Koeffizienten können hier ebenfalls Carry, Leistungsbilanzsaldo, Momentum und langfristige Trendumkehr am meisten überzeugen. Zudem verhalten sich diese überwiegend wie in der Literatur dokumentiert.

Interessant gestalten sich zuletzt die Ergebnisse der Korrelationsanalyse, welche nunmehr kein unkorreliertes Gesamtbild aufweist wie beim In-Sample-Test des statischen Universums. Bemerkenswert erscheint hier die hohe Korrelation der beiden Einzelstrategien mit den höchsten Sharpe Ratios – Carry und Momentum – in Höhe von 0,7, welche für die kleinere Länderzahl aus Industrienationen zuvor nur bei 0,08 lag. Daraus erwächst die Vermutung, dass beim expandierenden Universum und einer Querschnittsbetrachtung jene Währungen mit hoher/niedriger prozentueller Forward-Basis auch oft die vergangenen Gewinner/Verlierer der letzten drei Monate waren, beide Einzelstrategien somit im Schnitt über den Zeitverlauf auf einer ähnlichen Allokation basieren und daher die erhöhte Korrelation zustande kommt. Nach Betrachtung der durchschnittlichen Momentum-Charakteristika je Währung wie zuvor in Abbildung 5 für Carry, zu finden in Abbildung F9 des Anhangs F, kann ich dies jedoch nicht bestätigen. Betrachtet man die Schnittmenge der Währungen, die sowohl für Carry- als auch Momentum-Charakteristika durchschnittlich ein positives bzw. negatives Vorzeichen aufweisen, stößt man auf gerade mal fünf bzw. sieben von 28 Ländern. Der massive Anstieg der Korrelation zwischen Carry- und Momentum-Einzelstrategien über den Zeitraum des In-Samples-Test beim expandierenden im Vergleich zum statischen Währungsuniversums bleibt daher eine spannende Frage für weitere Nachforschungen.

7.3. Out-of-Sample-Ergebnisse

7.3.1. Performance

Tabelle 9 präsentiert die Performance der optimierten Portfolios sowie jene der definierten Benchmarks über die Out-of-Sample-Zeitperiode von November 2005 bis Dezem-

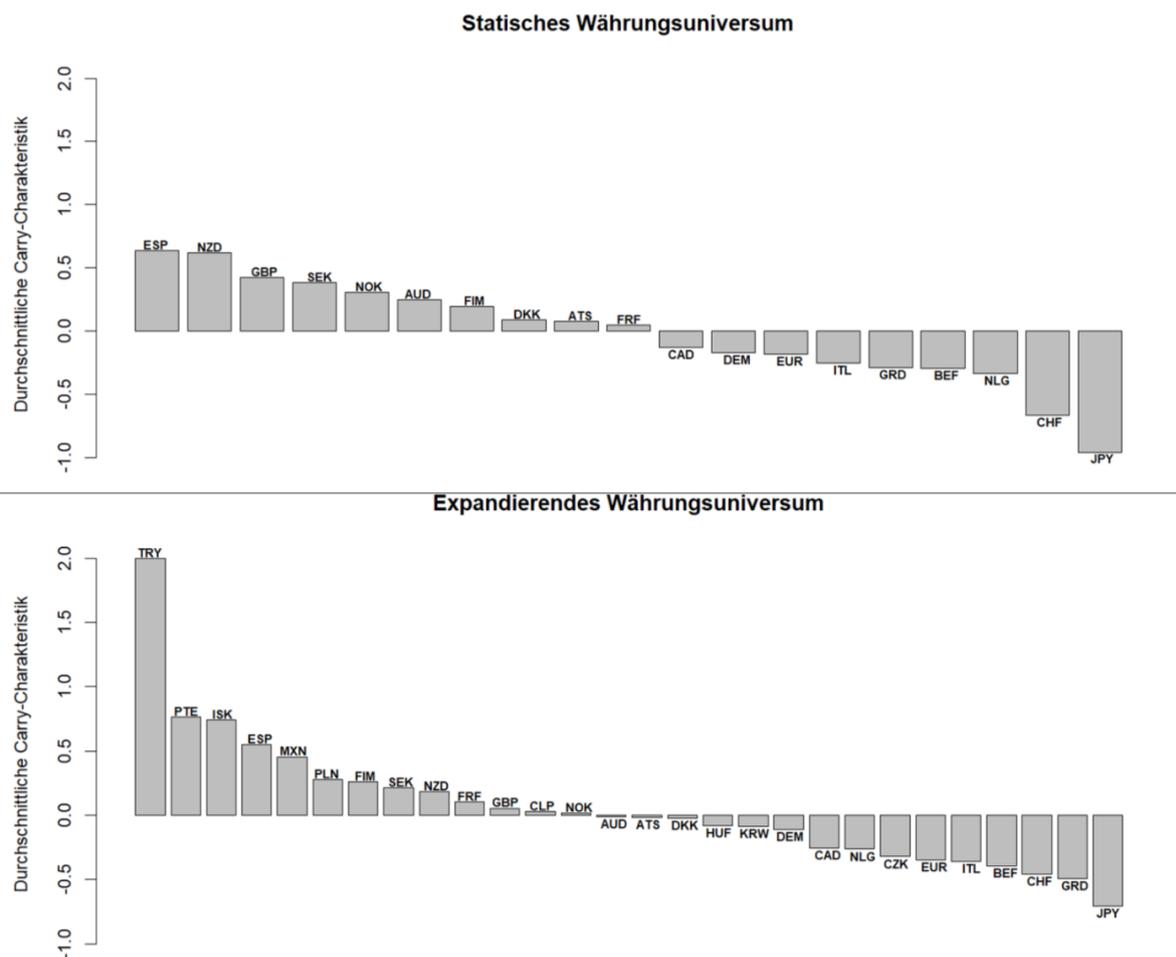


Abbildung 5: Durchschnittliche Werte der Carry-Charakteristik nach Währungen über die In-Sample-Periode.

Die Abbildung zeigt pro verfügbarer Währung im jeweiligen Währungsuniversum als Balken den durchschnittlichen Wert der Carry-Charakteristik, wie sie in Abschnitt 3.3.1 definiert wurde, über den Zeitraum der In-Sample-Periode (April 1990 bis Oktober 2005). Im oberen Teil ist die Analyse auf Basis des statischen, im unteren Teil auf Basis des expandierenden Währungsuniversums abgebildet. Am äußeren Rand der Balken befinden sich zur Identifikation die jeweiligen Währungs-codes, wie in Abschnitt 4.1 aufgeführt.

ber 2017 bei Verwendung des expandierenden Währungsuniversums – wie zuvor Tabelle 4 in Abschnitt 5.3.1 für das statische Universum. Wie bei den In-Sample-Resultaten hat auch hier die erweiterte Definition des Währungsuniversums im Vergleich zum kleineren statischen Universum merkliche Veränderungen der Ergebnisse bewirkt.

Konnte zuvor im Out-of-Sample-Test nur bei den Einzelstrategien auf Basis von Carry und langfristiger Trendumkehr eine positive Sharpe Ratio beobachtet werden, gesellen sich nun auch Momentum, Leistungsbilanzsaldo und FX-Volatilität hinzu. Die Carry-Einzelstrategie kann dabei mit 0,41 die höchste Sharpe Ratio generieren. Anschließend folgen FX-Volatilität mit 0,19, Leistungsbilanzsaldo mit 0,15, langfristige Trendumkehr mit 0,12 und Momentum mit 0,06. Als letztes ist in diesem Zusammenhang die Produktionslücke mit einer Sharpe Ratio von -0,06 zu nennen. Im Vergleich zu den schwachen In-Sample-Resultaten kann also allgemein eine massive Performance-Verbesserung durch die Einführung des expansiven Währungsuniversums festgestellt werden.

Grund für diese Verbesserung sind teils massiv angestiegene durchschnittliche Renditen bei vergleichsweise moderat angestiegenen Standardabweichungen. Lediglich die Einzelstrategien auf Basis der langfristigen Trendumkehr und Produktionslücke verzeichnen einen Rückgang der mittleren Rendite und nur die langfristige Trendumkehr kann eine verminderte Volatilität aufweisen.

Für das Sicherheitsäquivalent als Performance-Maß ist Ähnliches zu verzeichnen wie bei der Sharpe Ratio. Bei Verwendung des statischen Währungsuniversums waren bisher nur zwei der sechs Einzelstrategien – Volatilitätsfaktor und Leistungsbilanzsaldo – im positiven Bereich, nun schließen sich Carry und langfristige Trendumkehr an. Einfluss hierauf hatte neben den bereits beschriebenen Beobachtungen zusätzlich, dass die Exzess-Kurtosis aller Einzelstrategien mit Ausnahme der langfristigen Trendumkehr gesunken ist und nun alle außer der Produktionslücke eine positive Schiefe aufzeigen.

Im Zuge der Korrelationsanalyse, zu finden in Tabelle F.26 des Anhangs F, kann wie schon zuvor im In-Sample-

Tabelle 9: Out-of-Sample-Performance bei expandierendem Währungsuniversum

Die Tabelle stellt die Performance-Kennzahlen der optimierten Strategien sowie der Benchmarks über den Zeitraum der Out-of-Sample-Periode von November 2005 bis Dezember 2017 bei Verwendung des expandierenden Währungsuniversums dar. Die Optimierung betrachtet eine CRRA-Nutzenfunktion mit $\gamma = 4$. Aufgeführt werden in den Spalten die maximale ($\max r$), minimale ($\min r$) sowie durchschnittliche (\bar{r}) monatliche Rendite, die geschätzte monatliche Standardabweichung ($\sigma(r)$) (alle bisherigen Angaben in Prozent), Exzess-Kurtosis und Schiefe der Wahrscheinlichkeitsverteilung, die monatliche Sharpe Ratio (SR) und das monatliche Sicherheitsäquivalent in Prozent (SE). Die letzten beiden Spalten geben Auskunft über den durchschnittlichen Leverage (\bar{L}), angegeben als der Betrag, welcher pro in die risikolose Geldanlage investiertem Dollar in das riskante Währungsportfolio angelegt ist, und Umschlag (\bar{T}), der sich als die Summe aus den absoluten Änderungen aller Währungsgewichte des Forward-Portfolios zwischen zwei Perioden definiert. In den ersten sechs Zeilen werden die Kennzahlen für die Einzelstrategien abgebildet. Eine Einzelstrategie bezeichnet dabei das Resultat einer Optimierung, welche nur mit einer einzelnen Charakteristik als Inputfaktor arbeitet. Namentlich sind das folgende Strategien: Carry (fd), Momentum (mom), langfristige Trendumkehr (q), Leistungsbilanzsaldo (ca), die Produktionslücke (opg) sowie der Volatilitätsfaktor (vol). In den nächsten fünf Zeilen folgt die Betrachtung von Strategiekombinationen. Hierfür wurde der Optimierung in einer arbiträren Reihenfolge sukzessiv immer eine weitere Charakteristik als Inputfaktor hinzugefügt, bis die finale Strategie alle vorhandenen Charakteristika miteinbezieht. Wegen der arbiträren Reihenfolge finden sich in den folgenden zwei Zeilen zwei zusätzliche Strategiekombinationen, welche die drei aus der vorangegangenen Analyse relevantesten Charakteristika Carry, Momentum und langfristige Trendumkehr mit jeweils der Produktionslücke und dem Volatilitätsfaktor paaren. In den letzten drei Zeilen der Tabelle findet sich die Performance der drei Benchmarks. Für die Berechnung des Umschlags der US-Aktien Benchmark lagen keine Daten vor.

Strategie	$\max r$	$\min r$	\bar{r}	$\sigma(r)$	Kurtosis	Schiefe	SR	SE	\bar{L}	\bar{T}
1. <i>fd</i>	71.07	-26.48	7.58	18.32	2.32	1.44	0.41	2.80	9.28	8.55
2. <i>mom</i>	22.78	-16.78	0.44	6.30	1.14	0.11	0.06	-0.35	4.61	3.71
3. <i>q</i>	8.38	-2.35	0.26	1.40	11.38	2.75	0.12	0.22	0.95	0.25
4. <i>ca</i>	7.80	-5.91	0.42	2.18	2.10	0.83	0.15	0.33	1.91	0.18
5. <i>opg</i>	7.50	-10.35	-0.06	2.42	2.66	-0.76	-0.06	-0.18	1.81	0.17
6. <i>vol</i>	9.30	-4.71	0.44	1.80	7.24	1.67	0.19	0.37	1.27	1.08
1 - 2	89.06	-35.04	9.03	21.75	1.78	1.22	0.41	2.07	12.23	11.68
1 - 3	69.58	-35.8	8.14	19.77	0.97	0.80	0.41	1.57	13.89	13.06
1 - 4	103.40	-36.2	11.11	26.03	1.95	1.37	0.42	2.04	16.81	15.37
1 - 5	98.33	-36.98	10.92	25.62	1.66	1.28	0.42	1.88	16.92	15.42
1 - 6	98.05	-38.86	10.74	25.81	1.57	1.23	0.41	1.31	17.07	15.59
1 - 3 & 5	63.56	-37.03	7.96	19.65	0.56	0.64	0.40	1.24	14.19	13.20
1 - 3 & 6	70.01	-35.23	8.12	19.89	0.97	0.78	0.40	1.43	14.01	13.14
Carry	99.90	-35.18	10.65	25.45	2.31	1.47	0.41	2.10	12.92	11.93
Naiv	6.73	-11.02	0.31	2.69	2.07	-0.62	0.08	0.16	1.00	0.01
US-Aktien	11.35	-17.15	0.83	4.17	2.02	-0.79	0.18	0.46	0.00	-

Test festgestellt werden, dass die Einzelstrategien mit der besten Performance – hier Carry, Volatilitätsfaktor, Leistungsbilanzsaldo und langfristige Trendumkehr – die vergleichsweise höchsten Korrelationen untereinander aufweisen. Momentum und Produktionslücke kommen bspw. dagegen auf einen negativen Korrelationskoeffizienten mit Carry (-0,04 und -0,55), wirken aber wie beschrieben aufgrund schwacher Performance, etwa ausgedrückt durch Sharpe Ratios von 0,06 und -0,06, relativ uninteressant. Wie bis jetzt in allen Tests kann auch an dieser Stelle Unkorreliertheit mit der US-Aktien-Benchmark bestätigt werden.

Bei den Kombinationsstrategien ist die Performance-Steigerung durch das expandierende Universum ebenfalls zu beobachten. Demnach liegt im Schnitt mehr als eine Vervielfachung der Sharpe Ratios der sukzessiven Kombinationsstrategien relativ zum statischen Ansatz vor, sodass diese nun entweder bei 0,41 oder 0,42 liegen. Als Begründung gilt hier gleiches wie zuvor für die Einzelstrategien, allerdings sind die durchschnittlichen Renditen noch stärker gewachsen, während die Standardabweichungen im Mittel einen ähnlichen Anstieg wie bei den Einzelstrategien verbuchen. Auch die Sicherheitsäquivalente sind nun stark positiv, wobei die Kombinationsstrategien bestehend aus Carry und

Momentum mit 2,07% den höchsten Wert aufweist, dicht gefolgt von jener auf Basis von Carry, Momentum, langfristiger Trendumkehr und Leistungsbilanzsaldo mit 2,04%. Allerdings kann es keine der betrachteten Strategien mit dem Sicherheitsäquivalent der Carry-Einzelstrategien (2,80%) aufnehmen.

Ein vergleichender Blick auf die Benchmarks zeigt ebenfalls ein anderes Bild als in Abschnitt 5.3.1. Konnte noch zuvor keine optimierte Strategie der US-Aktien-Benchmark hinsichtlich Sharpe Ratio und Sicherheitsäquivalent das Wasser reichen, so schlagen nun auf Basis der Sharpe Ratio neun der 13 vorher untersuchten Portfolios und hinsichtlich des Sicherheitsäquivalents zumindest acht die andere Anlageklasse. Die naive Diversifikation wird bzgl. beider Performance-Maße gar von elf der 13 optimierten Strategien übertroffen. Einzig die Carry-Benchmark gibt sich nach wie vor als herausfordernd. In Sachen Sharpe Ratio kann diese es mit fast allen optimierten Strategien aufnehmen; Ausnahmen bilden hier nur die zwei sukzessiven Kombinationsstrategien bis einschließlich Leistungsbilanzsaldo sowie Produktionslücke, welche einen um 0,01 höheren Wert aufweisen. In Bezug auf das Sicherheitsäquivalent kann einzig die Carry-Einzelstrategie die namensgleiche Benchmark übertreffen.

7.3.2. Veränderung der Koeffizienten im Zeitablauf

Auf nähere Erläuterungen hinsichtlich der Veränderung der geschätzten Koeffizienten über den Zeitablauf der Out-of-Sample-Periode, welche zuvor in Abbildung 2 des Abschnitts 5.3.2 für das statische Universum präsentiert wurde, wird hier wie zuvor beim In-Sample-Test verzichtet, da sich die Veränderung nicht wesentlich zur vorigen Analyse unterscheidet, auch wenn sich die Koeffizienten i.d.R. nun auf höheren Wertniveaus bewegen. Zur Transparenz findet sich die entsprechende Abbildung F.8 im Anhang E.

Wie im Zuge des In-Sample-Tests habe ich zusätzlich für das expandierende Währungsuniversum untersucht, wie sich die geschätzten Koeffizienten bei monatlicher Schätzung mit einem gleitenden statt des sonst verwendeten expandierenden Datenfensters verändern. Das Ergebnis findet sich in Abbildung 6. Bereits ein Blick auf die Skalierung der y-Achse im Vergleich zur entsprechenden Grafik der In-Sample-Periode verrät, dass die Koeffizienten im Out-of-Sample-Zeitraum innerhalb einer geringeren Bandbreite schwanken.

Des Weiteren habe ich die Analyse aus Tabelle 8 für die Out-of-Sample-Periode repliziert; die Ergebnisse finden sich in Tabelle 10. Die optisch festgestellte Verringerung der Schwankungsbreite im Vergleich zum In-Sample-Test wird durch die quantitative Analyse bestätigt und beträgt im Schnitt ca. 63%.

Bewertet man die Charakteristika nach dem in Abschnitt 7.2.2 definierten stabilitätsadjustierten Einflussmaß des Koeffizienten, belegen nun Leistungsbilanzsaldo und Momentum die letzten beiden Plätze, während diese im Zuge des In-Sample-Tests noch von Volatilität und Produktionslücke eingenommen wurden. Allerdings wird dieses Ergebnis etwa relativiert durch die Tatsache, dass die Vorzeichen der durchschnittlichen Produktionslücke-Koeffizienten überwiegend nicht der Erwartung aus der Literatur entsprechen, im Gegensatz zu den restlichen Charakteristika. Interessanterweise ist im Verhältnis zur In-Sample-Periode der Prozentsatz bei allen Charakteristika angestiegen – nur Carry wirkt mit unveränderten 0% äußerst stabil und einzig der Volatilitätsfaktor kann eine bemerkenswerte Verringerung des Prozentsatzes von 80,31% auf 9,59% verbuchen. Damit konsistent ist nun auch der durchschnittliche Koeffizient jener Charakteristik nicht mehr negativ. Ein Blick in Abbildung 6 zeigt zuletzt, dass der Volatilität-Koeffizient maßgeblich in den letzten zwei Jahren der Out-of-Sample-Periode an Bedeutung gewonnen hat.

7.3.3. Einordnung und Interpretation der Ergebnisse

Die wesentliche Performance-Verbesserung im Vergleich zum statischen Währungsuniversum kann auch für die Out-of-Sample-Periode beobachtet werden. Stark angestiegene durchschnittliche Renditen bei lediglich moderat angestiegenen Standardabweichungen im Vergleich zum statischen Universum sind ein Zeichen der neuen Opportunitäten und Diversifikationsvorteile, welche durch die Inklusion der zusätzlichen Währungen auch im Out-of-Sample-Test realisiert werden konnten. Allerdings ist das Bild in Bezug auf die Vorteilhaftigkeit des Ansatzes von Brandt et al. (2009) mit

den zusätzlich zu Carry selektierten Charakteristika auch beim expandierenden Währungsuniversum nicht gänzlich ungetrübt.

Demnach schlagen alle Kombinationsstrategien nun zwar die US-Aktien-Benchmark sowie naive Diversifikation hinsichtlich Sharpe Ratio und Sicherheitsäquivalent. Allerdings kann im Zuge des Out-of-Sample-Tests keine optimierte Strategie das Sicherheitsäquivalent der Carry-Einzelstrategie schlagen und nur zwei schaffen es, deren Sharpe Ratio knapp um 0,01 zu übertreffen, was den Mehrwert des Verfahrens zur Kombination verschiedener Signale bei der Portfolioerstellung und/oder der neben Carry selektierten Charakteristika in Frage stellt. Die Carry-Benchmark bestätigt dieses Bild.

Noch ein anderes interessantes Ergebnis des In- sowie Out-of-Sample-Tests bei Verwendung des expandierenden Währungsuniversums bestärkt die zentrale Rolle von Carry im Kontext von Deviseninvestments. So konnte in beiden Betrachtungsperioden festgestellt werden, dass die Einzelstrategien mit den höchsten Sharpe Ratios nach Carry stets auch die höchsten Korrelationen mit der bekannten Investitionsstrategie aufweisen. In Bezug auf die Korrelation zwischen Carry und der naiven Diversifikation kann in der Out-of-Sample-Periode zudem ein Rückgang von vormals 0,4 beim statischen Ansatz zu nunmehr 0,15 verzeichnet werden. Dies ist in Übereinstimmung mit der vormaligen Interpretation aus Abschnitt 5.3.3, dass die vorherige vergleichsweise hohe Korrelation durch die allgemeine Niedrigzinsphase in den entwickelten Volkswirtschaften, aus denen das statische Universum ausnahmslos bestand, herbei geführt wurde. Die zugrundeliegende Intuition hier war, dass das Signal durch die niedrigen Zinsen an Aussagekraft bei einem relativen Vergleich unter Industrienationen verliert und die Strategie so tendenziell mehr Ähnlichkeit zu einer gleichgewichteten Strategie aufweist. Da nun neue Hochzinswährungen hinzugefügt wurden, ist somit die Korrelation gesunken und das Carry-Portfolio zeigt mehr Variabilität. Des Weiteren weisen wie schon im In-Sample-Test sowohl Carry-Einzelstrategie als auch Carry-Benchmark eine positive Schiefe auf, was gegen die Erklärung der Renditen des Carry-Trades als Kompensation für Crash-Risiko spricht.

Sieht man von der reinen Performance ab und wirft einen Blick auf die Analyse der Koeffizienten im Zuge der Schätzung mit gleitendem Datenfenster von fünf Jahren, überzeugt auch hier Carry als Signal am meisten. So weist sie die zweitniedrigste Schwankungsbreite der Koeffizienten über die Betrachtungsperiode, das mit Abstand höchste stabilitätsadjustierte Einflussmaß und einer Anzahl von null geschätzten Koeffizienten auf, welche einen mit der Literatur inkonsistenten Zusammenhang beschreiben. Die Analyse liefert zudem Evidenz für die Relevanz des realen Wechselkurses bzw. der langfristigen Trendumkehr. So kann die Charakteristik das zweithöchste stabilitätsadjustierte Einflussmaß und den zweitgeringsten Prozentsatz inkonsistenter Vorzeichen realisieren. Interessanterweise kann der Volatilitätsfaktor im Out-of-Sample-Test nicht nur mit der zweithöchsten Performance unter den Einzelstrategien bestehen, sondern weist

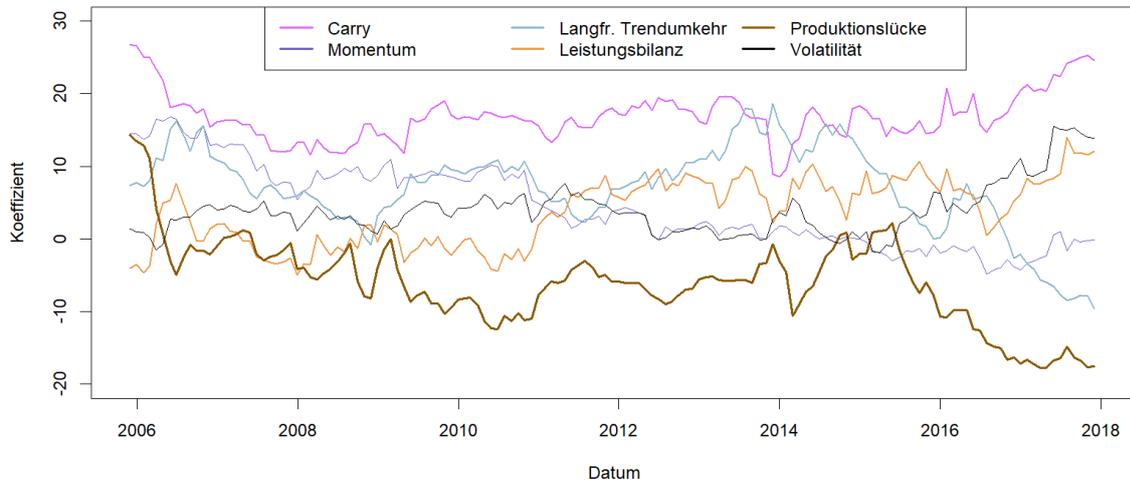


Abbildung 6: Veränderung der Koeffizienten im Zeitablauf der Out-of-Sample-Periode bei gleitendem Datenfenster. Die Abbildung stellt die zu den Zeitpunkten des Out-of-Sample-Tests (November 2005 bis Dezember 2017) auf Basis der letzten 60 monatlichen Datenpunkte geschätzten Koeffizienten der fünften und letzten Kombinationsstrategie dar, welche alle definierten Charakteristika berücksichtigt.

Tabelle 10: Analyse der Koeffizienten im Zeitablauf der Out-of-Sample-Periode bei gleitendem Datenfenster. Die Tabelle beruht auf den Charakteristika-Koeffizienten, die zu den Zeitpunkten des Out-of-Sample-Tests (November 2005 bis Dezember 2017) auf Basis der letzten 60 monatlichen Datenpunkte geschätzt und in Abbildung 6 grafisch abgetragen wurden. Namentlich sind es folgende Charakteristika, die sich in den Spaltenüberschriften finden: Carry (fd), Momentum (mom), langfristige Trendumkehr (q), Leistungsbilanzsaldo (ca), die Produktionslücke (opg) sowie der Volatilitätsfaktor (vol). Die ersten beiden Zeilen geben pro Charakteristik Auskunft über den minimalen und maximalen Koeffizienten in der Betrachtungsperiode, während die dritte Zeile basierend darauf die Schwankungsbreite der Koeffizienten darstellt. Zeile vier und fünf zeigen Mittelwert und Standardabweichung der Koeffizienten, bevor in Zeile sechs das stabilitätsadjustierte Einflussmaß folgt. Letzteres definiert sich in Anlehnung an die Sharpe Ratio als der Quotient aus Mittelwert und Standardabweichung. In der letzten Spalte findet sich der Prozentsatz jener Monate der Betrachtungsperiode, die einen Koeffizienten mit Vorzeichen wider der durch die Literaturrecherche definierten Erwartung aufweisen.

	<i>fd</i>	<i>mom</i>	<i>q</i>	<i>ca</i>	<i>opg</i>	<i>vol</i>
Minimum	8.59	-4.85	-9.60	-4.94	-17.85	-1.91
Maximum	26.85	16.80	18.62	14.03	14.28	15.47
Schwankungsbreite	18.26	21.65	28.22	18.97	32.13	17.38
Mittelwert	16.89	4.47	7.04	3.72	-6.05	3.86
Standardabweichung	3.36	5.63	5.87	4.63	5.96	3.51
Stabilitätsadjustiertes Einflussmaß	5.03	0.79	1.20	0.80	1.01	1.10
Prozentsatz inkonsistenter Vorzeichen	0.00	26.03	10.27	27.40	87.67	9.59

auch nach Carry und langfristiger Trendumkehr das dritthöchste stabilitätsadjustierte Einflussmaß auf – zudem mit ca. 90% positivem Vorzeichen des Koeffizienten und damit nun im Gegensatz zu den bisherigen Resultaten in Übereinstimmung mit der Erwartung. Demnach scheint es, dass Währungen mit hoher realisierter Volatilität im Verlauf des Vormonats mit anschließenden Monat tendenziell eine höhere Rendite aufweisen als jene mit niedriger realisierter Volatilität.

8. Transaktionskosten

8.1. Änderungen in Methodik und Datensatz

Da die Performance der optimierten Portfolios in der Out-of-Sample-Analyse aus Kapitel 5 nicht an ihren Erfolg im In-Sample-Test anknüpfen konnte, wurde bisher auf die

Betrachtung von Transaktionskosten verzichtet, welche die Performance der Portfolios weiter schmälern sollten. Die Ergebnisse aus Kapitel 7 unter Berücksichtigung des expandierenden Währungsuniversums geben nun Anlass, sich diesem Thema im Weiteren zu widmen.

Sollen im Verfahren zusätzlich Transaktionskosten berücksichtigt werden, kann die Optimierung aus Formel (8) wie folgt erweitert werden:

$$\max_{\theta} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} u(r_{p,t+1}) = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} u(rf_{US,t:t+1} + \sum_{i=1}^{N_t} (\frac{\theta^T \hat{x}_{i,t}}{N_t}) r_{i,t+1} - \sum_{i=1}^{N_t} |\frac{\theta^T \hat{x}_{i,t}}{N_t}| c_{i,t+1}),$$

$c_{i,t+1}$ stellt dabei die Transaktionskosten von Wahrung i zum Zeitpunkt t dar und bestimmt sich folgendermaen:

$$c_{i,t+1} = \frac{F_{i,t:t+1}^{ask} - F_{i,t:t+1}^{bid}}{F_{i,t:t+1}^{ask} + F_{i,t:t+1}^{bid}}. \quad (23)$$

Demnach sind die Transaktionskosten analog zu Barroso und Santa-Clara (2015) als die Halfte des Ask-Bid-Spreads in Prozent vom Mid-Preis der jeweiligen Wahrung definiert. Dies beruht auf der Annahme, dass der hypothetische Investor zum Ask-Preis (Bid-Preis) Wahrungen im Forward-Markt kauft (verkauft) und der Kontrakt in der anschließenden Periode zum Spot-Kurs abgerechnet wird. Barroso und Santa-Clara (2015) deuten darauf hin, dass dieses Vorgehen die Transaktionskosten wohl tendenziell eher überschätzt. Sie verweisen im Zuge dessen auf Mancini et al. (2013), welche im Spot-Markt die effektiven Kosten geringer als die Halfte der durch Bid-Ask-Preise implizierten Kosten dotieren.

Zur Erlangung von Ask- und Bid-Forward-Kursen habe ich Bloomberg genutzt und konnte so für alle in Abschnitt 7.1 aufgeführten 28 Lander des expandierenden Datensatzes Zeitreihen beziehen.³² Da diese Reihen allerdings fruhstens im Jahr 1996 – sechs Jahre nach Beginn der Gesamtbeobachtungsperiode – starten, wurden sie mittels einer Durchschnittsbetrachtung zuruckgerechnet. Hierfür habe ich zunachst für alle Wahrungen zu jedem Zeitpunkt die prozentuelle Abweichung des Ask- bzw. Bid-Kurses vom Mid-Kurs berechnet, falls die entsprechenden Daten zur Verfugung standen. Aus diesen Angaben habe ich für sämtliche Wahrungen die durchschnittliche prozentuelle Abweichung berechnet und diese auf die Mid-Kurse aller Datenpunkte mit fehlenden Werten angewandt, um so die Ask- und Bid-Zeitreihen aufzufüllen.³³

Bei der Performance-Analyse betrachte ich in einem Zwischenschritt zunachst, wie die optimalen Portfolios aus Kapitel 7 nach Berucksichtigung von Transaktionskosten performen, bevor ich im nachsten Schritt wie vorgestellt die Kosten auch im Optimierungsverfahren inkludiere.

8.2. Ergebnisse und Interpretation

Die Ergebnisse der durchgefuhrten Analyse befinden sich in Anhang G. Tabelle G.27 quantifiziert die In-Sample-Performance und zeigt im ersten Schritt, dass die Sharpe Ratios der optimierten Strategien aus Abschnitt 7.2.1 durch die Berucksichtigung von Transaktionskosten in unterschiedlichem Ausma geschmalert werden. Wahrend die

³²Hierbei wurden die gleichen Bloomberg-Ticker wie für die Mid-Zeitreihen verwendet, zu finden in Tabelle A.13 des Anhangs A – lediglich das Bloomberg-Feld wurde von PX_LAST auf PX_ASK bzw. PX_BID umgestellt.

³³Das Vorgehen impliziert, dass es sich bei den auf Basis der nachtraglich aufgefüllten Ask- und Bid-Werte errechneten Transaktionskosten $c_{i,t+1}$ um eine Konstante je Wahrung handelt, namlich der durchschnittlichen Halfte des Ask-Bid-Spreads in Prozent vom Mid-Preis der jeweiligen Wahrung. Um die Modellierung moglichst einfach und gut nachvollziehbar zu halten, wird bspw. von einem etwaigen Trend in der Entwicklung der Transaktionskosten über die Zeit abstrahiert.

entsprechenden Kennzahlen der Einzelstrategien auf Basis von langfristiger Trendumkehr, Leistungsbilanzsaldo und FX-Volatilitat – vormals alle mit positiven Sharpe Ratios – einen Vorzeichenwechsel verzeichnen und jene der Produktionslucke nun in etwa bei null liegt, wirken die Sharpe Ratios von Momentum und Carry (0,41 und 0,21) auch nach Berucksichtigung von Transaktionskosten im Vergleich zu den Benchmarks noch attraktiv. Grund hierfur ist, dass bei den beiden letztgenannten Strategien die Mittelwerte bzw. Standardabweichungen durch die Berucksichtigung von Transaktionskosten prozentual am geringsten sinken bzw. steigen. Zu bemerken ist auch, dass die Carry-Einzelstrategie die Einfuhrung der Kosten wesentlich besser vertragt als die gleichnamige Benchmark, obwohl beide zuvor sowohl in Hinblick auf Sharpe Ratio als auch Sicherheitsaquivalent ahnlich positioniert waren. Die durchschnittliche Rendite und Sharpe Ratio der Benchmark nach Kosten sind demnach nun negativ. Ein Vorteil der integrierten Betrachtung verschiedener Input-signale als Strategiekombinationen wird, wie bereits auch Barroso und Santa-Clara (2015) feststellen, bei Berucksichtigung von Transaktionskosten deutlich. So ist der starkste prozentuale Ruckgang unter den Sharpe Ratios der Kombinationsstrategien (10,64% bei der Kombination aus Carry, Momentum und langfristiger Trendumkehr) geringer als der kleinste prozentuale Ruckgang unter denen der Einzelstrategien (12,77% bei Carry). Auch das Sicherheitsaquivalent geht im Durchschnitt bei den sukzessiven Kombinationsstrategien nur um knapp 35% zuruck, wahrend es bei den Einzelstrategien um etwa 57% sinkt.

Tabelle G.27 gibt zudem Aufschluss daruber, wie sich die Performance der Strategien innerhalb der In-Sample-Periode gestaltet, wenn die Transaktionskosten wie im vorherigen Abschnitt beschrieben in das Optimierungsverfahren einfließen. Alle Strategien konnen wenig uberraschend Steigerungen in den Performance-Maen im Vergleich zu den Ergebnissen des vorherigen Absatzes verbuchen. Zudem lasst sich hier ein gegenlaufiger Trend erkennen: Die Einzelstrategien, welche im Zuge der Einfuhrung von Transaktionskosten bei der Performance-Ermittlung die groten Einbuen aufwiesen, zeigen nun die starkste Performance-Regeneration. Bei den Kombinationsstrategien hingegen, die weniger stark unter der Einfuhrung der Transaktionskosten gelitten hatten, fallt der Performance-Aufschwung moderater aus. Betrachtet man in Tabelle G.28, wie sich die geschatzten Koeffizienten durch die Inklusion des Terms der Transaktionskosten geandert haben, konnen keine wesentlichen Unterschiede, aber uberwiegend eine Annaherung zu null beobachtet werden. Dementsprechend sind auch die p-Werte in der Mehrzahl leicht gestiegen, aber alle Koeffizienten, welche zuvor bereits auf dem 5%-Niveau signifikant waren, halten diesen Status weiterhin.

In Tabelle G.29 prasentiere ich schlielich die Performance-Kennzahlen über die Out-of-Sample-Periode. Es zeigt sich, dass die In-Sample-Resultate halten. Demnach nehmen Transaktionskosten auf die in Abschnitt 7.3.1 dargestellten Performance-Kennzahlen einen wesentlichen negativen Einfluss – der Ruckgang ist wiederum starker für die Einzel-

als die Kombinationsstrategien zu beobachten, wobei etwa die Sharpe Ratio von Momentum nun negativ ist, jene der langfristigen Trendumkehr sich halbiert und sich Carry wiederum am geringsten betroffen zeigt. Bei der folgenden Inklusion der Transaktionskosten in das Optimierungsverfahren kann auch für die Out-of-Sample-Periode allgemein eine Performance-Regeneration konstatiert werden – wie zuvor wiederum stärker für die Einzel- als die Kombinationsstrategien.

Zusammenfassend stelle ich wie schon Barroso und Santa-Clara (2015) zuvor fest, dass Transaktionskosten in Form von Bid- und Ask-Spreads eine wesentliche Belastung für die Performance von Deviseninvestments im Forward-Markt sein können. Nichtsdestotrotz und ebenfalls wie bei Barroso und Santa-Clara (2015) bleibt die Outperformance der optimierten Portfolios auch nach Berücksichtigung der Transaktionskosten bestehen, wenn diese auch Eingang in das Optimierungsverfahren finden. Da der durchschnittliche Leverage der Strategien im Zuge der Inklusion von Transaktionskosten zwar bereits etwas sinkt, allerdings vor allem für die Kombinationsstrategien im Schnitt mit einem zweistelligen Hebel weiterhin sehr hoch ist, wäre eine nächste spannende Erweiterung des Ansatzes für zukünftige Arbeiten, Leverage innerhalb der Optimierung zu limitieren und/oder mit zusätzlichen Kosten zu bestrafen.

9. Conclusio

Im einleitenden Kapitel habe ich einen kurzen Einblick in die historische Entwicklung der FX-Forschungsliteratur gegeben, die in starkem Zusammenhang mit der Frage nach der Effizienz von Devisenmärkten, dem empirischen Versagen der ungedeckten Zinsparität und der daraus abgeleiteten Anlagestrategie des Carry-Trades steht. Danach beschäftigte sich das zweite Kapitel mit der Frage nach der optimalen Portfolioallokation und führte die Methodik des Verfahrens von Brandt et al. (2009) zur Bestimmung der optimalen Portfoliogewichte in Anlehnung an Barroso und Santa-Clara (2015) im Devisenkontext ein. Zudem habe ich hier die Performance-Benchmarks definiert, mit denen sich die optimierten Währungsstrategien im Weiteren messen mussten, namentlich der diversifizierte Carry-Trade, die naive Diversifikation und der US-Aktienmarkt.

Da der Ansatz von Brandt et al. (2009) zur Modellierung der Dynamik der optimalen Portfoliogewichte auf sogenannte Charakteristika als Signale zurückgreift, statt die Allokation wie bspw. das bekannte Verfahren von Markowitz (1952) auf der Schätzung erwarteter Renditen und Standardabweichungen zu fundieren, selektierte ich im dritten Kapitel zur weiteren Verwendung im empirischen Teil zusätzlich zu Carry eine Auswahl von fünf Charakteristika auf Basis einschlägiger Forschungsliteratur. Im Folgenden flossen demnach auch Momentum, der reale Wechselkurs, der Leistungsbilanzsaldo sowie Produktionslücke und FX-Volatilität als Signale in das Optimierungsverfahren ein.

Nachdem ich in Kapitel 4 Aufschluss über die zugrundeliegende Datenbasis gegeben habe, präsentierte ich im fünf-

ten Kapitel zunächst die In- und Out-of-Sample-Ergebnisse bei Betrachtung eines kleinen statischen Universums, lediglich bestehend aus Industrienationen mit mindestens 25 Jahren an Daten pro benötigtem Datentyp. Anschließend untersuchte ich in Kapitel 6 im Zuge einer Szenarioanalyse, wie sich die Resultate des vorherigen Kapitels bei Variation der angenommenen relativen Risikoaversion innerhalb des Ansatzes verändern. Im nächsten Schritt habe ich im siebten Kapitel die Definition des Währungsuniversums erweitert und betrachtete fortan alle Währungen, für die sämtliche nötigen Daten zur Berechnung der Charakteristika vorlagen. Demnach wurde eine Währung initial in das Universum inkludiert, sobald für alle Datentypen Werte vorlagen. Zuletzt betrachtete Kapitel 8 auf Basis der Ergebnisse des vorherigen Kapitels, wie robust die Ergebnisse sich bei zusätzlicher Betrachtung von Transaktionskosten zeigten. Die dabei zustande gekommenen wesentlichen empirischen Resultate lauten wie folgt:

- Carry wird der eingangs beschriebenen Aufmerksamkeit durch die wissenschaftliche Literatur gerecht. Demnach erweisen sich sämtliche im Zuge der diversen Signifikanzanalysen betrachteten Koeffizienten für die besagte Charakteristika als signifikant auf dem 1%-Niveau und auch die ökonomische Out-of-Sample-Performance, gemessen an Sharpe Ratio und Sicherheitsäquivalent, überzeugt am meisten. Auch erweist sich der Zusammenhang zwischen Carry-Signal und optimalen Portfoliogewichten bei Analyse mit gleitendem Datenfenster von allen untersuchten Charakteristika am stabilsten. Zudem kann ich bei Betrachtung des expandierenden Währungsuniversums für die bekannte Strategie eine positive Schiefe verzeichnen, was gegen eine allgemeingültige Erklärung der Überrenditen als Kompensation für Crash-Risiko spricht.
- Ebenfalls überwiegend signifikant auf dem 5%-Niveau zeigen sich die Koeffizienten des realen Wechselkurses, Leistungsbilanzsaldos und von Momentum; dies steht in Einklang mit der weitreichenden Dokumentation dieser Faktoren in der Literatur. Die Produktionslücke kann in keiner der verschiedenen Analysen überzeugen und obschon der Volatilitätsfaktor mitunter eine interessante Performance verbuchen kann, scheint der Zusammenhang instabil.
- Im Zuge der Analyse verschiedener Szenarien mit unterschiedlicher Risikoaversion wird deutlich, dass die Koeffizienten der genannten Charakteristika ihre Signifikanz bei steigender Risikoaversion zwar behalten, der hypothetische Investor mit der CRRA-Nutzenfunktion aber ein deutlich geringeres Exposure bevorzugt. Dies lässt darauf schließen, dass die durch signifikante Charakteristika generierten Gewinne vom Investor mit Risiko assoziiert werden und keinesfalls einfach für anomal höhere durchschnittliche Renditen stehen. Demnach sind vornehmlich Investoren mit Risikoappetit und -tragfähigkeitspotential bei der Realisierung

besagter Gewinne gefragt.

- Die Ergebnisse machen deutlich, dass die Profitabilität beinahe aller untersuchten Strategien eine maßgebliche Verbesserung durch eine Erweiterung der Anlageopportunitäten in Form neuer Währungen erfährt, sobald die notwendigen Daten für deren Inklusion in das Optimierungsverfahren bereitstehen. Vor allem über die stark durch die Niedrigzinsphase in den entwickelten Volkswirtschaften geprägte Out-of-Sample-Periode von November 2005 bis Dezember 2017 verliert bspw. Carry an Relevanz, wenn Entwicklungsländer mit höherem Zinsniveau ausgeschlossen werden und das Signal dadurch Variabilität einbüßt. Lediglich der reale Wechselkurs schneidet für sich allein genommen bei der Einführung des expandierenden Währungsuniversums schlechter ab als zuvor, was mit der Inklusion von Entwicklungsländern in Zusammenhang stehen mag, deren realer Wechselkurs oft gegen die angenommene Stationarität ökonomischer Modelle verstößt. Eine Trendbereinigung könnte in diesem Fall die Aussagekraft des Faktors verbessern. Trotz allem kann der reale Wechselkurs in Kombination mit den anderen Charakteristika auch ohne etwaige Trendbereinigung beim expandierenden Währungsuniversum weiterhin überzeugen.
- Es zeigt sich, dass die untersuchten Charakteristika teilweise interessante Diversifikationseigenschaften und positive Wechselwirkungen aufweisen, welche sich durch Kombination mittels des Optimierungsansatzes von [Brandt et al. \(2009\)](#) realisieren lassen. Besonders im Zuge der Einführung von Transaktionskosten erweist sich demnach die Performance der Kombinationsim Vergleich zu den Einzelstrategien als robuster.
- Transaktionskosten haben nennenswerte negative Auswirkungen auf die Performance der untersuchten Strategien. Eine Integration als Variable in das Optimierungsverfahren führt allerdings zu einer Regeneration der Performance.
- Das unkorrelierte Gesamtbild, welches die FX-Einzelstrategien in allen Analysen mit der US-Aktien-Benchmark aufweisen, deutet auf vielversprechende Diversifikationseigenschaften für einen (US-)Aktieninvestor durch die zusätzliche Betrachtung der Assetklasse hin.

Auch wenn damit schon einige Erkenntnisse gewonnen werden konnten, bleibt wie immer Raum für weitere Analysen. Demnach könnte in einem nächsten Schritt der bisher sehr hohe Leverage der optimierten Strategien limitiert und/oder mit zusätzlichen Kosten bestraft werden. Da der wesentliche Einfluss eines breiten Anlagespektrums auf die Modell-Performance beobachtet werden konnte, gestaltet sich auch die Verbreiterung der Datenbasis und eine erneute Erweiterung des Währungsuniversums interessant. Zuletzt liefert die wissenschaftliche Literatur noch weitere interessante Charakteristika, die in die präsentierte Analyse

integriert werden könnten, aber auch alternative Definitionen und Ansätze zu den bereits untersuchten Charakteristika für einen interessanten Vergleich. Als finale Erkenntnis kann demnach festgestellt werden, dass die Forschungsmöglichkeiten im Kontext von Devisenanlagestrategien weiterhin versprechen interessant zu bleiben.

Literatur

- Adrian, T. und Rosenberg, J. Stock returns and volatility: Pricing the short-run and long-run components of market risk. *The Journal of Finance*, 63(6):2997–3030, 2008.
- Akram, Q. F., Rime, D., und Sarno, L. Arbitrage in the foreign exchange market: Turning on the microscope. *Journal of International Economics*, 76(2):237–253, 2008.
- Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y., und Zhang, X. The cross-section of volatility and expected returns. *The Journal of Finance*, 61(1):259–299, 2006.
- Asness, C. S., Moskowitz, T. J., und Pedersen, L. H. Value and momentum everywhere. *The Journal of Finance*, 68(3):929–985, 2013.
- Balduzzi, P. und Chiang, I.-H. E. Real Exchange Rates and Currency Risk Premia, 2017.
- Bank für Internationalen Zahlungsausgleich. Triennial Central Bank Survey - Foreign exchange turnover in April 2016, 2016.
- Barberis, N., Shleifer, A., und Vishny, R. A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 49(3):307–343, 1998.
- Barroso, P. und Santa-Clara, P. Beyond the Carry Trade: Optimal Currency Portfolios, 2015. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 50.
- Bekaert, G. und Panayotov, G. Good Carry, Bad Carry, 2018.
- Bhansali, V. Volatility and the carry trade. *The Journal of Fixed Income*, 17(3):72–84, 2007.
- Black, F. und Litterman, R. Global portfolio optimization. *Financial Analysts Journal*, 48(5):28–43, 1992.
- Bliss, R. R. und Panigirtzoglou, N. Option-implied risk aversion estimates. *The Journal of Finance*, 59(1):407–446, 2004.
- Brandt, M. W. Portfolio Choice Problems, in Yacine Ait-Sahalia, 2010.
- Brandt, M. W., Santa-Clara, P., und Valkanov, R. Parametric portfolio policies: Exploiting characteristics in the cross-section of equity returns. *The Review of Financial Studies*, 22(9):3411–3447, 2009.
- Britten-Jones, M. und Neuberger, A. Option prices, implied price processes, and stochastic volatility. *The Journal of Finance*, 55(2):839–866, 2000.
- Brunnermeier, M. K., Nagel, S., und Pedersen, L. H. Carry trades and currency crashes. *NBER Macroeconomics Annual*, 23(1):313–348, 2008.
- Burda, M. C. und Wyplosz, C. Makroökonomie. Eine europäische Perspektive, 2009.
- Burnside, C., Rebelo, S., und Eichenbaum, M. Carry trade: The gains of diversification, Proceedings of the Twenty-Second Annual Congress of the European Economic Association, 2008.
- Burnside, C., Eichenbaum, M., und Rebelo, S. Carry trade and momentum in currency markets. *Annu. Rev. Financ. Econ.*, 3(1):511–535, 2011.
- Burstein, A. und Gopinath, G. International Prices and Exchange Rates, in Gita Gopinath, Elhanan Helpman, and Kenneth S. Rogoff, eds, 2014.
- Cheung, Y.-W., Chinn, M. D., und Pascual, A. G. Empirical exchange rate models of the nineties: Are any fit to survive? *Journal of International Money and Finance*, 24(7):1150–1175, 2005.
- Clarida, R., Davis, J., und Pedersen, N. Currency carry trade regimes: Beyond the fama regression. *Journal of International Money and Finance*, 28(8):1375–1389, 2009.
- Cochrane, J. H. The dog that did not bark: A defense of return predictability. *The Review of Financial Studies*, 21(4):1533–1575, 2007.
- Cochrane, J. H. Presidential address: Discount rates. *The Journal of Finance*, 66(4):1047–1108, 2011.
- Cochrane, J. H. Macro-finance. *Review of Finance*, 21(3):945–985, 2017.
- Corte, P. D., Riddiough, S. J., und Sarno, L. Currency premia and global imbalances. *The Review of Financial Studies*, 29(8):2161–2193, 2016.
- Croushore, D. und Stark, T. A real-time data set for macroeconomists: Does the data vintage matter? *Review of Economics and Statistics*, 85(3):605–617, 2003.
- Dahlquist, M. und Penasse, J. The Missing Risk Premium in Exchange Rates, 2017.
- Daniel, K., Hirshleifer, D., und Subrahmanyam, A. Investor psychology and security market under- and overreactions. *Journal of Finance*, 53(6):1839–1885, 1998.
- Della Corte, P., Ramadorai, T., und Sarno, L. Volatility risk premia and exchange rate predictability. *Journal of Financial Economics*, 120(1):21–40, 2016.
- DeMiguel, V., Garlappi, L., und Uppal, R. Optimal versus naive diversification: How inefficient is the 1/n portfolio strategy? *The Review of Financial Studies*, 22(5):1915–1953, 2007.
- Dornbusch, R. und Fischer, S. Exchange rates and the current account. *The American Economic Review*, 70(5):960–971, 1980.
- Duchin, R. und Levy, H. Markowitz versus the talmudic portfolio diversification strategies. *Journal of Portfolio Management*, 35(2):71, 2009.
- Engel, C. und West, K. D. Global interest rates, currency returns, and the real value of the dollar. *American Economic Review*, 100(2):562–67, 2010.
- Fama, E. F. Forward and spot exchange rates. *Journal of Monetary Economics*, 14(3):319–338, 1984.
- Fama, E. F. und French, K. R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1):3–56, 1993.
- Filipe, S. F. und Suominen, M. Currency Carry Trades and Funding Risk, AFA 2014 Philadelphia Meetings, American Finance Association, 2014.
- Fisher, I. Publications of the American Economic Association, 1896. 1–98.
- Frankel, J. A. und Rose, A. K. Empirical research on nominal exchange rates, in Gene M. Grossman, and Kenneth S. Rogoff, eds, 1995.
- Friedman, M. *Essays in positive economics*. University of Chicago Press, 1953.
- Froot, K. A. und Ramadorai, T. Currency returns, intrinsic value, and institutional-investor flows. *The Journal of Finance*, 60(3):1535–1566, 2005.
- Froot, K. A. und Thaler, R. H. Anomalies: foreign exchange. *Journal of Economic Perspectives*, 4(3):179–192, 1990.
- Fung, W. und Hsieh, D. A. Hedge fund benchmarks: A risk-based approach. *Financial Analysts Journal*, 60(5):65–80, 2004.
- Gabaix, X. und Maggiori, M. International liquidity and exchange rate dynamics. *The Quarterly Journal of Economics*, 130(3):1369–1420, 2015.
- Giordani, P. und Halling, M. Valuation ratios and shape predictability in the distribution of stock returns. *Swedish House of Finance Research Paper*, (17-5), 2019.
- Gourinchas, P.-O. und Rey, H. International financial adjustment. *Journal of Political Economy*, 115(4):665–703, 2007.
- Hansen, L. P. und Hodrick, R. J. Forward exchange rates as optimal predictors of future spot rates: An econometric analysis. *Journal of Political Economy*, 88(5):829–853, 1980.
- Hong, H. und Stein, J. C. A unified theory of underreaction, momentum trading, and overreaction in asset markets. *The Journal of Finance*, 54(6):2143–2184, 1999.
- Hooper, P. und Morton, J. Fluctuations in the dollar: A model of nominal and real exchange rate determination. *Journal of International Money and Finance*, 1:39–56, 1982.
- Jacobs, H., Müller, S., und Weber, M. How should individual investors diversify? an empirical evaluation of alternative asset allocation policies. *Journal of Financial Markets*, 19:62–85, 2014.
- Jegadeesh, N. und Titman, S. Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *Journal of Finance*, 48(1):65–91, 1993.
- Jordà, Ò. und Taylor, A. M. The carry trade and fundamentals: Nothing to fear but feer itself. *Journal of International Economics*, 88(1):74–90, 2012.
- Jurek und Jakob W., . Crash-neutral currency carry trades. *AFA 2010 Atlanta Meetings Paper*, American Finance Association, 2010.
- Jylhä, P. und Suominen, M. Speculative capital and currency carry trades. *Journal of Financial Economics*, 99(1):60–75, 2011.
- Korajczyk, R. A. The pricing of forward contracts for foreign exchange. *Journal of Political Economy*, 93(2):346–368, 1985.
- Kouri, P. J. The exchange rate and the balance of payments in the short run and in the long run: A monetary approach. *The Scandinavian Journal of Economics*, pages 280–304, 1976.
- Kroencke, T. A., Schindler, E., und Schrimpf, A. International diversification benefits with foreign exchange investment styles. *Review of Finance*, 18(5):1847–1883, 2013.
- Lee, J. und Chinn, M. D. Current account and real exchange rate dynamics in the G7 countries. *Journal of International Money and Finance*, 25(2):257–274, 2006.
- Lewis, K. K. Changing beliefs and systematic rational forecast errors with evidence from foreign exchange. *The American Economic Review*, pages 621–636, 1989.
- Lintner, J. The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets, 1965.
- Lothian, J. R. und Taylor, M. P. Real exchange rate behavior: the recent float from the perspective of the past two centuries. *Journal of Political Economy*, 104(3):488–509, 1996.

- Lustig, H., Roussanov, N., und Verdelhan, A. Common risk factors in currency markets. *The Review of Financial Studies*, 24(11):3731–3777, 2011.
- Lustig, H., Stathopoulos, A., und Verdelhan, A. The Term Structure of Currency Carry Trade Risk Premia (National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA), 2017.
- Mancini, L., Rinaldo, A., und Wrampelmeyer, J. Liquidity in the foreign exchange market: Measurement, commonality, and risk premiums. *The Journal of Finance*, 68(5):1805–1841, 2013.
- Markowitz, H. Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1):77–91, 1952.
- Meese, R. A. und Rogoff, K. Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample? *Journal of International Economics*, 14(1-2): 3–24, 1983.
- Menkhoff, L. und Taylor, M. P. The obstinate passion of foreign exchange professionals: technical analysis. *Journal of Economic Literature*, 45(4): 936–972, 2007.
- Menkhoff, L., Sarno, L., Schmeling, M., und Schrimpf, A. Carry trades and global foreign exchange volatility. *The Journal of Finance*, 67(2):681–718, 2012a.
- Menkhoff, L., Sarno, L., Schmeling, M., und Schrimpf, A. Currency momentum strategies. *Journal of Financial Economics*, 106(3):660–684, 2012b.
- Mussa, M. A model of exchange rate dynamics. *Journal of Political Economy*, 90(1):74–104, 1982.
- Nucera, F. Unemployment fluctuations and the predictability of currency returns. *Journal of Banking & Finance*, 84:88–106, 2017.
- Nurkse, R. International Currency Experience. Lessons of the Inter-War Period, Völkerbund, 1944.
- Obstfeld, M. Financial Risk: Theory, Evidence and Implications. Proceedings of the Eleventh Annual Economic Policy Conference of the Federal Reserve Bank of St. Louis, 1989.
- Okunev, J. und White, D. Do momentum-based strategies still work in foreign currency markets? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 38(2):425–447, 2003.
- Riddiough, S. J. und Sarno, L. Business Cycles and the Cross-Section of Currency Returns, 2017.
- Rogoff, K. The purchasing power parity puzzle. *Journal of Economic literature*, 34(2):647–668, 1996.
- Shiller, R. J. Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends?, 1981. 421–436.
- Taylor, A. M. und Taylor, M. P. The purchasing power parity debate. *Journal of Economic Perspectives*, 18(4):135–158, 2004.
- Taylor, D. Official intervention in the foreign exchange market, or, bet against the central bank. *Journal of Political Economy*, 90(2):356–368, 1982.
- Tobin, J. A general equilibrium approach to monetary theory. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1(1):15–29, 1969.
- Van Binsbergen, J. H. und Kojien, R. S. Predictive regressions: A present-value approach. *The Journal of Finance*, 65(4):1439–1471, 2010.
- Verdelhan, A. A habit-based explanation of the exchange rate risk premium. *The Journal of Finance*, 65(1):123–146, 2010.