

Wie konsistent sind Eigenangaben von Hedgefonds über ihren Anlagestil? Eine renditebasierte Analyse mittels Self-Organizing Maps

Ramin Baghai-Wadji,
Rami El-Berry,
Stefan Klocker,
Markus Schwaiger²

Hedgefonds weisen zwar gemeinsame Merkmale auf, sind aber dennoch eine äußerst heterogene Anlagekategorie. Trotz dieser Vielfalt ist ein konsistentes Klassifikationssystem aus mehreren Gründen von Bedeutung, z. B. für die Zusammenstellung von Portfolios, für die Performanceanalyse sowie für das Risikomanagement. Anknüpfungspunkte bestehen auch zur Debatte über die Finanzmarktstabilität, die sich in letzter Zeit intensiv mit Hedgefonds befasst hat. Diversifizierte (Fonds-)Portfolios mit einem geeigneten System zur Risikokontrolle werden beispielsweise die Risikoteilung zwischen den Finanzmarktteilnehmern verbessern. Da Eigenangaben von Fonds anfällig für strategische Fehleinstufungen sind, empfehlen sich zur Ausschaltung dieser Fehlerquelle auf den Renditen beruhende Differenzierungsformen, welche Fonds anhand von Ähnlichkeiten bei den erzielten Erträgen zu Gruppen zusammenfassen. In dieser Studie werden mittels Self-Organizing Maps (SOMs) homogene Gruppen von Hedgefonds auf Grundlage ähnlicher (Rendite-)Merkmale ermittelt. Mit dieser Methode lassen sich neun Kategorien von Hedgefonds bestimmen. Während bei Managed-Futures-, Sector-Financial- und Short-Selling-Fonds weitgehend Konsistenz mit den selbstdeklarierten Strategien herrscht, lassen sich bei einer Reihe von anderen deklarierten Hedgefonds-Stilen keine oder nur sehr geringe Ähnlichkeiten in den Renditen feststellen. Insbesondere die so genannten Equity-Hedge-Fonds umfassen sehr viele Unterarten mit unterschiedlichen Renditemerkmalen. Ein weiterer wesentlicher Aspekt, auf den hier eingegangen wird, ist die Tendenz von Fondsmanagern, Änderungen des Handelsstils nicht bekannt zu geben oder eine strategische Fehleinstufung ihrer Fonds vorzunehmen. Unsere Ergebnisse zeigen, dass dieser so genannte „Style Creep“ im Hedgefonds-Geschäft sehr wohl eine Rolle spielt; dabei ist die Wahrscheinlichkeit sehr hoch, dass es bei einem Fonds, bei dem bereits einmal eine bewusste Fehleinstufung erfolgt ist, wieder zu einer Änderung des Handelsstils kommt.

1 Einleitung¹

Obwohl auf Hedgefonds in den Industriestaaten ein relativ geringer Anteil der gesamten Finanzmarktanlagen entfällt, sind sie aufgrund der erheblichen Zunahme von Volumen und Anzahl aktiver Hedgefonds sowie aufgrund des gestiegenen Interesses institutioneller Anleger an dieser Anlagekategorie in den Mittelpunkt der Debatte über die Finanzmarktstabilität gerückt. Die Frage, ob Hedgefonds die Finanzmarktstabilität erhöhen oder gefährden, lässt sich jedoch nicht so einfach beantworten. Einerseits kann man argumentieren, dass Hedgefonds die Liquidität in einigen ihrer Natur nach illiquiden Marktsegmenten steigern und zu einer effizienten Risikoteilung zwischen den Finanzmarkt-

akteuren beitragen. Ferner bewirken sie potenziell eine Ausweitung der vorhandenen Anlagemöglichkeiten und bieten Diversifizierungsvorteile, wenn sie zur Ergänzung traditioneller Aktien- bzw. Anleiheportfolios herangezogen werden. Andererseits bedingt der umfangreiche Einsatz von Fremdkapital jedoch ein Liquiditätsrisiko für die Fonds selbst. Dies kann Marktsegmente, in denen Hedgefonds besonders stark engagiert sind, belasten und über Übertragungseffekte auch andere Finanzintermediäre in Mitleidenschaft ziehen.³ Die Krise rund um den Hedgefonds Long Term Capital Management (LTCM) im Jahr 1998 ist dafür ein gutes Beispiel: Die Ankündigung eines Schuldenmoratoriums durch die Russische Föderation

¹ Übersetzung aus dem Englischen.

² Ramin Baghai-Wadji und Stefan Klocker: Institut für Finanzierung und Finanzmärkte, Wirtschaftsuniversität Wien. E-Mail: Ramin.Baghai@wu-wien.ac.at, Stefan.Klocker@wu-wien.ac.at. Rami El-Berry: E-Commerce Competence Center Wien. E-Mail: rami.el-berry@ec3.at. Markus Schwaiger: Oesterreichische Nationalbank (OeNB), Abteilung für Finanzmarktanalyse. E-Mail: Markus.Schwaiger@oenb.at.

³ Eingehende Ausführungen zu Aspekten der Finanzmarktstabilität im Zusammenhang mit Hedgefonds finden sich z. B. in EZB (2004), SEC (2003) oder Brealey und Kaplanis (2001).

Wissenschaftliche
Begutachtung:
Martin Summer, OeNB.

fürte damals zu einer weltweiten Verlagerung der Nachfrage hin zu sicheren und liquiden Anlageformen und löste so eine Ausweitung der Risikospalten aus. Gepaart mit einer Änderung der Korrelationen zwischen den Märkten (gleichzeitige Einbrüche in zuvor voneinander unabhängigen Marktsegmenten), verursachte diese Entwicklung enorme Verluste für LTCM und führte den Fonds an den Rand des Bankrotts.⁴ Da angesichts des enormen Volumens der (fremdfinanzierten) Positionen von LTCM zunehmend ein Übergreifen der Probleme befürchtet wurde, organisierte die Fed eine koordinierte Rettungsaktion durch ein Konsortium, in dem die wichtigsten Banken des Fonds vertreten waren.⁵

Diese Studie beschäftigt sich mit einem Aspekt des Hedgefondssektors, nämlich mit der Einteilung der Fonds in homogene Gruppen. Ein konsistentes Klassifikationssystem ist aus vielen Gründen wichtig. Zum einen wird es zu einer Verbesserung der Investmententscheidungen von Anlegern beitragen und zum anderen werden Dachfonds beim Aufbau ihres Portfolios darauf Bezug nehmen, um einer mangelnden Risikostreuung vorzubeugen. Die Bildung natürlicher Fondsgruppen kann außerdem für eine Bewertung der Unterscheidbarkeit verschiedener Fondsstile hilfreich sein. In diesem Zusammenhang trägt ein konsistentes Klassifikationssystem zu einer besseren Performanceanalyse durch Vergleichsgruppenanalysen bei (siehe z. B. das Vier-Faktor-Modell von Kandel et al., 2004). Auch kann es für die Ausarbeitung von Risikomanagement-

modellen für Investitionen in Hedgefonds nützlich sein.

Alle diese Aspekte hängen insofern mit der Sicherung der Finanzmarktstabilität zusammen, als etwa nur diversifizierte (Fonds-)Portfolios, die über ein geeignetes Risikokontrollsystem verfügen, auch eine effiziente Risikoteilung ermöglichen. Informationen über Hedgefondsstile und die Wahrscheinlichkeit einer Stiländerung im Zeitverlauf verhindern somit, dass Anleger Risiken ausgesetzt sind, die sie nicht eingehen wollten, und erlauben anderen Anlegern, gezielt jene Risiken zu übernehmen, die sie tragen können. Deshalb werden Informationen über Hedgefondsstile und die Wahrscheinlichkeit einer Stiländerung letztlich dazu beitragen, dass die Finanzmärkte Schocks besser abfedern können. Analog dazu würde eine performancebasierte Fondsauswahl im Idealfall den Anteil unbegabter Fondsmanager auf dem Markt verringern. Erhalten die Manager von Hedgefonds ihre Vergütung in Form einer Option (siehe z. B. Goetzmann et al., 1998), greifen untalentierte Manager, die nur auf Glück angewiesen sind, viel eher zu volatilen Handelsstrategien, wodurch die Stabilität der Finanzmärkte abnimmt.

Im Hedgefondssektor selbst findet sich eine große Vielfalt an völlig unterschiedlichen Veranlagungs- und Handelsstrategien. Trotz einiger gemeinsamer Merkmale (unregulierter organisatorischer Aufbau, flexible Anlagestrategien, professionelle Anleger usw.) sind Hedgefonds dennoch eine äußerst heterogene Anlagekategorie (siehe z. B. Ackermann et al.,

⁴ Eine Analyse der Risikoposition von LTCM bietet Jorion (2000).

⁵ Der Ansteckungseffekt der LTCM-Krise auf Finanzinstitute wird u. a. von Kho et al. (2000), Furfine (2001) sowie Humayun und Hassan (2004) im Detail erörtert.

1999). Folglich sind Experten aus Theorie und Praxis von einer Eini- gung auf ein allgemeines Klassifikati- onssystem für Hedgefonds weit ent- fernt (siehe Brittain, 2001). Während sich die Anbieter von Hedgefonds- Indizes und -Datenbanken auf ihre eigenen Klassifikationssysteme stüt- zen, hat die wissenschaftliche For- schung gerade erst damit begonnen, auf Investmentfonds beruhende Klas- sifikationsmethodiken auf die Beson- derheiten des Hedgefondsgeschäfts anzuwenden. Man unterscheidet meh- rere Methoden der Fondsklassifizie- rung. Am naheliegendsten ist es, sich auf die Eigenangaben der Fonds zu stützen. Problematisch wird diese Methode durch das so genannte „Style Creep“, d. h. die (strategische) Fehl- einstufung von Fonds zur Aufbesse- rung der eigenen Performance gegen- über vergleichbaren Fonds (siehe z. B. Brown und Goetzmann, 1997). Auf der Rendite beruhende Differenzie- rungsformen weichen diesem Fall- strick aus, indem sie Fonds anhand von Ähnlichkeiten bei den erzielten Renditen zu Gruppen zusammenfas- sen. Sharpe (1992) konnte als Erster nachweisen, dass eine Regression der Renditen von Investmentfonds auf eine beschränkte Anzahl von Indi- zes zur Abgrenzung verschiedener Fondsstile verwendet werden kann. Diese Modelle wurden von Brown und Goetzmann (2003) sowie Fung

und Hsieh (1997, 1998) auf Hedge- fonds übertragen. Diese Methodik ist zwar für herkömmliche Anlagen, die auf einer Buy and Hold-Strategie beruhen und ausschließlich Long- Positionen umfassen, sehr gut geeig- net, ist jedoch – wie Fung und Hsieh (1997) anschaulich darlegten – für Hedgefonds aufgrund ihrer einzigarti- gen Merkmale, nämlich ihrer dynami- schen Handelsstrategien, die auch Short-Positionen einschließen und die bei einer Standardregression zu einem Fehler in Form einer Durch- schnittsbildung führen, problemati- sch.⁶ Um einige dieser Probleme zu vermeiden, wurden zur Klassifika- tion von Hedgefonds alternativ auch traditionelle Clustering-Methoden aus der Statistik verwendet (siehe z. B. Barés et al., 2001, sowie Miceli und Susinno, 2003). Sowohl das erweiterte Faktormodell von Sharpe als auch die Anwendung von Cluste- ring-Methoden zeigen, dass die Eigen- angaben von Hedgefonds zu ihren Anlagestrategien im Gegensatz zu den Ergebnissen für Investmentfonds (siehe z. B. Brown und Goetzmann, 1997, oder diBartolomeo und Wit- kowski, 1997) die Merkmale der zugrunde liegenden Hedgefondsstile ziemlich genau widerspiegeln.⁷

In dieser Studie wenden wir eine neuartige Methodik an, um die Beson- derheiten des Hedgefondssektors zu erfassen. Es werden Self-Organizing

⁶ Kürzlich wurde dargelegt, dass die Optionspreismethodik auch für die Klassifikation bzw. Performanceanalyse von Hedgefondsstrategien nützlich ist. In ihren Arbeiten wiesen Fung und Hsieh (2001) sowie Mitchell und Pulvino (2001) für Trendfolgestrategien bzw. Merger-Arbitrage-Strategien nach, dass man das den Hedgefonds zugrunde liegende Risiko-Ertrags-Profil mit optionsartigen Merkmalen nach Glosten und Jagannathan (1994) viel besser erfassen kann. Ferner beschrieben Agarwal und Naik (2000 und 2002) ein Mehrfaktorenmodell für die Bewertung der Performance von Hedgefonds, das auf Optionsstrategien beruht. Wie schon von Glosten und Jagannathan (1994) aufgezeigt, ist allerdings zu beachten, dass jede Strategie die Verwendung unterschiedlicher (verbundener) Optionen erfordert, was die Anwendung dieser Methode für Klassifikationszwecke ziemlich erschwert.

⁷ Aufgrund der äußerst geringen Anzahl der von Miceli und Susinno (2003) untersuchten Fonds (ihre Stichprobe belief sich auf nur 62 Fonds) können ihre Ergebnisse einer ziemlich gravierenden Stichprobenverzerrung unter- liegen.

Maps (SOMs) eingesetzt, um homogene Gruppen von Hedgefonds anhand von ähnlichen (Rendite-) Merkmalen zu identifizieren. Dabei handelt es sich um ein auf neuronalen Netzen beruhendes Clustering-Verfahren, bei dem Datenpunkte aus einem höherdimensionalen Raum mittels nichtlinearer Mappingfunktionen in einem niedrigerdimensionalen Raum abgebildet werden. Durch Anwendung des Konzepts der unüberwachten neuronalen Netze, das sich in vielen Fachgebieten als zuverlässig erwiesen hat,⁸ lässt sich eine Reihe von Problemen vermeiden, die beim regressionsbasierten Faktormodell auftreten. Wie aus der Literatur hervorgeht, sind die Ergebnisse von SOMs auch den traditionellen statistischen Clustering-Verfahren, wie der Single-Linkage-, Complete-Linkage-, Median-Linkage- und K-Means-Methode, überlegen.⁹ Im Folgenden wird dargelegt, dass sich der SOM-Ansatz für dynamische Handelsstrategien, die in bisherigen Modellen nicht effizient abgedeckt werden konnten, bestens eignet.¹⁰

Da die meisten Studien über Hedgefondsstile auf Stichproben mit Renditeentwicklungen, die nur bis zum Jahr 2000 reichen, beruhen und Hedgefonds seither ein spektakuläres Wachstum verzeichnet haben (siehe z. B. EZB, 2004, und SEC, 2003),

drängt sich die Frage auf, ob Ergebnisse für den damaligen Hedgefondsmarkt für das heutige Marktumfeld noch ausreichend repräsentativ sind.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass unsere Methode es erlaubt, eine konsistente Taxonomie für den jetzigen Hedgefondsmarkt abzuleiten und darzustellen. Dadurch erhält man Antworten auf folgende Fragen:

- Sind Eigenangaben von Hedgefonds zum Anlagestil nützlich oder irreführend?
- Ändert sich der Stil von Hedgefonds im Zeitverlauf, d. h. ist ein so genannter Style Creep erkennbar?
- Ist eine Fehleinstufung in bestimmten Fondsgruppen besonders häufig?

Unsere Antworten auf diese Fragen zeigen, dass Hedgefonds bei ihrer Zuordnung zu einem bestimmten Anlagestil nicht so treffsicher sind, wie bisherige Untersuchungen nahe legen. Unsere Ergebnisse werden es Anlegern ermöglichen, bessere Entscheidungen beim Aufbau ihres Portfolios zu treffen, und werden außerdem zu einer verbesserten Performancebewertung beitragen. Angesichts der fehlenden Transparenz des Hedgefondsgeschäfts, das auf eigenen (und geheim gehaltenen) Handelsstrategien beruht, erscheint es umso wichtiger, die verfügbaren Daten opti-

⁸ Im Finanzwesen wurden unüberwachte neuronale Netze u. a. bereits zur Ermittlung von Ähnlichkeiten bei Market-Timing-Strategien von Investmentnewslettern (Kumar und Pons, 2002), zur Aktienauswahl (Deboeck und Ultsch, 1998), zur Modellierung der Zinsstruktur (De Bondt und Cottrell, 1998) sowie zur Klassifikation von Investmentfonds (siehe Deboeck, 1998, und Moreno et al., 2002) herangezogen.

⁹ Siehe z. B. Mangiameli et al. (1996) zur Überlegenheit der Self-Organizing Maps als Clustering-Methode bei „unsauberen“ Daten, bei denen die Anzahl der Cluster als bekannt angenommen wird, sowie Ultsch und Vetter (1994) zu Fällen, in denen die Anzahl der Cluster (homogene Gruppen) in den Daten a priori als unbekannt angenommen wird.

¹⁰ In einer Arbeit zu diesem Thema versuchten Maillet und Rousset (2003) erstmals, SOMs zur Klassifikation von Hedgefonds zu verwenden. Ihre Ergebnisse beruhen jedoch auf einer sehr eng gefassten Stichprobe von Fonds (294) und unterliegen, wie auch die Autoren selbst einräumen, voraussichtlich einer erheblichen Stichprobenverzerrung. Dies könnte auch einer der Gründe dafür sein, dass es den Autoren nicht gelang, eine gut trainierte SOM für Hedgefondsstile vorzulegen.

mal zu nutzen, damit Investmententscheidungen bestinformiert getroffen werden können.

2 Methodik

Self-Organizing Maps (SOMs)¹¹ eignen sich bestens für das Clustering und Visualisieren hochdimensionaler Daten; dabei handelt es sich um unüberwachte neuronale Netze mit einer einzigen Schicht, bei denen das Lernverfahren ohne menschliche Eingriffe abläuft.¹² Der Lernprozess der SOM kann als das Verfahren bezeichnet werden, in dem die Karte die zentralen Merkmale des Eingaberaums über einen gegebenen Satz von Eingabevektoren ermittelt. Die SOM kartiert hochdimensionale Eingabedaten in einem niedrigerdimensionalen Ausgaberaum (in der Regel ein zweidimensionaler Raum, was auch die Verwendung des Begriffs „Map“ bzw. „Karte“ erklärt). Dabei wird die inhärente Struktur der eingegebenen Originaldaten gewahrt und somit die Visualisierung komplexer Datenbestände ermöglicht. Wenn also zwei Vektoren hinsichtlich des verwendeten Abstandsmaßes ähnlich sind, werden sie in der Karte letztlich nahe nebeneinander abgebildet. In dieser Studie stellt jeder Hedgefonds einen Inputvektor dar, dessen Dimension durch die Anzahl der monatlichen Renditebeobachtungen bestimmt wird. Nach Abschluss des Lernprozesses werden Hedgefonds mit ähnlichen Renditemerkmalen als homogene

Cluster in einer zweidimensionalen Fläche dargestellt.

Zur Abbildung höherdimensionaler Daten auf einer zweidimensionalen Karte, die von einem einzigen (ursprünglich regelmäßigen) Knotengitter überzogen ist, wird jeder Eingabevektor $m_i \in R^n$ mit dem parametrischen Referenzvektor $m_i \in R^n$ zu jedem Knoten i verglichen. Die ursprünglichen Werte der Referenzvektoren werden in unserem Fall willkürlich festgelegt. Die Response-Position ist als der Knoten definiert, bei dem der Abstand¹³ zwischen dem Eingabevektor x und dem zu diesem Knoten gehörigen Referenzvektor m_i am kleinsten ist:

$$\|x - m_c\| = \min_i \{\|x - m_i\|\}.$$

Nachdem m_c , der so genannte „Gewinnerknoten“, ermittelt wurde, werden sein Wert sowie die Werte seiner Nachbarknoten an den Wert des Eingabevektors x angepasst (dies macht den eigentlichen Lernprozess aus). Nach Abschluss aller Lernschritte wird jeder Eingabevektor endgültig demjenigen erlernten Knoten zugeordnet, dem er hinsichtlich des verwendeten Abstandsmaßes am ähnlichsten ist.

Angenommen, wir haben eine endliche Anzahl von Beobachtungen $t = 1, 2, \dots$, wobei der Eingabevektor, welcher der Beobachtung t entspricht, als $x(t)$ bezeichnet wird. Die oben erwähnten Anpassungen des Gewinnerknotens m_c und seiner

¹¹ *Self-Organizing Maps* wurden ursprünglich vom Forscherteam um Teuvo Kohonen entwickelt und seit der ersten Veröffentlichung von diesbezüglichem Datenmaterial vor mehr als 25 Jahren von vielen anderen verfeinert (Details siehe Kohonen, 1997).

¹² *Dadurch unterscheiden sich SOM von gerade neuronalen Netzen, bei denen sowohl Eingabe- als auch Ausgabedaten in das System eingespeist werden; ein derartiges Netz ist nützlich, wenn eine gegebene Beziehung zwischen Input und Output erlernt werden soll, ist aber für unsere Aufgabenstellung ungeeignet.*

¹³ *Wie in den meisten praktischen Anwendungen wird auch im gegenständlichen Fall der euklidische Abstand herangezogen.*

Nachbarknoten lassen sich wie folgt beschreiben:

$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha(t)[x(t) - m_i(t)]$. Dieser Lernprozess wird nur auf diejenigen Knoten m_i angewandt, die innerhalb eines vorgegebenen Abstands zum Gewinnerknoten m_c liegen; alle anderen Knoten bleiben unverändert, d. h. $m_i(t+1) = m_i(t)$. Sowohl der Faktor für die Lernrate $\alpha(t)$ mit $0 < \alpha(t) < 1$, der die Größe der Anpassungen bestimmt, als auch die Funktion zur Festlegung der topologischen Nachbarschaft des Gewinnerknotens werden zeitlich monoton fallend gewählt (betreffend Anzahl der abgeschlossenen Lernschritte).¹⁴

Zu beachten ist, dass der Kartierungsprozess nicht von Dimensionen beeinflusst wird, d. h. von zu einem bestimmten Zeitpunkt realisierten Renditen, die über alle Eingabevektoren hinweg ähnliche Werte aufweisen.¹⁵

Aus praktischer Sicht ist anzumerken, dass die ursprüngliche SOM_PAK-Programmibibliothek sowie eine von Merkl und Rauber (2001) adaptierte Version des Labeling-Algorithmus zur Anwendung kam.¹⁶

3 Daten

Die vorliegende Studie stützt sich auf Daten aus der Hedgefonds-Datenbank des Center for International Securities and Derivatives Markets (CISDM) das zu jedem Fonds auch eine Zusammenfassung von Anlagestrategie und -stil bietet. In diesem Beitrag wird die sei-

tens des CISDM vorgenommene Klassifikation mit unserem Klassifikationsansatz auf Basis neuronaler Netze und Renditen verglichen.

Der Datensatz umfasst monatliche Renditen für 5.440 Hedgefonds bis zum April 2004. Um jene Form der Verzerrung auszuschließen, die Fung und Hsieh (1997) als „Multi-Period Sampling Bias“ bezeichnet haben und die sich bei Hedgefonds mit Renditedaten zu sehr kurzen Zeiträumen ergeben kann, berücksichtigen wir, wie von Ackermann et al. (1999) empfohlen, nur Fonds mit mindestens 24 monatlichen Renditebeobachtungen. Dadurch scheiden 879 Fonds aus unserer Stichprobe aus. Aus der Vorgabe einer Mindestdauer für die Renditedatenreihen ergibt sich als weiterer Vorteil eine höhere Stabilität der Berechnungen. Ferner wurde die Kategorie der Dachfonds von vornherein aus der Analyse ausgeschlossen, um eine Konzentration auf „reine“ Handelsstrategien zu erlauben, wodurch sich unsere Stichprobe um weitere 853 Fonds verkleinert. Ferner ist anzumerken, dass unsere Resultate nicht durch die Nichtberücksichtigung nicht mehr existenter Fonds („Survivorship Bias“) verzerrt werden, da wir darin auch 844 nicht mehr bestehende Hedgefonds berücksichtigen; dabei handelt es sich um Fonds mit mindestens 24 Beobachtungen, die jedoch noch innerhalb des Beobachtungszeitraums aufhörten zu existieren.

¹⁴ Siehe Kohonen (1997), Deboeck und Kohonen (1998) oder die SOM_PAK-Dokumentation zu Einzelheiten der SOM-Methodik.

¹⁵ Betrachtet man etwa einen Fall, in dem alle Eingabevektoren (d. h. hier die einzelnen Hedgefonds) in Dimension 15 (d. h. bei der 15. Beobachtung in der bisherigen Renditeentwicklung eines Fonds) eine Rendite nahe 0,1 aufweisen, dann ist der Wert aller trainierten Referenzvektoren bei Position 15 nahe oder gleich 0,1. Somit wird der absolute Abstand zwischen jedem Eingabevektor und allen richtig trainierten Referenzvektoren für die Dimension 15 sehr nahe bei null liegen und sich daher nicht auf die Ermittlung des Gewinnerknotens auswirken.

¹⁶ SOM_PAK wurde von http://ftp.funet.fi/pub/sci/neural/cochlea/som_pak/ heruntergeladen.

Um Ergebnisse zu erzielen, die die rasche Entwicklung des Hedgefondssektors in den letzten Jahren widerspiegeln, liegt der Schwerpunkt unserer Untersuchungen auf der Klassifikation von Fonds aus dem zehnjährigen Zeitraum von April 1994 bis April 2004. Somit verbleibt eine Stichprobe von insgesamt 2.442 Fonds.¹⁷

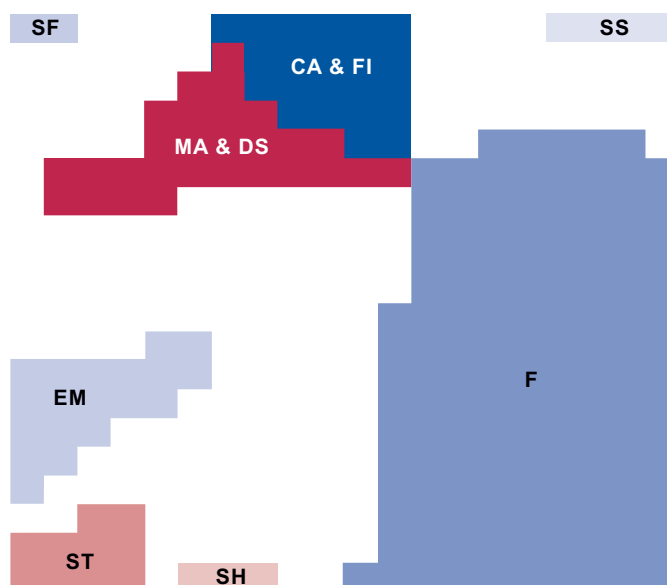
4 Ergebnisse

Im oben beschriebenen Kartierungsverfahren werden neun charakteristische Hedgefondskategorien ermittelt (Grafik 1 zeigt die entsprechende SOM und Tabelle 1 eine Gegenüberstellung der angegebenen und empirisch

bestätigten Hedgefondsklassen). In Anlehnung an Fung und Hsieh (1997) sowie Brown und Goetzmann (2003) erfolgt die Bezeichnung der Klassen gemäß dem selbstdeklarierten vorherrschenden Anlagestil in den jeweiligen Gruppen: Convertible Arbitrage und Fixed Income (CA & FI), Emerging Markets (EM), Futures (F), Merger Arbitrage und Distressed Securities (MA & DS), Sector Financial (SF), Sector Healthcare (SH), Sector Technology (ST), Short Selling (SS) und die Kategorie „Sonstige“, in der alle Fonds zusammengefasst werden, die in keine andere Gruppe eingestuft werden konnten.

Grafik 1

Empirische Darstellung von Hedgefondsstilen



Quelle: CISDM, eigene Berechnungen.

Anmerkung: Stilisierte Darstellung einer aus 20x20 Feldern bestehenden Karte, die mit unserer Stichprobe trainiert wurde. Die vorliegende Karte wurde mit folgenden Parameterspezifikationen erstellt: Grobabsimmung: 13.000 Lernzyklen mit $\alpha(0) = 0,06$ und einem Lernradius von 11; Feinabstimmung: 4.000 Lernzyklen mit $\alpha(0) = 0,01$ und einem Lernradius von 3. Die Ergebnisse waren bei einer Veränderung der Parameterwerte (innerhalb angemessener Grenzen) jedoch sehr stabil.

¹⁷ Die verbleibenden Fonds lassen sich hinsichtlich ihrer Strategien (laut Eigenangaben der Fonds) wie folgt unterteilen: 136 Convertible-Arbitrage-Fonds, 74 Distressed-Securities-Fonds, 832 Equity-Hedge-Fonds, 133 Emerging-Markets-Fonds, 821 Futures-Fonds, 80 Fixed-Income-Fonds, 76 Global-Macro-Fonds, 114 Merger-Arbitrage-Fonds, 26 Finanzsektorfonds, 28 Gesundheitswesensfonds, 7 Immobilienfonds, 46 Technologiefonds, 25 Short-Selling-Fonds, 27 Multisektorfonds und 17 Long-Only-Fonds.

Diese Kategorien belegen unterschiedlich große Ausschnitte auf der Karte. Während sich Managed Futures in dieser Hinsicht als große Gruppe erweisen, die auf der Karte viel Platz einnimmt, kommen andere Anlagestile wie die sektorspezifischen Fonds (Finanzsektor, Gesundheitswesen, Immobilien, Technologie, Short-Selling und Multisektor) mit relativ wenig Raum aus. Die Information, die sich aus der Größe der Felder ableiten lässt, kann dazu herangezogen werden, die Streuung innerhalb der neun ermittelten Anlagestilgruppen zu beurteilen, da der euklidische Abstand zur Abbildung von Renditeähnlichkeiten auf der Karte verwendet wird.

Im Gegensatz zu bisherigen Forschungsarbeiten (siehe Brown und Goetzmann, 2003, oder Miceli und Susinno, 2003) weisen unsere Erkenntnisse darauf hin, dass die Konsistenz der Eigenangaben zu Fondsstilen differenziert zu betrachten ist (siehe Tabelle 1). Feststellbar ist, dass bei einigen Hedgefondsstilen die Selbsteinstufung recht gut funktio-

niert: Insbesondere Hedgefonds der Kategorien Short-Selling-Fonds und Finanzsektorfonds sowie der Managed-Futures-Fonds sind weitgehend konsistent bei den selbstdeklarierten Strategien. In all diesen Fällen sind mehr als 65% der entsprechenden Fonds sinnvoll zu Clustern zusammengefasst: Die von den Fonds selbst gewählte Charakterisierung hat somit im Hinblick auf ein bestimmtes Renditemuster wirtschaftlichen Gehalt. Futures- und Short-Selling-Strategien sind mit einer richtigen Selbsteinstufung von jeweils über 79% in unserer Karte besonders gut in Gruppen abgebildet. Bei Managed-Futures-Fonds wird so die Hypothese untermauert, dass sich diese Fonds durch idiosynchratische Handelsstrategien, die sich auf ihre Erträge auswirken, ziemlich stark von anderen Hedgefondsstilen unterscheiden.

Bei einigen anderen Strategien zeichnet sich zwar ein charakteristischer Handelsstil ab, doch ist ersichtlich, dass sich eine beträchtliche Anzahl von Fonds selbst falsch einstuft. Im Fall von Merger-Arbitrage-

Tabelle 1

**Gegenüberstellung von selbstdeklarierten Strategien (Zeilen)
und empirisch bestätigten charakteristischen Strategien (Spalten)**

	CA	DS	EH	EM	F	FI	GM	MA	SF	SH	SR	SS	ST	SMS	LO
CA und FI	54,4	21,6	4	8,3	1,8	57,5	10,5	8,8	0	0	0	0	0	0	0
DS und MA	11	28,4	5,8	5,3	1,3	3,8	7,9	50,9	0	0	29	0	0	0	0
EM	1,5	1,4	4,3	42,1	0,4	0	2,6	0,9	0	0	0	0	6,5	0	5,9
F	1,5	4,1	6,1	1,5	79,5	11,3	35,5	2,6	3,8	0	14	0	8,7	0	0
SF	0	0	1,6	0,8	0,2	0	1,3	0	65,4	7,1	14	0	0	0	0
SH	0	0	1,2	0	0	0	1,3	0	0	53,6	0	0	0	14,8	0
SS	0	0	1,8	0	0,5	2,5	0	0	0	0	0	88	0	0	0
ST	0	1,4	3,1	1,5	0	0	2,6	0,9	0	3,6	0	0	41,3	7,4	24
Sonstige	31,6	43,1	72,1	40,5	16,3	24,9	38,3	35,9	30,8	35,7	43	12	43,5	77,8	71
Summe ¹	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Gesamt ²	136	74	832	133	821	80	76	114	26	28	7	25	46	27	17

Quelle: CISDM, eigene Berechnungen.

Anmerkung: Bei den angegebenen Zahlen handelt es sich um Prozentpunkte. Die Abkürzungen haben folgende Bedeutung: CA & FI (Convertible Arbitrage & Fixed Income), EH (Equity Hedge & Market Neutral), EM (Emerging Markets), F (Managed Futures), GM (Global Macro), LO (Long Only), MA & DS (Merger Arbitrage & Distressed Securities), SF (Sector Financial), SH (Sector Healthcare & Biotechnology), SS (Short Selling), SMS (Sector Multi-Sector), ST (Sector Technology).

¹ In %.

² Gesamtanzahl der Fonds in der jeweiligen Kategorie.

Fonds, Convertible-Arbitrage-Fonds und Fixed-Income-Fonds können nur 50% bis 60% mit Fonds desselben Typs zu einer sinnvollen Gruppe zusammengefasst werden. Ferner ergibt sich bei Distressed-Securities-, Emerging-Markets- und Technologie-sektorfonds ein erhebliches Maß an Fehleinstufungen; die Karte erkennt diese Stile zwar, aber gut mehr als die Hälfte der Fonds, die laut Eigenangaben zu einer dieser Gruppen gehören, verteilen sich auf der Karte auf andere Klassen. Als Vorbehalt ist allerdings anzumerken, dass all diese Anlagestile trotz der eher beschränkten Fläche, die sie auf der Karte einnehmen, einen angemessenen Prozentsatz von gleichartigen Fonds innerhalb dieser Grenzen vereinen können. Dennoch mahnen diese Ergebnisse zur Vorsicht bei Investmententscheidungen und bei einer Beurteilung der Performance der genannten Fondsklassen.

Darüber hinaus ergibt unsere Analyse bei einer Reihe von seitens der Fondsmanager bekannt gegebenen Hedgefondsstilen keine oder nur sehr beschränkte Ähnlichkeiten bei den Renditen. Insbesondere scheint der so genannte Equity-Hedge-Stil keine nützliche Selbsteinstufung darzustellen, da er zu viele unterschiedliche Untergruppen umfasst, wodurch die Bezeichnung irreführend wird – Equity-Hedge-Fonds verteilen sich im Wesentlichen über die gesamte Karte. Ähnliches gilt für Multisektor- und Long-Only-Fonds: Obwohl sie in einigen Bereichen der Karte stärker konzentriert sind, bilden sie keinen homogenen Cluster. Auch bei diesen Fondsgruppierungen ist also Vorsicht bei der Einrichtung von Dachfonds und der Performanceanalyse geboten.

Neben diesen Ergebnissen hinsichtlich der Konsistenz liefert die SOM auch Erkenntnisse über Ähnlich-

keiten verschiedener bekannt gegebener Hedgefondsstrategien, so dass diese Stile beim Aufbau des Portfolios von Dachfonds als austauschbar gelten könnten. So weisen etwa laut SOM Merger-Arbitrage-Fonds und Distressed-Securities-Fonds ein- und denselben Anlagestil auf. Aufgrund der binären Natur der zugrunde liegenden Geschäfte (Geschäftsabschluss ja/nein bzw. Konkurs ja/nein) sowie der Tatsache, dass übernommene Unternehmen häufig in einer finanziellen „Notlage“ sind, erscheint die Nähe von Merger-Arbitrage- und Distressed-Securities-Fonds aus wirtschaftlicher Sicht absolut plausibel. Auch für Convertible-Arbitrage- und Fixed-Income-Fonds wird in der SOM ein einziger Stil ausgewiesen. Als ein Grund dafür kann die Tatsache angeführt werden, dass beide in Anleihen veranlagen. Außerdem finden sich Fonds mit sektoraler Spezialisierung (Technologie, Gesundheitswesen, Finanzsektor, Multisektor) relativ weit am Rand der Karte. Der Abstand dieser Gruppen etwa zu Managed-Futures-Fonds lässt sich ökonomisch dadurch erklären, dass diese Fonds viel stärker von Aktienmärkten bestimmt werden als Managed-Futures-Fonds. Die Karte ließe sich also auch nach dem Engagement auf dem Aktienmarkt aufteilen, was für den unteren und linken Bereich von Bedeutung zu sein scheint (siehe Grafik 1). Diese Feststellung wird durch die Tatsache gestützt, dass die Short-Selling-Hedgefonds in der gegenüberliegenden Ecke (rechts oben) angesiedelt sind.

Um festzustellen, ob bei Hedgefonds eine Tendenz zur Änderung ihres (auf der Rendite basierenden) Anlagestils im Zeitverlauf besteht, unterteilen wir unsere Stichprobe in zwei Fünfjahreszeiträume. Fonds mit weniger als 110 Datenpunkten werden

Tabelle 2

Gegenüberstellung von selbstdeklarierten Strategien (Zeilen)

und empirisch bestätigten charakteristischen Strategien (Spalten) für die Fonds aus der ausgewogenen Stichprobe von Mai 1994 bis April 1999

	CA	DS	EH	EM	F	FI	GM	MA	SF	SH	SS	ST	SMS	LO
CA, DS und MA	95	79	31	0	3	25	0	83	0	0	0	0	20	0
EM	0	0	1	78	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	0	7	5	6	91	75	30	0	0	0	0	0	0	0
SF	5	0	9	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
SS	0	0	6	6	1	0	0	0	0	0	83	0	0	0
Sonstige	0	14	48	11	6	0	70	17	0	100	17	100	80	100
Summe ¹	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Gesamt ²	19	14	116	18	232	4	10	23	6	1	6	3	5	2

Quelle: CISDM, eigene Berechnungen.

Anmerkung: Die Abkürzungen haben folgende Bedeutung: CA & FI (Convertible Arbitrage & Fixed Income), EH (Equity Hedge & Market Neutral), EM (Emerging Markets), F (Managed Futures), GM (Global Macro), LO (Long Only), MA & DS (Merger Arbitrage & Distressed Securities), SF (Sector Financial), SH (Sector Healthcare & Biotechnology), SS (Short Selling), SMS (Sector Multi-Sector), ST (Sector Technology).

¹ In %.

² Gesamtanzahl der Fonds in der jeweiligen Kategorie.

in dieser Analyse nicht berücksichtigt, um die historische Entwicklung der Hedgefonds während der beiden Fünfjahreszeiträume verfolgen und eine ausreichende Überschneidung der Renditen sicherstellen zu können, sodass die Berechnungen robust sind. Somit verbleiben 459 Fonds in der Stichprobe für den Style Creep.

Die Tabellen 2 und 3 zeigen die Gegenüberstellungen, die sich aus den jeweiligen Karten für die beiden

Fünfjahreszeiträume ergeben. Im Allgemeinen sind die Prozentsätze für konsistente Selbsteinstufungen in Tabelle 2 und Tabelle 3 höher, da die Stichprobe sehr rigoros eingeschränkt wurde, um die Entwicklung der Selbsteinstufungen seitens der Fonds genau verfolgen zu können. Dies führte zu einer niedrigerdimensionalen Karte (10x10 Felder statt 20x20 Felder) und dazu, dass aus dem SOM-Klassifikationsprozess eine

Tabelle 3

Gegenüberstellung von selbstdeklarierten Strategien (Zeilen)

und empirisch bestätigten charakteristischen Strategien (Spalten) für die Fonds aus der ausgewogenen Stichprobe von Mai 1999 bis April 2004

	CA	DS	EH	EM	F	FI	GM	MA	SF	SH	SS	ST	SMS	LO
CA, DS und MA	79	79	17	17	5	25	0	74	0	0	0	0	0	0
EM	0	0	5	50	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0
F	16	0	11	6	86	75	30	4	0	0	0	0	0	0
SF	0	0	5	0	0	0	0	0	83	0	0	0	0	0
SS	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	83	0	0	0
Sonstige	5	21	58	28	9	0	70	17	17	100	17	100	100	100
Summe ¹	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Gesamt ²	19	14	116	18	232	4	10	23	6	1	6	3	5	2

Quelle: CISDM, eigene Berechnungen.

Anmerkungen: Die Abkürzungen haben folgende Bedeutung: CA & FI (Convertible Arbitrage & Fixed Income), EH (Equity Hedge & Market Neutral), EM (Emerging Markets), F (Managed Futures), GM (Global Macro), LO (Long Only), MA & DS (Merger Arbitrage & Distressed Securities), SF (Sector Financial), SH (Sector Healthcare & Biotechnology), SS (Short Selling), SMS (Sector Multi-Sector), ST (Sector Technology).

¹ In %.

² Gesamtanzahl der Fonds in der jeweiligen Kategorie.

geringere Anzahl von Stilgruppen hervorging (sechs statt neun Gruppen). Dass unsere Style-Creep-Stichprobe nun überdies einem ausgewogenen Panel näher kommt, erleichtert die SOM-Klassifizierung. Im Vergleich zu Tabelle 1 (Gegenüberstellung Zehnjahreszeitraum) liegt hier eine weitgehende Konsistenz der ermittelten Fondsstile mit guter bzw. schlechter Selbsteinstufung vor. Auch hier liegen wieder Futures-, Short-Selling- und Finanzsektorfonds an der Spitze, während sich Equity-Hedge-Fonds über die gesamte Karte verteilen. Somit ist die Stilkonsistenz verschiedener Hedgefondsgruppen im Zeitverlauf im Großen und Ganzen gleich geblieben. Allerdings scheinen die Ergebnisse für den Zeitraum von 1999 bis 2004 darauf hinzuweisen, dass inkonsistente Stilangaben bei Hedgefonds im Steigen begriffen sind.

Die Ähnlichkeiten zwischen Tabelle 2 und Tabelle 3 sollten nicht voreilig als Zeichen dafür interpretiert werden, dass Fonds ihren Anlagestil im Zeitverlauf nicht ändern. Zur

Analyse dieses Style Creep wird jeder Fonds für sich betrachtet. So lässt sich feststellen, ob sich die SOM-basierte Stilzuordnung vom ersten zum zweiten Zeitraum verändert hat. In Tabelle 4 werden diese Ergebnisse für die gesamte Stichprobe sowie für die einzelnen Fondsgruppen zusammengefasst. Nachdem bei mehr als 23% der Fonds im Beobachtungszeitraum eine Stiländerung feststellbar ist, zeigt sich, dass Style Creep im Hedgefondssektor sehr wohl eine Rolle spielt, wenn auch keine so prominente wie bei den Investmentfonds (siehe z. B. Kim et al., 2000, oder Gallo und Lockwood, 1999). Insgesamt ist beachtenswert, dass bei der Tendenz zum Style Creep ein deutlicher Unterschied zwischen Fonds mit guter Selbsteinstufung (dritte Zeile in Tabelle 4) und solchen mit schlechter Selbsteinstufung (zweite Zeile in Tabelle 4) besteht. Die ex post ermittelte Wahrscheinlichkeit einer Stiländerung ist bei Hedgefonds mit fehlerhafter Selbsteinstufung doppelt so hoch (11,7% gegenüber 23,3%).

Tabelle 4

Style Creep nach Hedgefondsklasse					
	EM	SF	CA, MA, DS	SS	F
Style Creep, absolut ¹	7	8	31	6	27
Style Creep, in % ²	43,80	47,10	33,70	40	12,10
Style Creep bei richtiger Selbsteinstufung, absolut ³	5	1	7	0	20
Style Creep bei richtiger Selbsteinstufung, in % ⁴	35,70	16,70	14,60	0	9,50
Anzahl richtiger Selbsteinstufungen ⁵	14	6	48	5	210
Gesamt ⁶	16	17	92	15	224

Quelle: CISDM, eigene Berechnungen.

¹ Anzahl der Fonds je Kategorie, deren Zugehörigkeit sich im Zeitraum 1999–2004 gegenüber den Kartierungsergebnissen für den Zeitraum 1994–99 änderte.

² Anteil der Fonds (an allen Fonds in der jeweiligen Kategorie), deren Zugehörigkeit sich im Zeitraum 1999–2004 änderte.

³ Anzahl der Fonds, welche im Zeitraum 1994–99 zwar richtig klassifiziert waren, deren Zugehörigkeit sich jedoch im Zeitraum 1999–2004 änderte.

⁴ Anteil der Fonds (an allen richtig eingestuftem Fonds der jeweiligen Kategorie), welche im Zeitraum 1994–99 zwar richtig klassifiziert waren, deren Zugehörigkeit sich jedoch im Zeitraum 1999–2004 änderte.

⁵ Anzahl der Fonds, die sich im Zeitraum 1994–99 selbst richtig eingestuft hatten.

⁶ Gesamtanzahl der Fonds in der jeweiligen Kategorie.

Unsere Untersuchungen führen somit die von Barés et al. (2001) erbrachten Beweise für Stilverschiebungen weiter aus. Man ist also versucht, folgenden Schluss zu ziehen: „Wer einmal lügt, dem glaube nicht.“

Eine Analyse des Style Creep in den verschiedenen Fondskategorien bekräftigt dieses Argument. Fondsklassen mit hohen Werten für die Konsistenz ihrer Selbsteinstufung neigen im Zeitverlauf weniger zu Stiländerungen. Futures-Fonds etwa scheinen in ihrem intertemporalen Veranlagungsstil ziemlich konsistent vorzugehen. Emerging-Markets-Fonds hingegen tendieren anscheinend eher zu einer Stiländerung, während Finanzsektor- und Short-Selling-Fonds über die gesamte Stichprobe hinweg tendenziell eine höhere Style-Creep-Tendenz aufweisen, die jedoch bei Fonds mit korrekter Selbsteinstufung deutlich niedriger ausfällt. Zu bedenken ist dabei allerdings, dass nicht alle Fondskategorien dieselbe Fläche auf der Karte einnehmen. Da der euklidische Abstand als Hilfsvariable für die Ähnlichkeit der Renditen verwendet wird, scheinen bei kleinen Fondskategorien wie Short-Selling-Fonds (SS) und Finanzsektorfonds (SF) bereits vergleichsweise geringfügige Abweichungen bei den Renditemerkmalen als Style Creep auf. Zusammenfassend dokumentiert unsere Analyse, dass es im Hedgefondssektor sehr wohl zu einem Style Creep kommt, wobei Fonds mit Fehleinstufung eine höhere Tendenz zur Stiländerung aufweisen.

5 Schlussfolgerungen

Trotz einiger gemeinsamer Merkmale sind Hedgefonds eine äußerst heterogene Anlagekategorie. Eine allgemein anerkannte Taxonomie für Hedgefonds ist bislang noch ausständig, da der Wechsel von Short- und Long-

Positionen mit herkömmlichen regressionsbasierten Klassifikationsverfahren schwer abzudecken ist. In diesem Beitrag wird eine Klassifikation von Hedgefondsstilen vorgelegt, die auf der Ermittlung von Hedgefondsgruppierungen mit ähnlichen Renditemerkmalen mittels Self-Organizing Maps (SOM) beruht.

Anhand von Daten für eine Stichprobe von 2.442 eingestellten und aktiven Hedgefonds aus einem Zeitraum von zehn Jahren lassen sich neun Hedgefondskategorien ermitteln. Bisherige Erkenntnisse, die eine relativ zutreffende Selbsteinstufung von Hedgefonds dokumentieren (z. B. Brown und Goetzmann, 2003, sowie Miceli und Susinno, 2003), können nur zum Teil bestätigt werden. Während sich Managed-Futures- und Short-Selling-Fonds bei der Verfolgung ihrer selbst-deklarierte Strategien als sehr konsistent erweisen, zeigen sich andere Hedgefondskategorien (wie Fixed-Income-, Convertible-Arbitrage-, Merger-Arbitrage-, Distressed-Securities-, Technologiesektor- und Gesundheitswesenfonds) bei der Selbsteinstufung nur mäßig erfolgreich. Außerdem geht aus den vorliegenden Ergebnissen hervor, dass mehrere auf Eigenangaben beruhende Hedgefondsstile kaum Ähnlichkeiten aufweisen und sehr stark unterschiedliche Renditemuster umfassen, wodurch diese gewählten Bezeichnungen relativ wertlos werden (z. B. die Kategorie Equity Hedge und Market Neutral). Die SOM-Methode zeigt überdies Ähnlichkeiten zwischen einer Reihe seitens der Fonds bekannt gegebener Strategien, z. B. zwischen Merger-Arbitrage- und Distressed-Securities-Fonds, auf.

Anhand einer ausgewogenen Stichprobe von Fonds über zwei Fünfjahreszeiträume war festzustellen, dass im späteren Zeitraum der Gesamtanteil

an Fonds mit korrekter Selbsteinstufung sinkt, was bedeutet, dass es seit 1999 zu stärkeren Inkonsistenzen des Anlagestils kommt. Ferner legen die Ergebnisse nahe, dass der so genannte Style Creep im Hedgefondssektor sehr wohl von Belang ist. Bei Fonds aus Stil kategorien, die für Fehleinstufungen besonders anfällig sind (etwa Equity-Hedge-Fonds), lässt sich dieser

Effekt sehr gut beobachten. Anscheinend verändern Hedgefonds aus Kategorien mit mangelhafter Selbsteinstufung ihren (renditebasierten) Anlagestil ziemlich häufig, während Fonds aus homogeneren Gruppen – wie Managed-Futures-Fonds oder Short-Selling-Fonds – ein stabileres und konsistenteres Anlageverhalten an den Tag legen.

Literaturverzeichnis

- Ackermann, C., R. McEnally und D. Ravenscraft. 1999.** The Performance of Hedge Funds: Risk, Return, and Incentives. *Journal of Finance* 54. 833–874.
- Agarwal, V. und N. Y. Naik. 2000.** Multi-Period Performance Persistence Analysis of Hedge Funds. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 35(3). 327–342.
- Agarwal, V. und N. Y. Naik. 2002.** Risk and Portfolio Decisions Involving Hedge Funds. Working Paper London Business School.
- Barés, P. A., R. Gibson und S. Gyger. 2001.** Style Consistency and Survival Probability in the Hedge Funds' Industry. Working Paper: Institut für schweizerisches Bankwesen.
- Brealey, R. A. und E. Kaplanis. 2001.** *Journal of International Finance* 4/1. 161–187.
- Brittain, W. H. B. 2001.** Hedge Funds and the Institutional Investor. *Journal of International Financial Management and Accounting* 12. 225–234.
- Brown, S. J. und W. N. Goetzmann. 1997.** Mutual Fund Styles. *Journal of Financial Economics* 43. 373–399.
- Brown, S. J. und W. N. Goetzmann. 2003.** Hedge Funds with Style. *Journal of Portfolio Management* 29. 101.
- Buetow Jr., G. W., R. R. Johnson und D. E. Runkle. 2000.** The Inconsistency of Return-Based Style Analysis. *Journal of Portfolio Management* 26. 61–77.
- Carhart, M. 1997.** On Persistence in Mutual Fund Performance. *Journal of Finance* 52. 57–82.
- Deboeck, G. J. 1998.** Picking Mutual Funds with Self-Organizing Maps. In: Deboeck, G. und T. Kohonen (Hrsg.). *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. Springer: 39–58.
- Deboeck, G. 1999.** Self-Organizing Maps Facilitate Knowledge Discovery in Finance. *Financial Engineering News* 8.
- Deboeck, G. und T. Kohonen (Hrsg.). 1998.** *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. Springer.
- Deboeck, G. J. und A. Ultsch. 1998.** Picking Stocks with Emergent Self-Organizing Value Maps. *Neural Net World* 10. In: Deboeck, G. und T. Kohonen (Hrsg.). *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. Springer: 203–216.
- De Bondt, E. und P. G. Cottrell. 1998.** Projection of Long-Term Interest Rates with Maps. In: Deboeck, G. und T. Kohonen (Hrsg.). *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. Springer: 24–38.
- diBartolomeo, D. und E. Witkowski. 1997.** Mutual Fund Misclassification: Evidence Based on Style Analysis. *Financial Analysts Journal* 53(5). 32–43.
- Ennis, R. M. und M. D. Sebastian. 2003.** A Critical Look at the Case for Hedge Funds. *Journal of Portfolio Management* 29. 103–112.
- EZB – Europäische Zentralbank. 2004.** Growth of the Hedge Fund Industry: Financial Stability Issues. In: *ECB Financial Stability Review* 2004. 123–132.

- Fama, E. F. und K. R. French. 1992.** The Cross-Section of Expected Stock Returns. *Journal of Finance* 47. 427–465.
- Fung, W. und D. A. Hsieh. 1997.** Empirical Characteristics of Dynamic Trading Strategies: The Case of Hedge Funds. *Review of Financial Studies* 10. 275–302.
- Fung, W. und D. A. Hsieh. 1998.** Performance Attribution and Style Analysis: From Mutual Funds to Hedge Funds. Working Paper.
- Fung, W. und D. A. Hsieh. 2001.** The Risk in Hedge Fund Strategies: Theory and Evidence from Trend Followers. *Review of Financial Studies* 14/2. 313–341.
- Fung, W. und D. A. Hsieh. 2002.** Asset-Based Style Factors for Hedge Funds. *Financial Analysts Journal* 58. 16–27.
- Furfine, C. 2001.** The Costs and Benefits of Moral Suasion: Evidence from the Rescue of LTCM. BIS Working Paper No. 103.
- Gallo, J. G. und L. J. Lockwood. 1999.** Fund Management Changes and Equity Style Shifts. *Financial Analysts Journal* 55(5). 44–52.
- Glosten, L. und R. Jagannathan. 1994.** A Contingent Claim Approach to Performance Evaluation. *Journal of Empirical Finance* 1. 133–160.
- Goetzmann, W. N., J. Ingersoll und S. A. Ross. 1998.** High Water Marks. NBER Working Paper No. 6413.
- Haykin, S. 1998.** *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall.
- Humayun, K. M. und M. K. Hassan. 2004.** The Near Collapse of LTCM, US Financial Stock Returns, and the Fed. *Journal of Banking and Finance* 29. 441–460.
- Jorion, P. 2000.** Risk Management Lessons from Long-Term Capital Management. *European Financial Management* 6. 277–300.
- Kandel, E., S. Kandel und R. Wermers. 2004.** Endogenous Benchmarks. Working Paper University of Maryland.
- Kho, B. C., D. Lee und R. Stulz. 2000.** U.S. Banks, Rises and Bailouts: From Mexico to LTCM. *American Economic Review* 90. 28–31.
- Kim, M., R. Shukla und M. Tomas. 2000.** Mutual Fund Objective Misclassification. *Journal of Economics and Business* 52. 309–323.
- Kohonen, T., J. Hynninen, J. Kangas und J. Laaksonen. 1995.** SOM_PAK, The Self-Organizing Map Program Package. Helsinki University of Technology, Laboratory of Computer and Information Science.
- Kohonen, T. 1997.** *Self-Organizing Maps*. Springer.
- Kumar, A. und V. Pons. 2002.** Behavior and Performance of Investment Newsletters. Working Paper: Yale University.
- Lamont, O. 1997.** Cash Flow and Investment: Evidence from Internal Capital Markets. *The Journal of Finance* 52. 83–110.
- Maillet, B. und P. Rousset. 2003.** Classifying Hedge Funds with Kohonen Maps: A First Attempt. *Computational Economics*. Series in Advances in Computational Economics and Management Sciences. Kluwer Academic Press.
- Mangiameli, P., S. K. Chen und D. West. 1996.** A Comparison of SOM Neural Network and Hierarchical Clustering Methods. *European Journal of Operational Research* 93. 402–417.
- Merkel, D. und A. Rauber. 2001.** Automatic Labeling of Self-Organizing Maps for Information Retrieval. *Journal of Systems Research and Information Systems* 10.
- Mitchell, M. und T. Pulvino. 2001.** Characteristics of Risk and Return in Risk Arbitrage. *Journal of Finance* 56. 2135–2175.
- Miceli, M. A. und G. Susinno. 2003.** Using Trees to Grow Money. *Risk* 16(11).
- Moreno, D., I. Olmeda und P. Marco. 2002.** A New Look on Classification of Spanish Mutual Funds. Working Paper Universidad de Alcalá.

- Rauber, A., E. Pampalk und D. Merkl. 2003.** The SOM-enhanced JukeBox: Organization and Visualization of Music Collections Based on Perceptual Models. *Journal of New Music Research (JNMR)* 32(2). 193–210.
- SEC – Securities and Exchange Commission. 2003.** Implications of the Growth of Hedge Funds. Staff Report to the United States Securities and Exchange Commission.
- Sharpe, W. F. 1992.** Asset Allocation: Management Style and Performance Measurement. *Journal of Portfolio Management* 18. 7–19.
- Ultsch, A. und C. Vetter. 1994.** Self-Organizing-Maps versus Statistical Clustering Methods: A Benchmark. Research Report 0994. FG Neuroinformatik und Künstliche Intelligenz. University of Marburg.