



Präferenz Cluster

Eine Daten- und Präferenz basierte Unterteilung in Peer Groups

Executive Summary und Conclusio

- Wir betrachten für eine diversifizierte Gruppe von Fonds Präferenz-getriebene Clustering Verfahren zur Einschätzung von Ähnlichkeiten bzgl. vorgegebener Attribute.
- So erhaltene Cluster-Untergruppen dienen einer Unterteilung in Peer Gruppen nach Präferenzkriterien anstelle herkömmlicher Zuordnung nach Stilrichtung.
- Neben der Partition in präferierte Attributs-Cluster als alternative Peer Gruppen dient diese Methodik insbesondere auch der Präferenz basierten Fonds Selektion (s. dazu auch „Attribute Based Selection“, *Analytics Insight Report 10*, Juni 2013).

Grundlegendes

Die Theorie der Portfolio Konstruktion ist voll von quantitativen Architekturen, häufig gekrönt durch Optimierungsprozesse um letztendlich das „optimale“ Portfolio für die Zukunft zu konstruieren. In der Praxis basieren diese Methoden auf einer Anzahl von Annahmen an die zukünftige Entwicklung von Wirtschaft, Märkten und Anlegerverhalten, die sich dann in der Realität doch ganz anders heraus stellt. In vielen Fällen produziert das ex ante konstruierte optimale Portfolio in der Folge nur unterdurchschnittliche Erträge. Zumindest aber geben die Theorien eine Rezeptur zum Aufbau eines Portfolios, auch ein heuristisch und ad hoc konstruiertes Portfolio hängt von der Sinnhaftigkeit der Konstruktionsmethodik sowie einer favorablen Marktentwicklung ab.

Es ist aber nicht nur das Abgeben unsicherer Zukunftsprognosen, welche konstruierten Portfolien das Leben in der Praxis erschwert. Unabhängig von der Methodik ein Portfolio zu konstruieren, erfolgt der Aufbau für ein reines Fonds-Portfolio häufig über zwei Schritte: Im ersten wird aus dem Anlageuniversum ein Markt-Segment und/oder ein Strategiestil ausgewählt, um in zweiten Schritt dann innerhalb der so gewählten Peer Gruppe einen oder mehrere Vertreter zu bestimmen. Bereits der erste Schritt, die Unterteilung des Anlageuniversums, genügt in der Praxis i.a. schon nicht den Anforderungen einer Konstruktionsmethodik. So werden häufig Fonds in Strategie-Peer Gruppen zusammengepackt, obwohl sie vom Marktverhalten nur wenig Vergleichbares bieten.

Die Entwicklung auf der Anbieter Seite hat simplistische Ansätzen zur Unterteilung des Anlageuniversums das Leben zusätzlich erschwert: Die Flut an Strategievarianten, welche sich nicht mit der Bearbeitung einzelner Sektoren begnügen sondern Sektor-übergreifend aktiv werden, sowie die als Monetisierung gewisser Risikoprämien hochstilisierten, statischen oder regelbasierten Strategien machen eine eindeutige und Sinn gebenden Partitionierung des Fonds Universums in Peer Gruppen mit gängiger Methodik nahezu unmöglich. Insbesondere Methoden eine Zuordnung auf Basis einfacher Kriterien oder gar ungeprüfter Aussagen seitens der Anbieter herbeizuführen sind hier hoffnungslos überfordert.

Um die Angebotsvielfalt einer sinnvollen Unterteilung zuzuführen, derart dass Mitglieder einer Peer Gruppe wirklich in nachvollziehbarem Maß „ähnlich“ sind, sollten zumindest Daten getriebene Zuordnungen genutzt werden. Gerade im Bereich Data Mining gibt es eine Reihe von Clustering Verfahren, welche sich hier anbieten. So werden z.B. insbesondere im FX Bereich seit etlichen Jahren Minimum Spanning Trees (MSTs) zur Illustration von Gruppierungen und Hierarchien genutzt. Allerdings werden dabei stets auch „Hubs“ ausgewiesen, was leicht zu Fehlinterpretationen führt: Hubs suggerieren nicht nur Kausalität, sie werden in den einschlägigen Analysen auch als Kausalitätszentren angepriesen. MSTs sind allerdings rein Korrelations-getrieben und Korrelation ist nicht gleich Kausalität. Auch hier gilt: In quantitative Methoden nichts hineininterpretieren, was die Methoden nicht hergeben. Zur Einordnung von Fonds in Peer Gruppen wollen wir uns einfache Clustering Verfahren zu Eigen machen, die über bloße Korrelationsbetrachtungen hinausgehen.

Zur Konstruktion von Peer Gruppen im Fondsuniversum eignen sich Clustering Verfahren, welche auf Ähnlichkeiten hinsichtlich Marktverhalten abstellen, idealerweise Präferenz-basiert. Diesen Ansatz wollen wir nachfolgend am Beispiel einer kleinen Gruppe von 34 Fonds mit einfachen Methoden illustrieren.



Präferenz basiertes Clustering

Wir wollen eine, nach Stilrichtungen leicht diversifizierte Gruppe von Fonds vergleichbar machen, sodass eine Zuordnung nach Ähnlichkeit bzgl. vorgegebener Kriterien leichter möglich ist. Dazu greifen wir auf die bereits im *Analytics Insight Report 10* (Juni 2013) dargestellte „Attribute Based Selektion“ zurück. Prinzipiell erfolgt der Ausweis von Ähnlichkeiten über die Auflistung verschiedener Attribute, welche Marktverhalten wie Performance, Schwankungsintensität und Koinzidenz beschreiben und zu einem Attributs- Index aggregiert werden. Die Auswahl der Attribute wird bereits durch eigene Präferenzen bestimmt, so können als Ausweis für Performance neben dem reinen Ertrag auch Attribute wie Risiko adjustierte Erträge, Robustheit, Draw-Down/Up Verhalten etc. integriert werden. Weiterhin können über unterschiedliche Gewichtung der Attribute weitere Präferenzen wie z.B. hinsichtlich Risikoaversion zum Tragen kommen.

Clusterverfahren sind i.a. Verfahren, welche Ähnlichkeiten über Distanzen (Pseudometriken) herstellen. Auch wir gehen so vor, allerdings in sehr vereinfachter Form: Wir stellen Präferenzbasierte Indices für die Fonds auf, welche Präferenzen hinsichtlich Marktverhalten wie Performance etc., über verschiedene Attribute abbilden und stellen diese Indices gegeneinander. In einem Scatter Plot erscheinen Fonds deren Indices nahe beieinander liegen als ähnlich. Diese Methodik ist stark vereinfacht, in einem versierteren Verfahren würde man Distanzen präferierter Attribute ohne Aggregation zu einem Index in einem hochdimensionalen Raum betrachten. Neben der Auswahl der Attribute würde die gewählte Metrik (Distanzfunktion) die eigene Präferenz reflektieren.

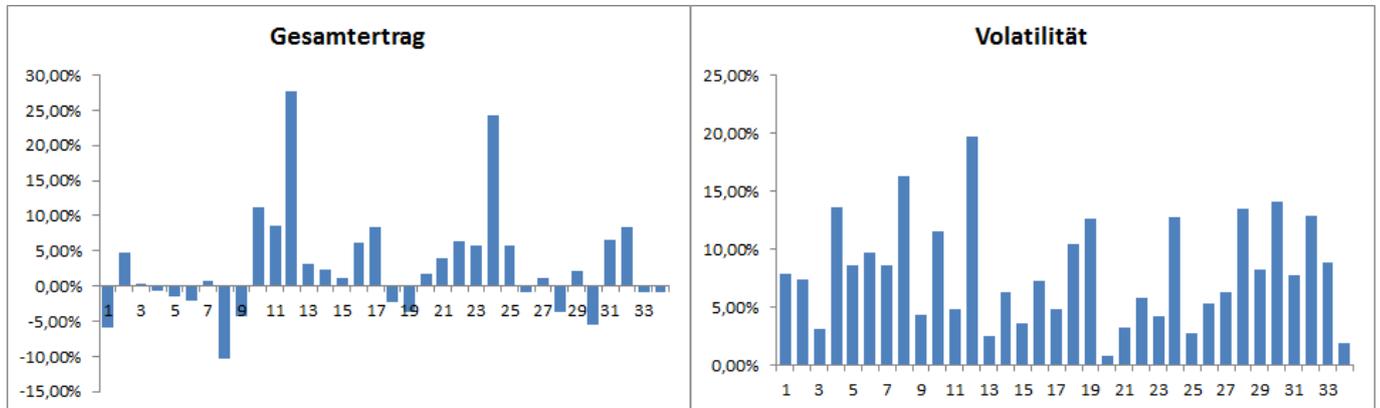
Zunächst führen wir die Liste der betrachteten Fonds auf, welche wir im weiteren Verlauf über die Laufnummern identifizieren werden:

Laufnummer	Fonds	Manager	Laufnummer	Fonds	Manager
1	AC Risk Parity	Aquila Capital	18	Esprit	Multiadvisor
2	Balanced Risk	Invesco	19	Epos	Bilku
3	Opportunities S	Bantleon	20	Credit Basis	XAIA
4	Flexible Allocation	BHF	21	Volatilits Strategy	Allianz
5	Global Allocation	Blackrock	22	Absolute Volatility Euro	Amundi
6	Flexible Multi Asset	Blackrock	23	Dymacs	Berenberg
7	Patrimoine	Carmignac	24	Alpha Volatility	Assenagon
8	Pro Deutschland	Deutsche Bank	25	Paragon	Graeff
9	Aktiv	Ethna	26	Seeyod	Natixis
10	Multiple Opportunities	FvS	27	Risk Protect III	QCP
11	Ganador	Spirit	28	Structure Invest	Lupus Alpha
12	M & W Invest	M & W Privat	29	Volatility Invest	Lupus Alpha
13	Multi Strategy	Hypo	30	Heracles	Nordea
14	Global Allocation	Raiffeisen	31	Optoflex	Feri
15	Wealth	First Private	32	Vegamind	Tungsten
16	Kapital Plus	Allianz	33	RP Vega	RP Crest
17	Stable return	Nordea	34	Dynarbitrage Volatilite	Amundi

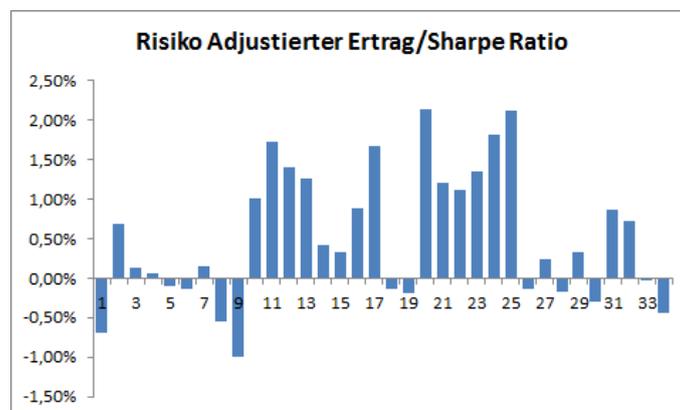
Die Beobachtungsperiode geht dabei von 1. Januar 2015 bis 30. Juni 2016. Zu Anfang haben wir Grundcharakteristika wie Gesamtertrag, Volatilität und Risikoadjustierter Ertrag zur Orientierung betrachtet. Beim Ertrag stechen die Fonds 12 und 24 auf der positiven Seite hervor, die Fonds 1 und 8 auf der negativen Seite. Fonds 24 hat sich den höchsten Ertrag der Vergleichsgruppe allerdings auch mit der höchsten Volatilität erwirtschaftet

Absolute World Analytics Insight Report 20. Ausgabe

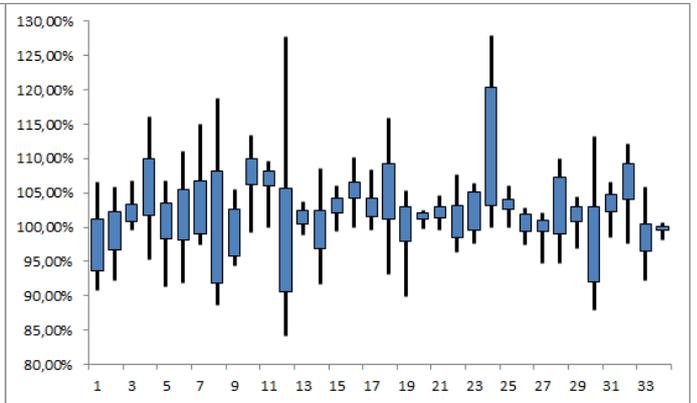
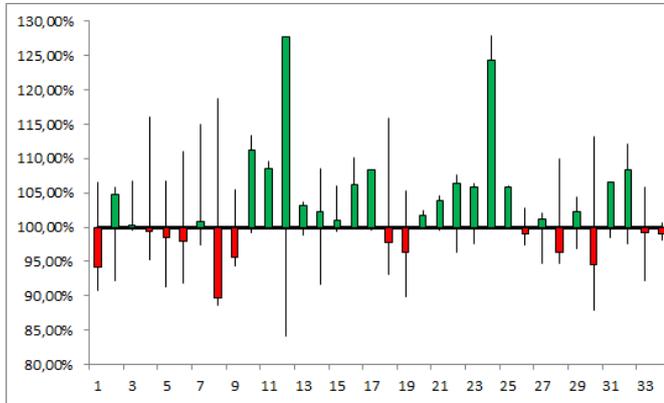
August 2016



Kleiner Mann ganz groß: In der Betrachtung der Risiko adjustierten Erträge – die Erträge in Relation zur Volatilität gesetzt, der revidierten Sharpe Ratio entsprechend – kommt der Fonds 20 groß heraus. Wohingegen der reine Ertrag im Vergleich sehr gering ausfällt, wird dieser mit außerordentlich niedriger Volatilität erwirtschaftet. Hohe Sharpe Ratio bedeutet eben nicht unbedingt hohe oder attraktive reine Erträge. Fonds 24 kann seine (mit-) führende Position auch in der Ertragsbetrachtung nach Risiko Adjustierung beibehalten.



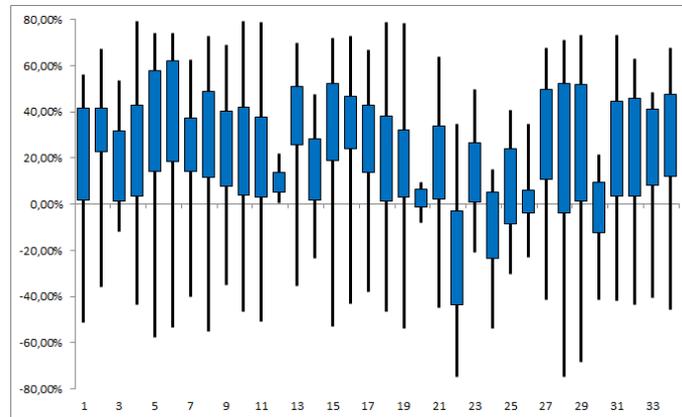
Die erste der nachfolgenden Graphiken stellt die Verteilung der Performance während der Laufzeit dar: Ausgehend von einem Anfangswert von 100% gibt der schattierte Balken der ersten Graphik den Gesamtertrag per Ende der Beobachtungsperiode wider, wobei das obere Ende des grünen schattierten Bereichs den relativen Endstand bei positiver Ertragsentwicklung, das untere Ende eines roten Bereichs den relativen Endstand bei negativer Entwicklung reflektiert. Das Ende der sich an diese Bereiche anschließenden „Fäden“ markieren die Minimal- bzw. Maximalwerte. In der zweiten Graphik reflektieren die schattierten Bereiche das 25% bis 75% Perzentil, i.e. der Bereich, in welchem die Fonds sich 50% der Zeit aufgehalten haben.



Um einen ersten Blick auf die Ähnlichkeiten der Fonds zu erhalten, haben wir nachfolgend die Korrelationsmatrix der 34 Fonds eingefügt. Darin haben wir für jeden Fonds in der jeweiligen Spalte die 3 Fonds markiert, welche zu dem vorgegebenen Fonds die höchsten Korrelationen aufweisen. Z.B. sind Fonds 5, 28, 29 die Fonds, welche zum Fonds 1 die höchste Korrelation aufweisen. Fonds 12, fällt dabei durch die niedrige Korrelation zu nahezu allen Fonds auf, der höchstkorrelierte Fonds 28 kommt gerade mal auf eine Korrelation von 25% zu Fonds 12.

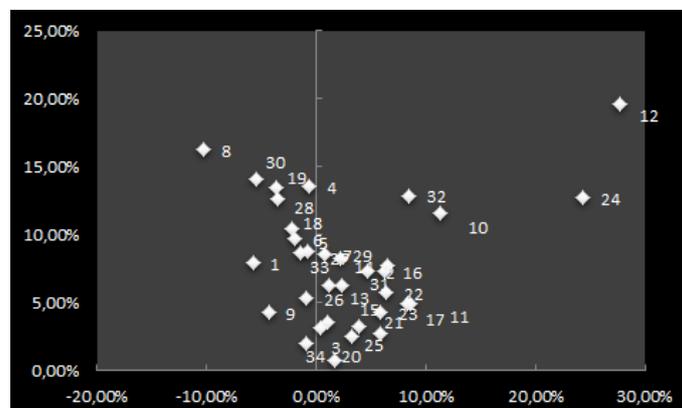
Die Anzahl der Markierungen pro Zeilen geben für jeden Fonds die Anzahl der Fonds an, zu welchen der vorgegebene Fonds zu den drei höchstkorrelierten Fonds gehört – in gewisser Weise „Hub“ Charakter für diese Gruppe aufweist (ohne Anspruch auf Kausalität!). Die Fonds 10 und 28 kommen hier z.B. auf 8 Fonds, Fonds 6 sogar auf 9 Fonds, für welche sie zu den höchstkorrelierten zählen.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
1	100,00%	41,62%	3,57%	0,72%	53,30%	44,59%	22,57%	39,17%	9,83%	5,57%	-3,55%	15,27%	44,43%	1,59%	40,93%	39,43%	45,72%	-5,09%	-3,71%	0,52%	2,29%	-51,10%	26,64%	9,37%	21,06%	-23,04%	38,76%	56,01%	55,03%	-12,46%	51,53%	36,02%	42,75%	31,72%
2	41,62%	100,00%	26,72%	25,24%	67,09%	50,47%	25,43%	54,00%	30,31%	32,54%	22,63%	20,83%	50,81%	39,11%	50,33%	64,66%	58,14%	24,60%	22,97%	4,48%	27,95%	-35,67%	11,15%	-12,69%	4,57%	-5,63%	43,78%	38,38%	35,12%	-3,30%	27,74%	30,77%	29,01%	33,45%
3	3,57%	26,72%	100,00%	42,93%	12,14%	16,77%	13,07%	23,56%	33,41%	42,09%	31,60%	9,54%	29,89%	47,53%	20,43%	36,89%	16,04%	38,05%	32,00%	-3,02%	34,07%	1,06%	-6,72%	-11,99%	-10,61%	-0,24%	7,42%	-3,89%	1,23%	13,31%	3,41%	3,51%	2,38%	0,83%
4	0,72%	25,24%	42,93%	100,00%	25,68%	33,12%	19,27%	20,51%	57,63%	79,47%	67,12%	1,70%	50,84%	34,21%	45,53%	34,92%	20,08%	68,74%	73,64%	4,42%	52,44%	-3,04%	0,81%	-43,45%	-8,98%	4,09%	18,87%	-1,16%	3,62%	0,68%	0,68%	9,81%	21,80%	
5	53,30%	67,09%	12,14%	25,68%	100,00%	73,94%	24,94%	62,85%	26,12%	31,26%	13,09%	17,55%	52,52%	7,62%	63,12%	61,98%	59,79%	16,47%	22,74%	0,15%	23,70%	-57,54%	25,77%	-6,38%	14,12%	-13,67%	62,81%	61,64%	57,98%	-36,41%	45,94%	46,69%	38,82%	55,17%
6	44,59%	50,47%	16,77%	33,12%	73,94%	100,00%	62,69%	69,41%	33,39%	37,60%	10,47%	14,26%	64,83%	7,66%	72,13%	66,63%	66,80%	23,80%	25,51%	1,72%	28,20%	-53,50%	26,62%	-5,10%	24,17%	-1,07%	62,31%	66,73%	55,92%	-10,22%	44,70%	55,75%	41,14%	60,15%
7	22,57%	25,43%	13,07%	19,27%	24,94%	62,69%	100,00%	44,04%	15,25%	17,23%	11,40%	17,58%	41,63%	5,06%	52,40%	37,51%	42,31%	11,53%	15,49%	1,95%	34,19%	-40,21%	15,07%	5,30%	27,04%	5,93%	29,82%	46,37%	39,47%	17,81%	31,80%	37,42%	41,25%	34,76%
8	39,17%	54,00%	23,56%	20,51%	62,85%	69,41%	44,04%	100,00%	29,47%	24,77%	8,17%	4,16%	42,01%	11,56%	62,48%	72,82%	53,68%	10,67%	17,37%	6,89%	14,53%	-53,32%	16,60%	5,49%	19,71%	0,91%	40,71%	70,31%	50,75%	-10,46%	36,64%	45,79%	30,56%	47,61%
9	9,83%	30,31%	33,41%	57,63%	26,12%	33,39%	15,25%	29,47%	100,00%	68,91%	54,58%	5,23%	50,62%	36,13%	40,25%	37,73%	31,07%	48,11%	45,89%	-1,79%	55,61%	-9,30%	3,46%	-35,18%	-5,10%	7,82%	14,54%	5,40%	7,68%	12,35%	12,14%	17,64%	17,29%	
10	5,57%	32,54%	42,09%	79,47%	31,26%	37,60%	17,23%	24,77%	68,91%	100,00%	78,18%	6,79%	65,26%	42,30%	48,46%	41,30%	31,96%	70,00%	74,93%	2,99%	63,61%	-3,87%	-1,25%	-46,67%	-14,45%	4,07%	20,02%	0,03%	3,87%	2,99%	8,35%	3,65%	8,27%	17,30%
11	-3,55%	22,63%	31,60%	67,12%	13,09%	18,47%	11,40%	8,17%	54,58%	78,18%	100,00%	7,27%	49,35%	47,81%	37,95%	23,98%	12,80%	78,72%	79,93%	7,47%	52,60%	3,22%	-7,06%	-51,06%	-10,96%	8,50%	10,96%	-7,98%	-1,65%	6,97%	2,60%	-3,12%	5,99%	12,22%
12	15,27%	20,83%	9,54%	1,70%	17,55%	14,26%	17,58%	4,16%	5,23%	6,79%	7,27%	100,00%	15,34%	13,34%	5,88%	5,52%	22,12%	6,31%	6,38%	7,90%	7,83%	0,43%	3,59%	3,69%	15,04%	7,58%	3,26%	1,16%	13,93%	5,68%	9,59%	10,13%	1,76%	
13	44,43%	50,81%	29,89%	50,84%	52,52%	64,83%	41,63%	42,01%	50,62%	65,26%	49,35%	15,34%	100,00%	29,48%	69,71%	57,04%	55,67%	46,39%	50,36%	6,51%	51,39%	-35,59%	13,34%	-28,05%	6,32%	-13,99%	34,99%	31,38%	-4,78%	26,32%	25,84%	47,56%	35,89%	
14	1,59%	39,11%	47,53%	34,21%	7,62%	7,66%	5,06%	11,56%	36,13%	41,30%	47,81%	13,34%	29,48%	100,00%	13,52%	27,32%	14,70%	40,25%	27,84%	8,05%	28,40%	2,26%	-16,96%	-23,40%	-8,35%	8,37%	2,52%	-5,51%	-1,21%	13,95%	-4,87%	2,53%	0,26%	
15	40,93%	30,33%	20,43%	45,53%	63,12%	72,13%	52,40%	62,48%	40,22%	48,46%	37,95%	5,80%	69,71%	13,52%	100,00%	62,44%	52,70%	37,22%	46,03%	8,78%	38,10%	-53,08%	19,07%	-22,01%	16,49%	-5,55%	54,05%	52,42%	51,92%	-5,40%	42,05%	40,39%	42,16%	53,79%
16	39,43%	64,66%	36,89%	34,92%	60,98%	66,63%	37,51%	72,82%	37,73%	41,30%	23,98%	5,52%	57,04%	27,32%	62,64%	100,00%	60,89%	24,77%	26,33%	4,70%	25,36%	-43,30%	6,80%	-3,93%	6,80%	-3,54%	49,76%	46,95%	42,65%	-6,05%	29,32%	32,82%	30,90%	37,07%
17	45,72%	58,14%	16,04%	20,08%	59,79%	66,80%	42,31%	53,68%	31,07%	31,96%	12,80%	22,12%	55,67%	14,70%	52,70%	60,89%	100,00%	10,80%	13,10%	3,36%	19,71%	-30,07%	14,11%	8,67%	8,82%	-3,04%	42,60%	36,53%	13,68%	33,66%	38,49%	34,09%	34,17%	
18	-5,09%	24,60%	38,05%	68,74%	16,47%	23,80%	11,53%	10,67%	48,11%	70,00%	78,72%	6,31%	46,39%	40,60%	37,22%	24,77%	10,88%	100,00%	78,53%	5,08%	53,05%	6,26%	1,46%	-46,40%	-13,40%	10,77%	15,72%	-7,72%	-3,83%	-1,74%	1,05%	-1,24%	9,89%	15,46%
19	-3,71%	22,97%	32,00%	73,64%	22,74%	29,51%	15,49%	17,37%	45,89%	74,93%	6,79%	3,80%	50,36%	27,84%	46,03%	26,33%	13,10%	78,53%	100,00%	4,90%	64,08%	1,19%	4,57%	53,74%	-18,71%	2,89%	17,60%	-7,23%	-1,31%	0,59%	3,55%	-0,78%	6,25%	21,20%
20	0,52%	4,48%	-3,02%	4,42%	0,15%	1,72%	1,95%	6,89%	-3,79%	2,99%	7,47%	3,96%	6,51%	0,05%	8,78%	4,70%	3,66%	9,08%	4,90%	100,00%	-1,77%	-4,17%	5,12%	-4,76%	4,01%	1,75%	-3,63%	5,65%	1,19%	9,30%	-2,99%	-7,95%	0,84%	-3,55%
21	2,29%	27,95%	34,07%	52,44%	23,70%	28,28%	14,19%	14,53%	55,61%	63,61%	52,60%	7,83%	51,39%	20,40%	38,18%	25,36%	19,71%	53,05%	64,08%	-1,27%	100,00%	-9,31%	1,27%	-44,66%	-6,78%	-0,53%	15,54%	-3,82%	4,14%	4,64%	11,43%	2,29%	10,41%	16,38%
22	-51,10%	-35,67%	1,06%	-3,04%	-57,54%	-53,50%	-40,21%	-55,32%	-9,30%	-3,87%	3,22%	5,75%	-35,59%	2,26%	-53,08%	-43,30%	-30,07%	6,26%	1,19%	-4,17%	-9,31%	100,00%	-20,78%	-6,41%	-30,43%	34,66%	-40,13%	-74,87%	-68,59%	21,57%	-41,74%	-43,42%	-40,72%	-45,52%
23	26,64%	11,15%	-8,72%	0,81%	25,77%	26,62%	15,07%	16,60%	3,46%	-1,25%	-7,06%	0,43%	13,34%	-16,96%	19,07%	6,80%	14,11%	1,46%	4,57%	5,12%	1,17%	20,78%	100,00%	4,65%	30,79%	-3,42%	42,46%	25,03%	42,30%	-20,76%	47,22%	46,37%	40,99%	49,92%
24	9,37%	-12,69%	-11,99%	-43,45%	-6,38%	-5,10%	5,30%	5,49%	-35,18%	-46,67%	-51,06%	3,99%	-28,85%	-23,40%	-22,01%	-9,93%	8,67%	46,48%	-53,74%	-4,76%	-44,66%	-6,41%	4,65%	100,00%	11,76%	-2,76%	-4,08%	15,12%	5,78%	7,01%	-1,28%	14,92%	-8,05%	-7,17%
25	21,06%	4,57%	-10,61%	-8,98%	14,12%	24,17%	27,04%	19,71%	-14,45%	-10,96%	3,69%	6,32%	-8,35%	16,49%	6,67%	8,92%	-13,40%	-18,73%	4,01%	-6,78%	-30,43%	30,79%	11,76%	100,00%	-0,88%	24,96%	40,56%	37,92%	-11,05%	34,43%	36,73%	35,10%	19,76%	
26	-23,04%	-5,63%	-0,24%	4,09%	-13,67%	-1,07%	5,93%	0,91%	7,82%	4,07%	8,30%	15,04%	-13,99%	8,37%	-5,53%	-9,54%	-3,06%	10,77%	2,89%	1,75%	-0,53%	34,66%	-3,42%	-2,76%	-0,88%	100,00%	-3,70%	-3,86%	-17,63%	19,26%	-2,50%	18,71%	-14,14%	-2,51%
27	38,76%	43,78%	7,42%	18,87%	62,81%	62,33%	29,82%	48,71%	14,54%	20,02%	10,96%	7,58%	34,99%	2,52%	54,05%	49,76%	42,83%	15,72%	17,60%	-3,63%	15,54%	-40,13%	42,46%	-4,08%	24,96%	-3,70%	100,00%	53,22%	66,71%	-41,36%	55,63%	59,58%	34,30%	67,52%
28	56,01%	38,38%	-3,89%	-1,16%	61,64%	66,73%	46,37%	70,31%	5,40%	0,03%	-7,98%	3,26%	34,16%	-5,51%	52,42%	46,95%	42,60%	-7,72%	-7,23%	9,83%	-3,82%	-74,87%	25,03%	15,12%	40,56%	-3,86%	53,21%	100,00%	71,04%	-29,31%	48,37%	52,89%	38,58%	53,28%
29	55,03%	35,12%	1,23%	3,62%	57,98%	57,98%	39,47%	7,68%	3,87%	-1,65%	1,16%	31,38%	-2,12%	51,92%	42,83%	36,53%	-3,03%	-1,31%	1,19%	4,14%	-68,59%	42,30%	5,78%	57,92%	-17,63%	66,71%	71,04%	100,00%	-33,77%	73,97%	58,42%	48,62%	66,05%	
30	-12,48%	-3,50%	13,31%	0,68%	-36,41%	-18,21%	17,81%	-10,46%	12,35%	2,99%	6,97%	13,93%	-0,78%	13,95%	-5,40%	-6,05%	13,68%	-1,74%	0,59%	9,30%	4,44%	21,57%	-20,76%	7,81%	-11,05%	19,26%	-41,36%	-29,31%	-33,77%	100,00%	-26,84%	-12,06%	-1,15%	-27,85%
31	51,53%	27,74%	3,41%	7,05%	45,94%	44,70%	31,80%	36,64%	14,90%	0,35%	2,60%	5,68%																						



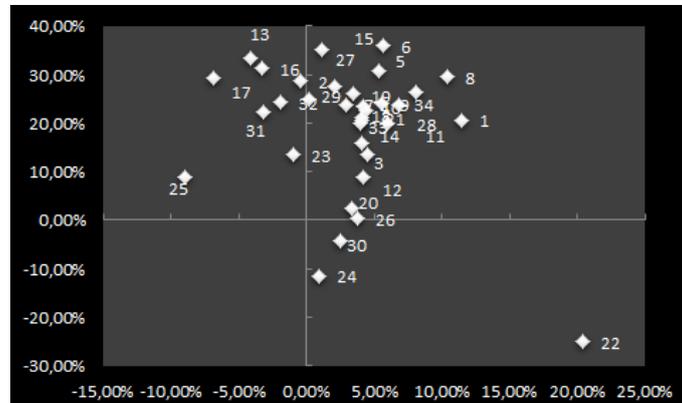
Clustering über Ähnlichkeiten im Marktverhalten – Standard Kennziffern

Die bisherigen Betrachtungen heben ausschließlich auf die Korrelationen der täglichen Erträge als Maß für Ähnlichkeitsbetrachtungen bzw. für ein Clustering ab. Sie sind damit keinerlei Gewähr dafür, dass die in dieser Betrachtung scheinbar ähnlichen Fonds sich auch in den von uns präferierten Verhaltensattributen ähneln und umgekehrt. Um eigene Präferenzen zu reflektieren betrachten wir zunächst einfache Differenzierungen um Ähnlichkeiten bzw. Cluster hinsichtlich von Standardeigenschaften zu illustrieren. Den Anfang macht eine simple Ertrag- gegen Volatilitätsbetrachtung, für welche wir die Fonds in einem Scatter Plot mit diesen beiden Größen abbilden (Ertrag auf x-Achse, Volatilität auf y-Achse). Zur besseren Zuordnung haben wir die dazugehörige Wertetabelle beigefügt. Auffallend ist die mit hohen – positiven wie negativen – Erträgen auch hohe Volatilitäten einhergehen, wobei die Volatilität mit den Erträgen zurückgeht. Ein Cluster ist im unteren 1. Quadranten auszumachen.



Ertrag/Vola	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Performance	-5,81%	4,72%	0,33%	-0,68%	-1,46%	-1,98%	0,76%	-10,25%	-4,37%	11,30%	8,54%	27,68%	3,18%	2,29%	1,06%	6,17%	8,30%
Volatilität	7,89%	7,33%	3,16%	13,55%	8,64%	9,70%	8,58%	16,27%	4,32%	11,58%	4,86%	19,66%	2,53%	6,28%	3,59%	7,26%	4,86%
Ertrag/Vola	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
Performance	-2,19%	-3,60%	1,65%	3,90%	6,41%	5,80%	24,35%	5,83%	-0,94%	1,17%	-3,64%	2,20%	-5,51%	6,48%	8,40%	-0,83%	-0,89%
Volatilität	10,48%	12,65%	0,77%	3,23%	5,78%	4,27%	12,70%	2,71%	5,36%	6,24%	13,43%	8,30%	14,08%	7,71%	12,88%	8,80%	1,94%

Das zweite Beispiel alternativen Clustering's stellt auf die gleiche Weise das Alpha gegenüber dem EuroStoxx50 Index (x-Achse) gegen einen Korrelationsindex (y-Achse) dar. Der Korrelationsindex ist aus obiger Korrelationsmatrix gewonnen und ist ein Maß für die mittlere Korrelation zu den jeweils anderen Fonds. Hier ist ein kleineres Cluster im mittleren Bereich des 1. Quadranten auszumachen, wie auch die einsame Stellung des Fonds 22, die bereits oben konstatiert wurde. Das Cluster beinhaltet in dieser Darstellung Fonds, welche ein gleiches Korrelationsverhalten untereinander gepaart mit ähnlicher Outperformance (bzw. nicht durch Index erklärbare Ertragskomponente) zum Index haben, die vom Cluster entfernten Fonds weisen hinsichtlich der beiden hier betrachteten Attribute ein größeres Eigenleben aus.



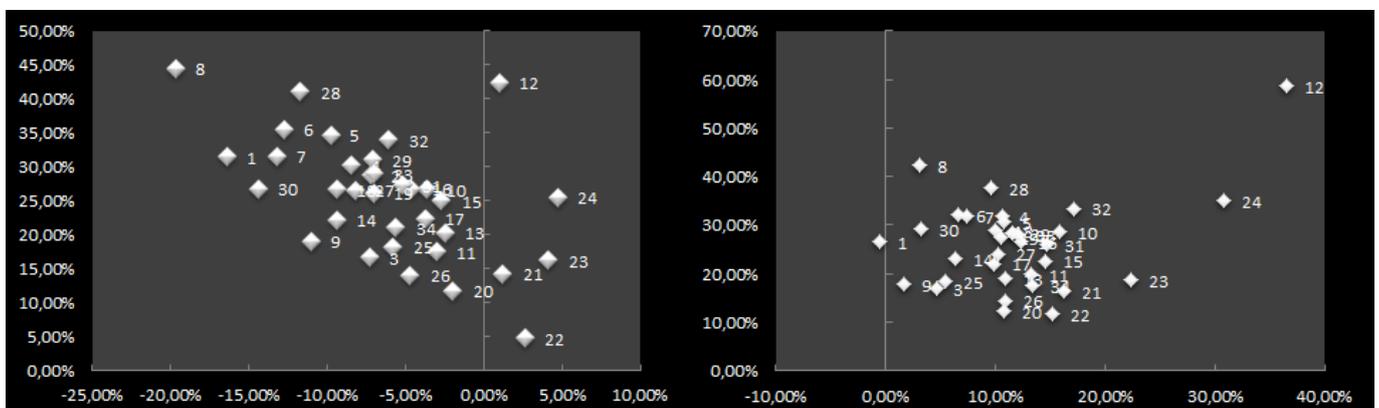
Alpha/Korrinde	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Alpha ann.	11,49%	-0,43%	4,13%	4,15%	5,34%	5,70%	2,95%	10,40%	5,56%	3,46%	5,93%	4,18%	-4,11%	4,53%	1,17%	-3,29%	-6,83%
Korr.-Index	20,67%	28,62%	15,89%	23,49%	30,60%	36,09%	23,86%	29,68%	23,91%	26,19%	19,96%	8,87%	33,34%	13,56%	35,00%	31,27%	29,22%
Alpha/Korrinde	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
Alpha ann.	4,04%	4,06%	3,31%	3,99%	20,38%	-0,95%	0,97%	-8,99%	3,74%	2,06%	6,86%	0,22%	2,50%	-3,14%	-1,91%	4,37%	8,07%
Korr.-Index	20,59%	21,10%	2,56%	19,91%	-25,14%	13,43%	-11,44%	8,77%	0,46%	27,61%	23,72%	24,91%	-4,25%	22,37%	24,19%	22,55%	26,36%

Clustering über Ähnlichkeiten im Marktverhalten – Präferenz basierte Indices

Für weitere Cluster Betrachtungen behalten wir zwar unsere Darstellung bei – paarweise Attribute über Scatter Diagramm dargestellt – aber die Attribute wählen wir nun nach eigenen Präferenzen aus. Dazu wählen wir zunächst als übergeordnete Hauptattribute Performance, Volatilität und Koinzidenz aus. Jede dieser Hauptattribute sind in bis zu 20 Unterattribute unterteilt, die, z.B. für Performance verschiedene Maße für die Konsistenz der Ertragsentwicklung und Stetigkeit enthalten, für die Koinzidenz verschiedene Maße für Verhalten relativ zum Markt in Abschwung- wie Aufschwung Phasen. Diese Unterattribute werden dann zum jeweiligen Hauptattribut aggregiert. Durch unterschiedliche Gewichtung dieser entstehen somit Attributs Indices für Risiko-averse Performance, Volatilität und Koinzidenz bzw. auch umgekehrt, Risiko-freudige Attributs Indices. Es sind diese verschiedenen Indices die wir nachfolgend jeweils paarweise betrachten wollen. Die Wertetabellen zu den nachfolgenden Graphiken sind am Ende beigefügt. Zu beachten ist, dass die Werte für die jeweiligen Attribut-Indices keine Aussagekraft besitzen, lediglich die relativen Wert und Positionen in der Graphik der Fonds zueinander.

Zunächst haben wir für die Performance (x-Achse)- und Volatilitätsindices (y-Achse) die Risiko-averse- (linke Graphik) sowie die Risiko-freudige Auswertung(rechte Graphik) aufgeführt.

In der Risiko-aversen Variante bilden sich Cluster nicht wirklich heraus, hier gilt es eher eine Bewertung hinsichtlich der jeweiligen Position vorzunehmen. In der Risiko-freudige Variante hingegen bildet sich ein recht großes Cluster, dem lediglich die Fonds 1, 8, 9, 12, 23, 24, 28 und 32 eher nicht angehören.



Die nächste Illustration stellt die Risiko-averse und Risikofreudige Variante (wieder links resp. rechts) für die Attributs Indices Performance(x-Achse) gegen Koinzidenz (y-Achse) dar. Hier lassen sich für die Risiko-averse Variante zwei schwache Cluster ausmachen: Ein unteres Cluster mit eher höheren Werten für das Risiko-averse Performanceattribut, sowie eine Gruppe mit

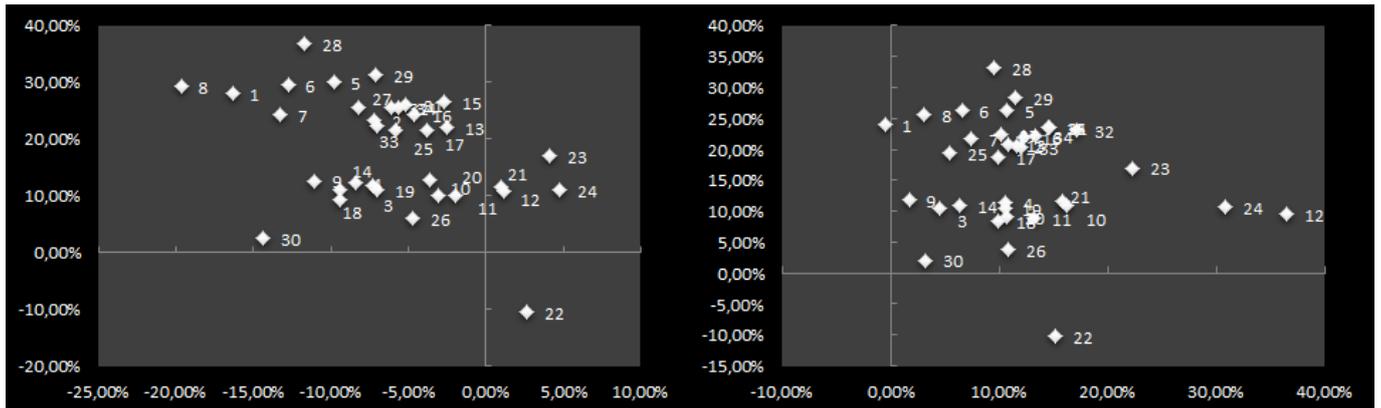
Absolute World Analytics Insight Report

20. Ausgabe

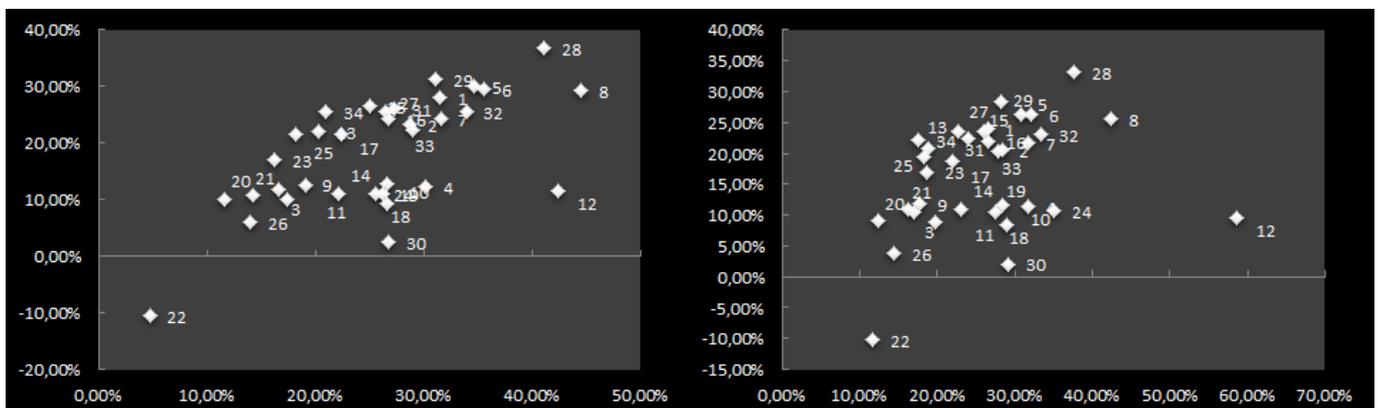
August 2016



höherer Koinzidenz aber niedriger Performance. Die gleiche Unterteilung, allerdings etwas konzentrierter, lässt sich für die Abbildung der Risiko-freudigen Variante konsternieren. Die Risiko-freudigeren Performance Attribute kommen hier aber eher gleich heraus (bis auf Fonds 12 und 24). Im Allgemeinen würde man geringe Koinzidenz bevorzugen, hier also die Vertreter der unteren Cluster. Davon abheben können sich hierbei noch Fonds 12 und 24. Fonds 22 fällt mit negativer Koinzidenz auf, wie bereits durch die Korrelationsbetrachtung weiter oben zu erwarten.



Zuletzt stellen wir noch die Attributs Indices Volatilität (x-Achse) und Koinzidenz (y-Achse) gegeneinander, wieder mit der Risiko-aversen Variante links, Risiko freudig rechts. Auch hier ist das Risiko-averse Bild ausgedehnter als die Risiko-freudige Ansicht. Man hat hier, wie zuvor, eine schwach zweiteilige Gruppierung. Im Gegensatz zu den beiden vorigen Graphiken würde man hier allerdings die linke x-Achse kleiner Volatilitätsattribute bevorzugen.



Risk Avers	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Performance	-16,35%	-7,17%	-7,30%	-8,44%	-9,78%	-12,73%	-13,24%	-19,64%	-11,04%	-3,63%	-3,05%	0,98%	-2,47%	-9,40%	-2,69%	-4,63%	-3,78%
Volatilität	31,48%	28,75%	16,66%	30,19%	34,66%	35,56%	31,59%	44,49%	19,09%	26,65%	17,46%	42,40%	20,25%	22,13%	24,98%	26,77%	22,39%
Koinzidenz	28,03%	23,36%	11,88%	12,32%	30,15%	29,66%	24,22%	29,36%	12,68%	12,89%	9,95%	11,53%	22,14%	11,08%	26,64%	24,41%	21,63%
Risk Avers	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
Performance	-9,40%	-7,00%	-1,98%	1,21%	2,62%	4,12%	4,75%	-5,79%	-4,71%	-8,19%	-11,72%	-7,14%	-14,37%	-5,19%	-6,07%	-7,05%	-5,62%
Volatilität	26,66%	26,16%	11,68%	14,20%	4,73%	16,23%	25,54%	18,15%	14,01%	26,51%	41,02%	31,05%	26,71%	27,25%	33,91%	28,96%	20,99%
Koinzidenz	9,18%	11,09%	10,12%	10,70%	-10,49%	17,00%	10,97%	21,53%	6,04%	25,66%	36,92%	31,41%	2,63%	26,10%	25,60%	22,41%	25,65%

Risk prone	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Performance	-0,52%	11,58%	4,58%	10,60%	10,76%	6,60%	7,42%	3,11%	1,70%	15,82%	13,18%	36,52%	10,86%	6,36%	14,50%	12,25%	9,86%
Volatilität	26,53%	28,38%	17,00%	31,78%	30,75%	32,15%	31,81%	42,47%	17,85%	28,49%	19,80%	58,61%	18,93%	23,16%	22,64%	26,52%	22,04%
Koinzidenz	24,07%	20,47%	10,54%	11,34%	26,20%	26,28%	21,64%	25,63%	11,79%	11,72%	8,95%	9,60%	20,83%	10,96%	23,46%	22,00%	18,66%
Risk prone	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
Performance	9,96%	10,51%	10,75%	16,19%	15,14%	22,30%	30,80%	5,43%	10,83%	10,19%	9,54%	11,53%	3,25%	14,60%	17,17%	12,07%	13,38%
Volatilität	28,96%	27,52%	12,39%	16,34%	11,72%	18,75%	35,08%	18,28%	14,45%	24,10%	37,58%	28,24%	29,15%	25,99%	33,45%	27,94%	17,60%
Koinzidenz	8,40%	10,43%	9,11%	10,90%	-10,17%	17,01%	10,64%	19,48%	3,87%	22,38%	33,21%	28,27%	2,09%	23,56%	23,13%	20,25%	22,17%

Insgesamt lässt sich erkennen, dass sich bereits mit unserem einfachen Clustering Verfahren Gruppierungen herausstellen, welche sich unabhängig vom Strategie-Stil einrichten. Um die Gruppen deutlicher zu differenzieren würde man die Attribute direkt, ohne Index-Aggregation sowie eine deutlich größere Gruppe an Fonds betrachten.

Absolute World

Analytics Insight Report

20. Ausgabe

August 2016



Zusammenfassung und Fazit

Die Zuteilung von Fonds zu Peer Gruppen erfolgt häufig ad hoc, auf Basis simpler Heuristiken oder gar Eigenklassifikationen seitens der Anbieter. Wir setzen dem einen Daten- und Präferenz getriebenen Clustering Ansatz entgegen. Die so entstehenden Gruppierungen bilden sich auf Basis von Differenzen im Marktverhalten, welche durch vielschichtige Attributs-Vektoren quantifiziert und vergleichbar gemacht werden. In diesem Report haben wir uns auf eine einfache Illustration für eine kleine Gruppe an Fonds fokussiert, indem wir die Attributs-Vektoren zu Attributs-Indices aggregiert haben. Peer Gruppen bilden sich hier durch Ähnlichkeiten der Indices heraus. Weitere Differenzierungen werden durch Anwendung Präferenz reflektierender Metriken, welche direkt auf die Attributs-Vektoren angewandt werden, erreicht. Insgesamt wird dadurch eine Einteilung in Peer Gruppen erreicht, deren Mitglieder rein durch Daten und Präferenzen bestimmte Ähnlichkeiten im Marktverhalten aufweisen.

Datenquellen: Bloomberg L.P., eigene Berechnungen

Absolute World ist eine unabhängige Informationsplattform zur Analyse, Selektion und Verwaltung von Absolute Return Strategien. Der periodisch publizierte *Analytics Insight Report* ist ein Marktanalyse und Hintergrundreport, welcher aktuelle Themen mit detaillierten Analysen vereint. Weiterführende Schlussfolgerungen aus den Analysen und individuelle Bewertungen erfolgen auf Anfrage.

Haftungsausschluss:

Der Analytics Insight Report richtet sich ausschließlich an institutionelle Investoren. Die in diesem Dokument enthaltenen Informationen dienen ausschließlich der Information und stellen keine Kaufempfehlung, keine Angebot zum Kauf oder Verkauf eines bestimmten Finanzproduktes sowie keine Werbung dar. Der Analytics Insight Report greift auf Datenanbieter wie Bloomberg, sowie auf eigene Berechnungen zurück. Für die Korrektheit, Vollständigkeit und Genauigkeit der genutzten Daten und durchgeführten Berechnungen wird keine Haftung übernommen und keinerlei Garantie gegeben. Es ist zu beachten, dass die Wertentwicklung der Vergangenheit kein verlässlicher Indikator für die Zukunft ist.

© Copyright 2016, Absolute World. Alle Rechte vorbehalten.
August 2016