일반화된 모멘텀과 유연한 자산 배분(FAA)
휴리스틱 접근법

Wouter J. Keller 및 Hugo S.van Putten(FlexCapital)[1]
2012년 12월 24일, 초안 v0.98

추상적인

이 백서에서는 시계열 모멘텀(또는 추세 추종) 모델을 FAA(Flexible Asset Allocation)라고 하는 일반화된 모멘텀 모델로 확장합니다. 이는 자산 간의 상대 수익률을 기반으로 기존의 모멘텀 팩터 R에 새로운 모멘텀 팩터를 추가하여 수행됩니다. 이러한 새로운 요인을 절대 모멘텀(A), 변동성 모멘텀(V) 및 상관 모멘텀(C)이라고 합니다. 각 자산은 4가지 요소 R, A, V 및 C 각각에 대해 순위가 매겨집니다. 위험/수익을 나타내는 손실 함수의 선형화된 표현을 사용하여 다음을 기반으로 하는 유연한 자산 할당 전략을 위한 간단한 폐쇄형 솔루션에 도달할 수 있습니다. 이 네 가지 요소. 우리는 1998년부터 2012년까지 샘플 안팎에서 백테스트한 7가지 자산 포트폴리오 모델을 사용하여 일반화된 모멘텀 모델을 시연합니다.

Keywords: 전술적 자산배분, 모멘텀, 추세추종

JEL 분류: C00, C10, G00, G11

소속 및 연락처 정보: Wouter J. Keller, Flex Capital, Rotterdam and Vrije University, Amsterdam, The Netherlands, 이메일 wkeller@argitek.nl

Hugo van Putten, Flex Capital, 로테르담

1. 소개: 모멘텀

Faber(2007 및 2010) 이후 TAA(Tactical Asset Allocation)에 대한 새로운 관심이 있습니다. Faber는 모멘텀(Faber 2010)과 이동 평균(MA) 전략(Faber 2007)이라는 두 가지 변칙에 TAA 모델을 기반으로 했습니다. 모멘텀 이상 현상은 수세기 동안 잘 알려져 있습니다. 좋은 리뷰를 보려면 Antonacci(2012)를 참조하십시오. 모멘텀 이상 현상의 핵심은 자산이 종종 주어진 룩백 기간(예: 12개월 또는 6개월) 동안의 가격 변화로 정의되는 가격 모멘텀을 지속한다는 것입니다. 따라서 모멘텀이 가장 높은 자산을 매수하고 모멘텀이 가장 낮은 자산을 매도해야 합니다. 우리는 이것을 상대적 또는 수익률 모멘텀 모델이라고 부를 것입니다. 이후에는 공매도를 고려하지 않을 것이므로 첫 번째 규칙만 적용됩니다. 상대 모멘텀이 높을수록 자산이 장기 투자에 더 매력적입니다. Faber가 하는 것처럼 우리는 자산 유니버스의 모멘텀 정렬을 기반으로 매월 최고의 하위 집합을 선택할 것입니다.

MA 이상은 수세기 동안 알려져 있습니다. Thomas(2012), Baltas(2012) 및

[1] Bas Nagtzaam, Steve LeCompte 및 Olga van Putten에게 이 문서의 초기 초안에 대한 의견을 제공하고 Menno Dreischor에게 이전 토론에 대해 감사드립니다.

Glabadanidis(2012)의 개요를 참조하십시오. MA 이상 현상의 핵심은 자산 가격이 주어진 룩백 기간(예: 10개월 또는 200일) 동안 이동 평균보다 높을(낮을) 때 더 매력적이라는 것입니다. Faber의 TAA 접근법은 상대 모멘텀과 MA라는 두 가지 방법에 의존합니다. 그의 TAA 모델의 장점은 단순성입니다. 스프레드시트 프로그램 및 일부 과거 데이터(예: 월간 자산 가격)에 액세스할 수 있는 사람은 누구나 관련 백테스트를 수행하고 미래를 위한 최상의 자산 배분을 결정할 수 있습니다. 일별 변동이나 공분산이 방정식에 입력되지 않고 월별 가격만 적용됩니다.

이 백서에서 우리는 상대 모멘텀 모델을 절대 모멘텀과 두 가지 2차 특성인 변동성과 상관관계로 확장할 것입니다. 매우 간단한 선형 함수를 사용하여 상대 및 절대 모멘텀을 변동성 및 상관 모멘텀과 결합합니다. 우리는 이것을 일반화된 모멘텀 모델이라고 부를 것입니다. 우리는 1998년 이후로 7개의 글로벌 인덱스 펀드를 기반으로 이 모델에 대한 백 테스트를 보여줍니다. 여기에는 샘플 내 테스트와 샘플 외 테스트가 모두 포함됩니다.

2. 보다 정교한 모델

모멘텀과 MA를 기반으로 한 간단한 접근 방식 외에도 최근 TAA에 대해 좀 더 정교한 방법이 고려되었습니다. 이러한 방법의 대부분은 제한 하에서 각 자산 클래스 i에 대해 최적의 가중치 wi를 선택하여 위험 기여 또는 다각화 측정을 최적화하는 소위 최소 또는 평균 분산 모델 또는 모델을 기반으로 합니다. 이러한 방법의 개요 및 데모는 Ang(2012) 및 Butler(2012)에서 찾을 수 있습니다. 이 모든 방법은 최적의 자산배분은 모멘텀이나 MA처럼 닫힌 형태나 단순한 규칙으로 존재하지 않는다는 공통점이 있습니다.

이러한 모든 정교한 모델에는 2차 계획법 또는 훨씬 더 복잡한 최적화가 필요합니다. 특히 장기 전용, 완전 투자 및 레버리지 없음(0<=wi<=1, sum wi =1)과 같은 실질적인 제한 사항을 고려하려는 경우에는 더욱 그렇습니다. . 이러한 정교한 방법의 대부분은 대부분 공분산 행렬을 추정하기 위해 몇 개월의 룩백 기간(TAA 및 MA와 같은)을 사용합니다. 이러한 추정된 공분산 행렬은 자산 가중치 wi에 대한 강건하지 않은 추정기의 소스가 될 수 있습니다. 결과적으로 때때로 바람직하지 않은 단일 솔루션(예: wi=0이 많은 코너 솔루션)이 나타납니다(예: Dori 2012 참조). 이러한 정교한 모델의 대부분은 변동성 및 상관 관계(또는 공분산 행렬)와 같은 2차 정보만 사용하지만 모멘텀과 같은 1차 수익은 거의 없습니다.

이 백서에서는 Faber와 유사한 휴리스틱(단순) 방법을 사용하는 동시에 최소 분산과 같은 보다 정교한 모델의 경우와 같이 가격보다 더 많은 특성을 고려합니다. 추가적인 이점으로 우리의 솔루션은 계산이 매우 간단할 뿐만 아니라 매우 규칙적(특이하지 않음)임을 보여줄 것입니다. 여기서 우리의 목표는 (Faber와 마찬가지로) 일반화된 모멘텀 모델을 적용하여 매월 더 큰 펀드에서 동일 가중 펀드의 최상의 하위 집합을 선택하는 것입니다.

3. 절대 및 상대 모멘텀

보다 정교한 TAA 전략(Flexible Asset Allocation 또는 FAA 전략이라고 함)을 시작하기 전에 Faber 모델을 약간 변경합니다. Faber(및 기타 다수)는 가격이 아래로 떨어지면 자산(또는 펀드)을 현금(또는 T-Bills와 같은 위험이 없는 자산)으로 대체합니다.

일부 MA 룩백 기간이 주어지면 MA입니다. 성공적인 MA 룩백 기간은 예를 들면 다음과 같습니다. 10개월 또는 200 거래일. 이것은 예를 들어 수행됩니다. 매월, 때로는 수익률에 따라 분류되는 상대적 모멘텀과 함께.

이러한 MA 규칙 대신 가격 모멘텀과 직접적으로 관련이 있기 때문에 해당 모멘텀 모델에 더 잘 맞는 절대 모멘텀 측정법을 사용할 것입니다. 현금 규칙은 이제: 가격 모멘텀 ri가 임계값 rmin 미만이면 현금으로 이동합니다. 일반적인 임계값은 rmin=0 또는 rmin=무위험 비율입니다. 우리는 이것을 Antonacci(2012) 및 기타와 유사하게 절대 모멘텀 규칙이라고 부릅니다. 공매도를 허용했다면 관리형 선물 산업의 추세 추종 전략에서 흔히 볼 수 있는 것처럼 r<rmin일 때 자산을 공매도하는 것이 대안이 될 것입니다(예: Hurst, 2012 참조). 이 문서에서는 rmin=0으로 가정합니다.

상대(반환) 모멘텀의 룩백 기간이 절대 모멘텀의 룩백 기간과 같다고 가정합니다. 6 개월. 이제 모멘텀 규칙은 다음과 같습니다. 매월 유니버스의 U 펀드 중에서 최고의 N 펀드의 동일 가중 포트폴리오를 선택하고, 상대적 모멘텀에 따라 펀드를 정렬하고(높을수록 좋음) 절대 모멘텀이 음수일 때 펀드를 현금으로 대체합니다. . 아래에서 볼 수 있듯이 이 간단한 정렬 절차는 일반화된 모멘텀 방법의 초석이 될 것입니다.

4. 데이터, 유니버스 및 선택된 포트폴리오

자산 또는 펀드의 유니버스에서 펀드를 선택하기 위해 상대 및 절대 모멘텀 규칙만 사용한다고 가정합니다. 우리 우주에는 U 펀드가 있습니다. Faber로서 우리는 주식, 채권, REITS 및 상품을 자산으로 하는 광범위한 지수에 대한 전 세계 ETF를 고려할 것입니다. ETF는 제한된 수년 동안만 사용할 수 있었기 때문에 이전 기간도 다루기 위해 여기에서 백 테스트의 프록시로 인덱스 펀드를 사용할 것입니다.

보다 구체적으로 우리의 예시 유니버스는 7개의 인덱스 펀드(따라서 U=7)로 구성됩니다. 상품 및 REIT 인덱스 펀드(QRAAX, VGSIX). 최근 연도에만 관심이 있는 사용자는 인덱스 펀드와 동일한 지수를 따르는 해당 ETF(예: VTI, VEA, VWO, SHY, BND, GSG 및 VNQ)를 사용할 수 있습니다.

데이터 세트는 1997년 중반부터 2012년 말까지 일일 종가를 기반으로 합니다. 모든 가격은 USD입니다. 현금 수익률의 대용물로 VFISX(2-3년 미국 국채)를 사용하므로 ri<0(마이너스 수익률 모멘텀)의 모든 펀드는 월별 선택에서 VFISX로 대체됩니다. 아래에서 우리는 전통적인 상대 또는 반환 모멘텀으로 시작하여 절대 모멘텀, 변동성 모멘텀 및 상관 관계 모멘텀을 추가하여 방법을 단계별로 구축할 것입니다. 이를 네 가지 모멘텀 요인(각각 R, A, V, C로 표시)이라고 합니다.

각 단계는 위에서 설명한 데이터를 사용하여 수치 백 테스트 예제로 설명됩니다. 샘플 외 결과를 확인하고 싶기 때문에 2005년 1월부터 2012년 12월까지 거의 8년의 샘플 내(학습) 기간으로 모든 백테스팅을 먼저 수행합니다. 금융 위기. 모든 모델링이 끝나면

1998년부터 2005년까지 7년 동안 샘플을 제외한 최종 모델을 테스트합니다. 마지막에는 불평등한 가중치, 레버리지 및 거래 비용을 포함한 확장 모델을 고려하고 데이터 스누핑의 위험에 대해 논의할 것입니다.

5. 예 1: 상대 모멘텀(요인 R)

우리의 첫 번째 휴리스틱은 Faber의 것과 매우 유사합니다. 정렬을 위해 상대적 모멘텀만 사용하여 U=7 펀드의 유니버스에서 매달 최고의 N=3 펀드(ETF, 자산)의 동일 가중 포트폴리오를 선택합니다. 때때로 우리의 상대 모멘텀은 상대 강도(RS, Faber 2010 참조) 또는 시계열 모멘텀(Thomas 2012 참조)이라고 합니다. 또한 변동성 및 상관 관계 모멘텀과 더 잘 대조하기 위해 수익률 모멘텀이라는 용어를 사용할 것입니다.

매월 말(마지막 날 마감)에 모멘텀 모델을 결정하고 새 달의 첫날(오픈)에 선택한 펀드(또는 ETF)를 거래합니다. 지금은 거래 비용을 무시하지만 12항에서 고려하겠습니다. 미국 시민이 아닌 우리는 미국 세금에 관심이 없습니다.

다음 예에서는 N=3(U의 약 40%)과 모멘텀 측정을 위한 룩백 기간을 4개월로 고정합니다. 우리는 뮤추얼(인덱스) 펀드에서 ETF에 이르기까지, 그리고 이 단순한 7개 펀드 유니버스에서 최대 200개 펀드에 이르기까지 다양한 유니버스에 대해 많은 백테스트를 수행했으며 이 두 가지 선택(40% 및 4개월)이 대부분의 경우 최적이라는 것을 발견했습니다. 시대. 여기에는 금융 위기(2008년), 인터넷 거품 및 블랙 먼데이(1987년 10월)를 포함하여 1986년부터 현재까지의 데이터가 포함됩니다.

선택한 룩백 기간의 길이인 4개월은 관리형 선물에서 자주 사용되는 1, 3, 12개월에 걸친 통합 모멘텀의 평균 길이에 가깝습니다(예:
허스트 2012). 또한 백 테스트에서 최상의 N과 룩백 기간의 길이에 대해 각 유니버스를 검색할 수 있지만 백 테스트 데이터를 활용하고 데이터 스누핑 경향이 있습니다. 13항도 참조하십시오.

따라서 이 예에서는 간단한 동일 가중 상대 모멘텀 솔루션(N=3, 룩백=4m, 2005년 1월 3일-2012년 12월 11일)으로 시작하여 7개 펀드 모두를 포함하는 벤치마크인 동일 가중(EW) Buy & Hold 포트폴리오와 비교할 것입니다. , 매월 재조정됩니다. 샘플 내 백테스트 결과는 다음과 같습니다.

상대 (R) 모멘텀: 2005년 1월 3일-2012년 12월 11일, 3/7, 4m/4m/4m, 100/0/0%:
R=9.1%,V=14.5%,D=-29.2%,S0=0.63,S2.5= 0.45,S5=0.28,W=63.5%,T=2.9,O=1.63,Q0=0.31,Q5=0.14

벤치: 2005년 1월 3일-2012년 12월 11일, 7/7:
R=5.6%,V=16.6%,D=-46.3%,S0=0.34,S2.5=0.19,S5=0.04,W=63.5%,T=0.1,O =1.42,Q0=0.12,Q5=0.01

여기서 다음 통계가 표시됩니다: R= 연간 수익률, V= 연간 변동성, D= 월간 maxDrawdown, Sx=샤프 비율(허들 x%), W= 승리하는 달, T= 연간 회전율, O=오메가, Qx= 칼마 비율 (허들 x%). Omega 및 Calmar 비율은 Sharpe 비율과 유사하지만 분모의 변동성 대신 각각 평균 마이너스 수익률(R<0) 및 최대 드로우다운 D가 있습니다. 따라서 하향 변동성에 더 민감합니다. 당사의 모든 통계는 월별 측정을 기준으로 연간(예: 수익률은 연간 9.1%)입니다.

일일 측정을 기반으로 하는 연간 변동성은 예외입니다. 매개변수 4m/4m/4m, 100/0/0%는 각 모멘텀 팩터 R, V 및 C의 룩백 기간(4m) 및 가중치(100%, 0%, 0%)의 길이를 나타냅니다. 아래에 설명되어 있습니다. 절대 모멘텀(A)의 룩백 기간은 항상 수익률 모멘텀(R)과 동일합니다.

*

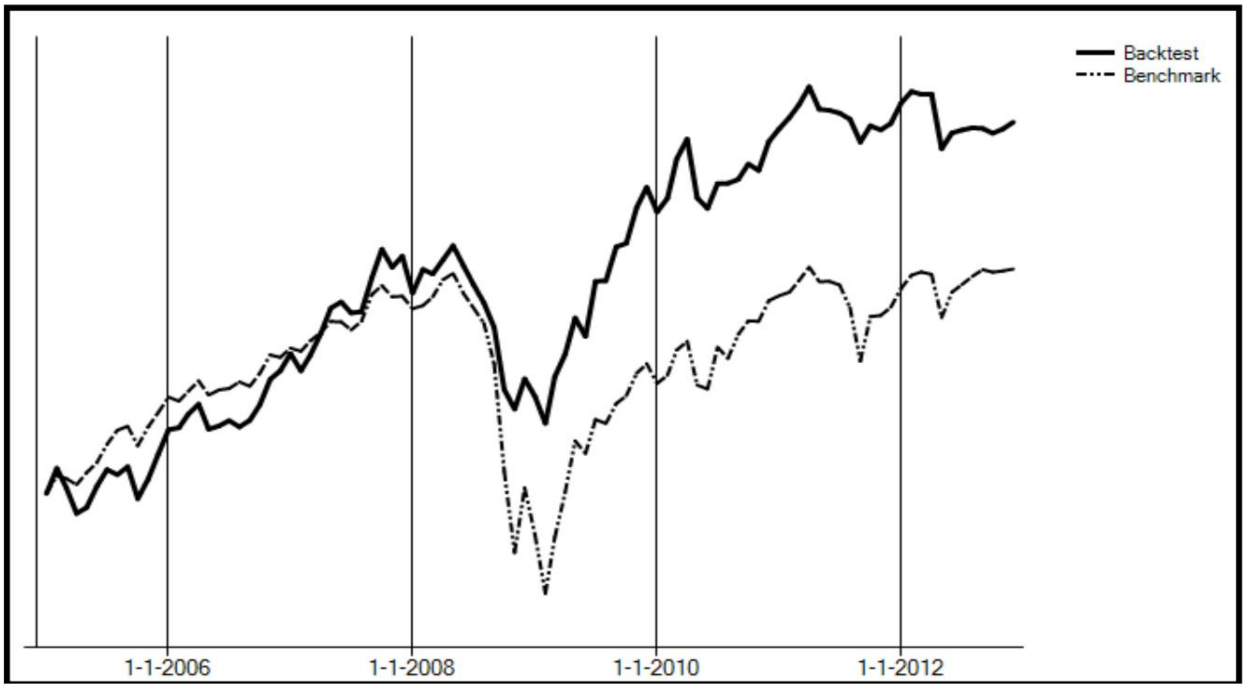

그림 1 상대(R) 모멘텀 및 B&H 벤치마크(샘플 내)

위의 그래프(모든 그래프에는 로그 스케일이 있음)에서 파선은 EW(Equally Weighted)입니다.
"매수 후 보유" 벤치마크(B&H, 7/7 EW, 모멘텀 없음, 월별 재조정) 굵은 선은 상대 모멘텀 모델(N=3, 4개월)의 결과입니다. 통계(및 그림)에서 알 수 있듯이 상대 모멘텀을 도입하면 상당한 개선이 나타납니다. R= 9.1%(벤치 5.6%), V= 14.5%(16.6%), D= 29.2%(46.3%), S2.5= 0.45 (0.19), O= 1.63(1.42) 및 Q5= 0.14(0.01). 우리는 상대(또는 수익률) 모멘텀을 "요인 R"로 식별할 것입니다.

6. 예 2: 절대 모멘텀(요인 A)

두 모멘텀 결과(7개 중 3개)는 위의 B&H 벤치마크가 모두 2008년에 큰 손실(각각 29% 및 46%)을 겪었다는 점에 유의하십시오. 이제 절대 모멘텀(요인 A)을 추가하여 분석을 반복하겠습니다. 임계값은 rmin=0(그리고 다시 N=3, 4m)이고 VFISX는 현금 대리 펀드(cpf)입니다. 따라서 룩백 기간 동안 수익률 모멘텀이 ri<=0인 모든 펀드 i는 현금으로 대체됩니다. 이 절차는 Faber(2007)와 유사하지만 그의 MA 규칙이 절대 모멘텀 규칙으로 대체되었습니다. 절대 모멘텀(요인 A)에 대해 Faber의 MA 전략과 달리 상대적 모멘텀(요인 R)에 대해 항상 동일한 룩백 기간(예: 4개월)을 사용한다는 점에 유의하십시오.

샘플 내 백 테스트의 결과 통계는 다음과 같습니다.

R&A 모멘텀: 2005년 1월 3일-2012년 12월 11일,cpf VFISX, 3/7, 4m/4m/4m, 100/0/0%:
R=11.7%,V=12.8%,D=-12.6%,S0=0.92,S2 .5=0.72,S5=0.53,W=67.7%,T=2.9,O=2.04,Q0=0.93,Q5=0.53

이 R&A 모델을 N=3에 대한 상대적 모멘텀만 있는 위의 R 모델과 비교하십시오. 수익률 R은 개선되었으며(R&A 모델의 경우 R=11.7%, R 전용 모델의 경우 9.1%), 변동성 V=12.8%(이전 14.5%), 특히 최대 드로우다운 D=12.6%(이전 29.2%). 상대/절대 모멘텀 그래프(요인 R과 A 모두 사용)와 벤치마크(파선)는 다음과 같습니다.

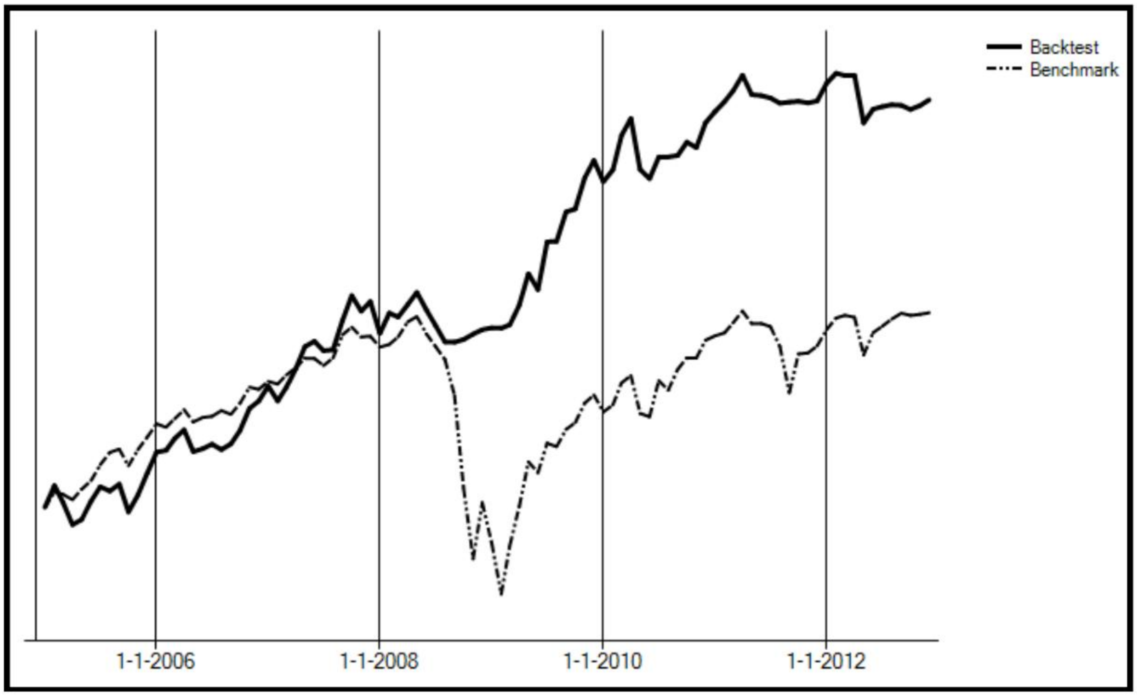

그림 2 벤치마크 대비 상대 및 절대(RA) 모멘텀(샘플 내)

이는 절대 모멘텀 규칙과 팩터 A의 효과를 보여줍니다. 특히 최대 드로우다운 D를 개선(낮추기)합니다. 따라서 포트폴리오를 현금 유입으로 전환하기 때문에 절대 모멘텀을 "현금" 또는 "충돌" 보호(CP)라고 부르기도 합니다. 곰(충돌) 시장.

다음 목록은 절대 모멘텀 규칙이 적용되는 달에 대한 선택 항목과 8년 동안 할당된 현금 비율(VFISX)을 보여줍니다. 2008년의 신용 위기(약세장)는 이 목록에서 쉽게 알아볼 수 있습니다. 예. 2008년 10월과 11월에는 모델이 100% 현금이었고 2008년 9월, 12월 및 2009년 1월에는 67%였습니다(참고: $CASH$=VFISX).

2008년 9월 2일 - 2008년 10월 1일: $CASH$ (66.6%), VBMFX (33.3%)
2008년 10월 1일 - 2008년 11월 3일: $CASH$ (100%)
2008년 11월 3일 - 2008년 12월 1일: $CASH$ (100%)
2008년 12월 1일 - 2009년 1월 2일: $CASH$ (66.6%), VBMFX (33.3%)
2009년 1월 2일 - 2009년 2월 2일: $CASH$ (66.6%), VBMFX (33.3%)

7. 변동성 및 위험 패리티(RP)

수익률의 공분산 행렬은 아직 공식에 포함되지 않았습니다. 이 행렬은 대각선에

자산 i에 대한 제곱 변동성 vi. 펀드 간에 상관관계가 없다고 가정할 때 모든 정교한 모델은 간단한 규칙으로 귀결됩니다. 각 변동성 vi의 역수에 비례하는 가중치 wi로 펀드 i의 무게를 재야 합니다(0<=wi<=1, 합계 wi = 1). 이 규칙은 위험 패리티(RP) 규칙이라고도 합니다. 대각 공분산 행렬을 가정하지 않으면 더 정교한 전략이 사용됩니다. ERC(Equal Risk Contribution), Maillard(2009) 및 Bruder(2012) 참조.

물론 변동성은 추정치를 기반으로 해야 합니다. 4개월이라는 주어진 룩백 기간 동안 관찰된 펀드의 일일(종가) 가격 변동성. 따라서 이 시점에서 일일 데이터가 필요합니다. 7가지 펀드 유니버스에 대한 매월 RP 솔루션은 각각 변동성에 반비례하는 7가지 다른 가중치 세트입니다.

수익률을 고려하지 않고 변동성만 사용하기 때문에 RP의 경우 포트폴리오는 최근 몇 년 동안 채권으로 가득 차는 경우가 많습니다. 또는 동일한 가중치를 사용하기 위해 가중치가 가장 큰 N(예: 3) 펀드를 선택하고 크기를 조정하여 합계가 1이 되도록 조정할 수 있습니다. 아마도 이 포트폴리오의 대부분은 채권으로 끝날 것입니다. 일반화된 모멘텀 모델이 이 문제를 해결할 수 있습니다.

8. 손실 함수와 일반화된 모멘텀

변동성 및 기타 요인을 방정식에 적용하기 위해 포트폴리오에 "손실 함수" L을 도입했습니다. "손실" L이 높을수록 위험/수익률이 낮음을 의미합니다.

L=L(r, v),

r, v는 ri resp의 벡터를 반환합니다. U 자산의 변동성 vi 및 다음 파생 상품:

dL/dri<0(높은 수익률 ri가 더 좋음), dL/dvi>0(낮은 변동성 vi가 더 좋음)

손실 함수 L은 유니버스(U 펀드), 선택한 포트폴리오(N 펀드) 또는 개별 펀드 i에서도 사용할 수 있습니다. 그것은 단순히 우리가 다른 포트폴리오나 펀드를 분류할 수 있게 해주며, 위험/수익의 일부 개념에 따라 낮은 손실 L이 항상 더 좋습니다.

이러한 손실 함수의 예는 잘 알려진 포트폴리오의 샤프 함수 S(r,v)의 역입니다.

S(r,v) = (w'r - rmin)/(w'Hw)

w=w1..wn, r=r1..rn, rmin=무위험 수익률, H=covar 수익률 매트릭스(모든 상관관계가 0인 경우 대각 매트릭스와 같음), 물론 다른 손실 함수도 가능합니다. . 사실, dL/dri<0 및 dL/dvi>0이라는 간단한 규칙을 따르는 한 손실 함수의 실제 모양에 대해 무관심합니다.

휴리스틱 솔루션에 도달하기 위해 손실 함수 L(r, v) wrt의 간단한 Taylor 확장 Li를 고려합니다. (의 단조 함수) 수익률 ri와 펀드 i의 변동성 vi ri/vi 공간. 일반적인 모멘텀에 가깝게 유지하기 위해 ri 및 vi에 대해 일반화된 순위 함수를 사용합니다 (etfreplay.com에서 영감을 받음).

$$L_i = wR * \text{순위}(r_i) + wV * \text{순위}(v_i), \quad (1)$$

여기서 예를 들어 펀드 i의 수익률 ri가 한 달에 모든 7개 펀드에 대한 최대 수익률일 때 rank(ri) = 1(최고)이고 펀드 i가 모든 펀드에 대한 최소 수익률일 때 rank(ri) =7(최악)입니다. 7 펀드. 유사하게, 펀드 i의 변동성이 유니버스의 모든 7개 펀드에 대한 최소 변동성 일 때 rank(vi)=1(최상) 이고 최대일 때 rank=7(최악)입니다. Li는 계수 R과 V의 순위에 대한 선형 함수이므로 순위=1이 항상 최고이므로 일반화된 순위 함수로 간주할 수 있습니다.

가중치 wR 및 wV는 일반화된 모멘텀 함수에서 (높은) 수익률 순위 대 (낮은) 변동성 순위의 중요성을 결정합니다. 두 가중치는 모두 음수가 아니어야 합니다.

이제 wR 및 wV가 주어지면 Li의 모든 펀드를 정렬하고 최상의 N(예: 7개 중 3개) 펀드를 선택할 수 있습니다. 사실 우리는 (상대 수익률 모멘텀에서 했던 것처럼) ri 순위를 일반화된 순위인 Li 순위로 대체했습니다. Li에 상수를 곱해도 정렬이 변경되지 않으므로 예를 들어 가중치 wR 및 wV를 정규화할 수 있습니다. wR=1 또는 wR+wV=1에 의해.

우리는 진정한 수익률과 위험을 모르기 때문에 룩백 기간(여기서는 4개월) 동안 매월 해당 추정치로 수익률 ri와 변동성 vi를 재정의할 것입니다. So ri와 vi는 실제 측정값의 프록시이며 이전 달(룩백 기간) 동안의 과거 관찰을 사용하여 매월 계산됩니다. 일반화된 모멘텀 모델에서 요인 R, A 및 V에 도달하기 위해 상대(R) 및 절대(A) 모멘텀과 함께 세 번째 요소로 변동성(V) 모멘텀을 추가합니다.

9. 예 3. 요인 R, A 및 V를 사용한 일반화된 모멘텀

이제 모델에는 N(선택한 펀드 수), wR, wV(수익률 및 변동성에 대한 가중치) 및 각 팩터 R, A 및 V에 대한 룩백 기간과 같은 다양한 매개변수가 포함되어 있으며 최적의 조건에 도달하기 위해 모두 최적화할 수 있습니다. FAA 전략. 그러나 너무 많은 매개변수에 대해 최적화하면 심각한 데이터 스누핑 문제가 발생할 수 있으므로(13항 참조) 자유도를 가능한 한 낮게 유지하려고 합니다.

따라서 우리는 예에서 N=3을 고정하고 이전과 마찬가지로 모든 요소에 대해 4m의 고정된 룩백 기간을 사용합니다. wR 및 wV 매개변수의 정규화가 주어지면 wR=1로 고정하고 단 하나의 자유도(wV)만 남습니다. 이 역시 잠시 동안 50%로 고정하여 반환 요소(순위)에 더 많은 가중치를 부여합니다. 변동성 요인의 (순위)보다. 이렇게 하면 동일한 위험/수익 수치에 대해 더 높은 수익을 얻을 수 있으므로 특정 변동성 수준에 도달하는 데 필요한 레버리지를 낮출 수 있습니다 (문단 13 참조).

그런 다음 일반화된 모멘텀 함수 Li(eq. 1)를 사용하여 Li에 대한 모든 자금을 정렬합니다. 크래시를 방지하기 위해 Li를 정렬하고 최상의 N 펀드를 선택한 후 i가 ri<0인 모든 펀드를 현금(이 예에서는 VFISX)으로 대체합니다. ri와 vi를 추정하기 위해 기존과 같이 4개월의 고정된 룩백 기간을 사용합니다.

고정 매개변수 N=3, wR=1, wV=50% 및 R 및 V에 대한 룩백 기간이 4개월인 경우 백테스트(샘플 내) 결과는 다음과 같습니다.

R,A,V 모멘텀: 2005년 1월 3일-2012년 12월 11일,cpf VFISX, 3/7, 4m/4m/4m, 100/50/0%:
R=12.5%,V=11.7%,D=-11.4%,S0=1.07 ,S2.5=0.86,S5=0.64,W=70.8%,T=3.1,O=2.25,Q0=1.10,Q5=0.66

상대 및 절대(R&A) 모멘텀이 있고 변동성(V)이 없는 모델과 비교할 때 변동성 V=11.7%(was 12.8%) 및 maxDrawdown D 가 =11.4%(기존 12.6%). 해당 그래프는

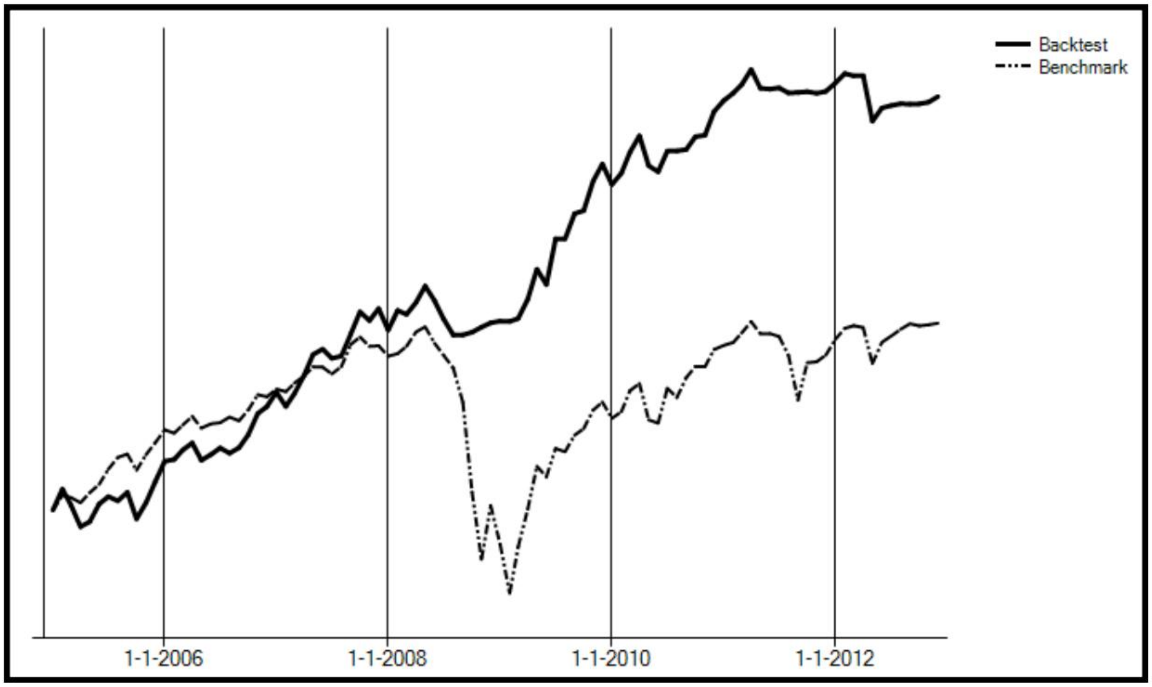

그림 3 상대, 절대 및 변동성(RAV) 모멘텀(샘플 내)

10. 상관 관계

마지막 요소는 상관관계입니다. Varadi(2012)에서 볼 수 있듯이 포트폴리오의 다양화는 평균 자산 상관관계가 낮을수록 향상됩니다. 상관 행렬의 더 낮은 대각선이 아닌 요소에 의해. U 자산 또는 펀드의 경우 펀드 i당 (U-1)비대각선 상관관계가 있습니다.
따라서 다른 U-1 펀드와의 평균 상관관계에 따라 U 펀드의 순위를 매길 수 있습니다. 일반화된 순위 함수(순위로 정규화됨)는 이제 상관관계 ci로 쉽게 확장됩니다.

$$L_i = wR * 순위(r_i) + wV * 순위(v_i) + wC * 순위(c_i) \quad (1)$$

여기서 ci는 펀드 i와 모든 U-1 기타 펀드의 평균(대각선이 아닌) 상관관계이며, ci가 모든 U 펀드에서 각각 최소값일 때 rank(ci)=1 및 rank(ci)=U입니다. 이러한 방식으로 유니버스 내에서 평균 상관관계가 낮은 펀드가 더 잘 다각화되고 낮거나 음의 상관관계로 변동성을 줄이기 때문에 더 선호됩니다.

다시 가중치 wC는 음수가 아니어야 하며 일부 정규화가 세 가지 가중치 wR, wV 및 wC에 다시 적용됩니다. 상관 관계는 이제 R, A, V 및 C의 네 가지 요인으로 구성된 일반화된 모멘텀 모델에서 요인 C가 될 것입니다.

11. 예 4. 상관 관계

wC>0으로 일반화된 모멘텀 함수 사용

Li=wR * 순위(ri) + wV * 순위(vi) + wC * 순위(ci), (2)

우리는 매월 펀드를 분류하고 동일한 가중 포트폴리오에서 최고의 N 펀드를 선택하고 모든 펀드를 현금으로 마이너스 수익 모멘텀으로 대체할 수 있습니다(VFISX). 4개월의 고정 룩백 기간(수익률, 변동성 및 상관관계)과 7개 중 최고의 N=3 펀드를 선택한다고 가정하고 가중치 wR, wV 및 wC가 주어지면 백테스트를 실행합니다. 우리는 (다소 임의로) Volatility와 같은 가중치를 Correlation에 사용할 것입니다: wV=0.5 및 wC=0.5(wR=1은 정규화에 의해). 그런 다음 다음을 찾습니다(그림 4 참조).

R,A,V,C 모멘텀: 03Jan2005-11Dec2012,cpf VFISX, 3/7, 4m/4m/4m, 100/50/50%:
R=14.7%,V=9.2%,D=-7.4%,S0 =1.60,S2.5=1.33,S5=1.06,W=74.0%,T=3.0,O=3.40,Q0=1.98,Q5=1.31

이제 다각화도 효과가 있음을 알 수 있습니다. 요인 R, A 및 V에 추가로 상관 모멘텀(요인 C)을 도입하면 거의 모든 통계가 개선됩니다. R= 14.7%(RAV 모델에서는 12.1%)), 변동성 V =9.2%(이전 11.7%), 최대 감소 D=7.4%(이전 10.4%).

더 나은 수익과 더 낮은 위험으로 인해 RAVC 모델의 수익/위험 통계가 더 좋습니다. Sharpe S25=1.33(RAV 모델에서 0.86), Omega O=3.40(2.25) 및 Calmar Q5=1.31(0.66)) 모두 실질적으로 개선되어 다양화가 효과가 있음을 보여줍니다.

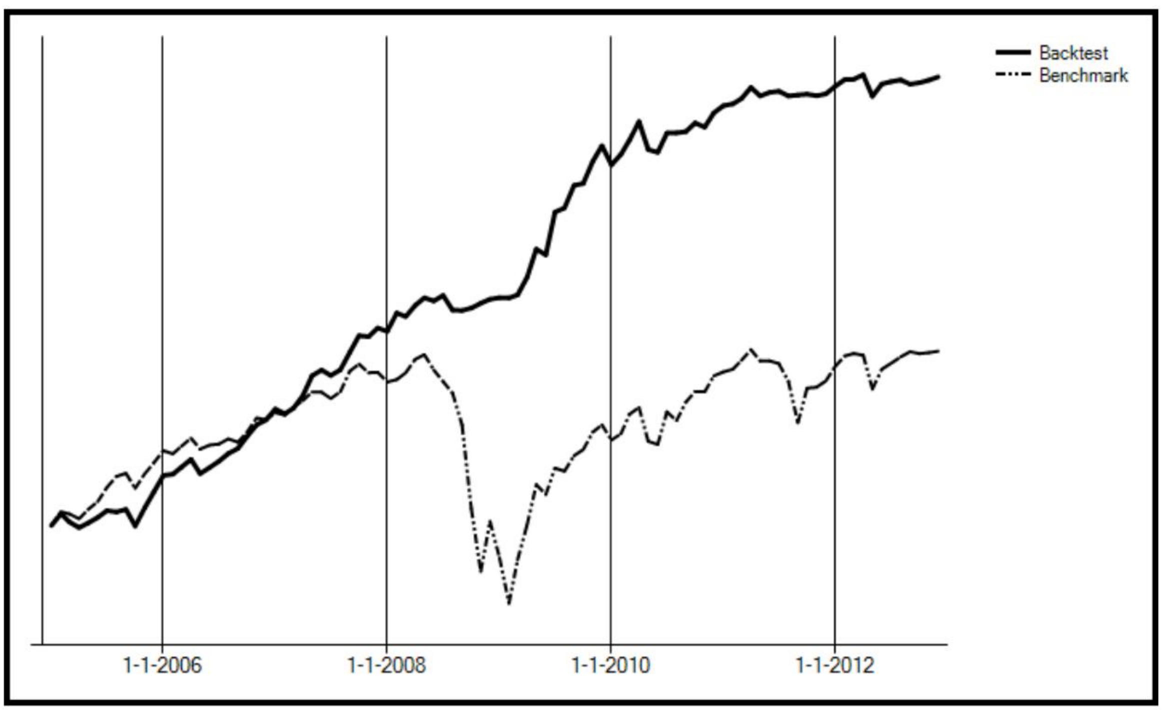

그림 4 상대, 절대, 변동성 및 상관 관계(RAVC) 모멘텀(샘플 내)

12. 확장

지금까지 우리는 손실 함수를 사용하여 펀드 순위를 매기고 N 펀드의 동일 가중 (EW) 포트폴리오 에 대해 U 펀드 중 최고의 N 을 선택했습니다 . 우리는 또한 자금의 불평등한 가중치에 대해 손실 함수를 사용할 수 있습니다. 가능한 불평등 가중치 함수는 Li 의 순위를 기반으로 할 수 있으며, 가장 낮은 Li가 순위 1이고 가장 큰 가중치를 갖는 최고의 펀드 i가 있습니다. 따라서 가중치는 다음과 같습니다. (N+1-란키)/합계(란키). 따라서 N=3일 때 가중치는 3/6, 2/6, 1/6이 되며 Li에서 최고의 펀드에 대한 가중치가 가장 높습니다. wi= (1-a)*1/N + a * ranki/sum(ranki) 공식을 사용하여 동일한 가중치를 순위 가중치와 혼합할 수도 있습니다. a=0.5 및 N=3의 경우 가중치가 2.5/6, 2/6 및 1.5/6인 반면 a=0의 경우 동일한 가중치에 도달합니다.

이전에는 손실 함수의 일반화된 순위 버전(1)에 중점을 두었습니다(8항 및 11항 참조). 부분 손실 함수의 다른 모양을 가진 확장을 쉽게 개발할 수 있습니다. 우리는 대수와 같은 순위보다 다른 유형의 단조 함수에 초점을 맞추는 한 가지 예를 제공합니다.
예를 들어 –Li를 최대화할 수 있습니다. 여기서

-Li = wR * ln(ri/rmax) + wV * ln(vmin/vi) + wC * ln((cmin+1)/(ci+1)) (3)

여기서 ln(x)는 x의 자연 로그이고 rmax는 모든 펀드에 대한 최고(최대) 수익률이고, vmin은 모든 펀드에 대한 최고(최소) 변동성이며 cmin은 모든 펀드에 대한 최고(최저) 상관관계 ci입니다.
이 방법으로 가중치 wR, wV 및 wC를 마이너스 무한대(최악)에서 0(ln(1)=최상) 범위의 인수에 적용하고 –Li에서 자금 순위를 매깁니다. 여기서 높을수록 좋습니다. ri<0인 자금은 현금으로 대체되며 vi>0 및 -1<=cmin<=ci<=1임을 기억하십시오.

로그 함수 ln(x)를 사용하면 wR=wV 및 wC=0일 때 Li의 순위가 수익률/위험 비율(ri/vi)의 순위와 동일하다는 것을 쉽게 알 수 있습니다. 무위험이자율을 초과하여 ri를 측정하면 이 비율은 잘 알려진 샤프비율이 되며, 이는 -Li를 통해 최대화된다. 따라서 식 (3)을 이제 상관 관계도 포함하는 Sharpe 측정의 (로컬) 확장으로 간주할 수 있습니다.

또한 다른 매개변수(예: 팩터 R, A, V 및 C에 대한 서로 다른 룩백 기간), 추가 모멘텀 팩터(예: 베타 또는 가치)가 있는 모델을 도입하거나 다음을 위해 무위험 금리 rmin에 초과 금리를 도입할 수 있습니다. 특정 경계 값을 고려하기 위해 수익률(ei=ri-rmin) 및 변동성 및 상관 관계에 대한 유사한 변위. 일반화된 모멘텀 함수와 관련하여 절대 모멘텀 규칙에 주의를 기울여야 합니다. 일부 Li 변형은 ri>0 을 요구하기 때문입니다(예: ri<=0일 때 ln(ri)가 정의되지 않기 때문).

마지막으로 특정 통계와 관련하여 "최상의" 매개변수를 찾아 위의 일반화된 모멘텀 모델을 "최적화" 할 수 있습니다 . 예를 들어, (A,R, V,C) 모델을 쉽게 개선할 수 있습니다. 11 더 나은 N, 룩백 개월 mR, mV, mC 및 가중치 wR, wV 및 wC(일부 정규화 제공) 를 검색하여.

예를 들어 wV와 wC만 자유도로 사용하여 시행착오를 겪었습니다. 그런 다음 정규화에 의해 모든 요인 (mR=mV=mC=4m) 및 wR=1에 대해 동일한 4m 룩백 기간을 가정하면 wV=80인 Calmar 비율 Q5에 대해 다음과 같은 최적(또는 "최상") 솔루션을 찾습니다. % 및 wC=60%:

R,A,V,C 모멘텀: 03Jan2005-11Dec2012,cpf VFISX, 3/7, 4m/4m/4m, 100/80/60%:
R=13.0%,V=7.4%,D=-5.2%,S0 =1.76,S2.5=1.42,S5=1.08,W=71.9%,T=2.6,O=3.75,Q0=2.49,Q5=1.53

이 "최적화"는 Q5=1.53(이전 1.31), V=7.4%(이전 9.2%) 및 D=5.2%(이전 7.4%)를 분명히 개선합니다. 수익률 R=13.0(기존 14.7%)은 약간 나쁩니다.

이 최적화된 모델에 트랜잭션 비용을 도입할 수도 있습니다 . 거래(전환) 비용이 1.20% 미만으로 유지되는 한 수익률 R은 벤치마크(R=5.7%, 위의 2항 참조)보다 더 나을 것입니다. 따라서 전환 비용이 많이 들더라도 모델이 Buy & Hold 벤치마크보다 향상됩니다.

연간 V=15%의 정규화된 SPY와 같은 변동성을 갖는 Risk Parity 전략과 우리의 솔루션을 비교하기 위해 일부 레버리지(예: 2x)를 사용하여 백테스트에서 이 변동성에 도달할 수 있습니다. 또한 거래 비용(거래당 0.1%)과 레버리지 이자 비용 (연간 3%)을 모델에 추가합니다 . 그런 다음 도달합니다(그림 5 참조).

R,A,V,C 모멘텀: 03Jan2005-11Dec2012,cpf VFISX, lev=2,cost%j=3,tc=0.1%,3/7, 4m/4m/4m, 100/80/60%: R=
22.6%,V=14.7%,D=-10.7%,S0=1.54,S2.5=1.37,S5=1.20,W=70.8%,T=2.6,O=3.21,Q0=2.12,Q10=1.18

이제 거의 15%의 변동성과 maxDrawdown D=10.7%로 R=22.6%의 수익률을 얻었습니다. 우리는 현재(최적화된 wV 및 wC를 사용하여) 데이터 스누핑에 의존하고 있음을 기억하십시오. 따라서 기본 솔루션(N=3, m=4m, wR/wV/wC=100/50/50%)과 "최고" 솔루션(4m, 100/80/60% 및 비용이 있는 2배 레버리지) 샘플 외 다음 단락에서 .

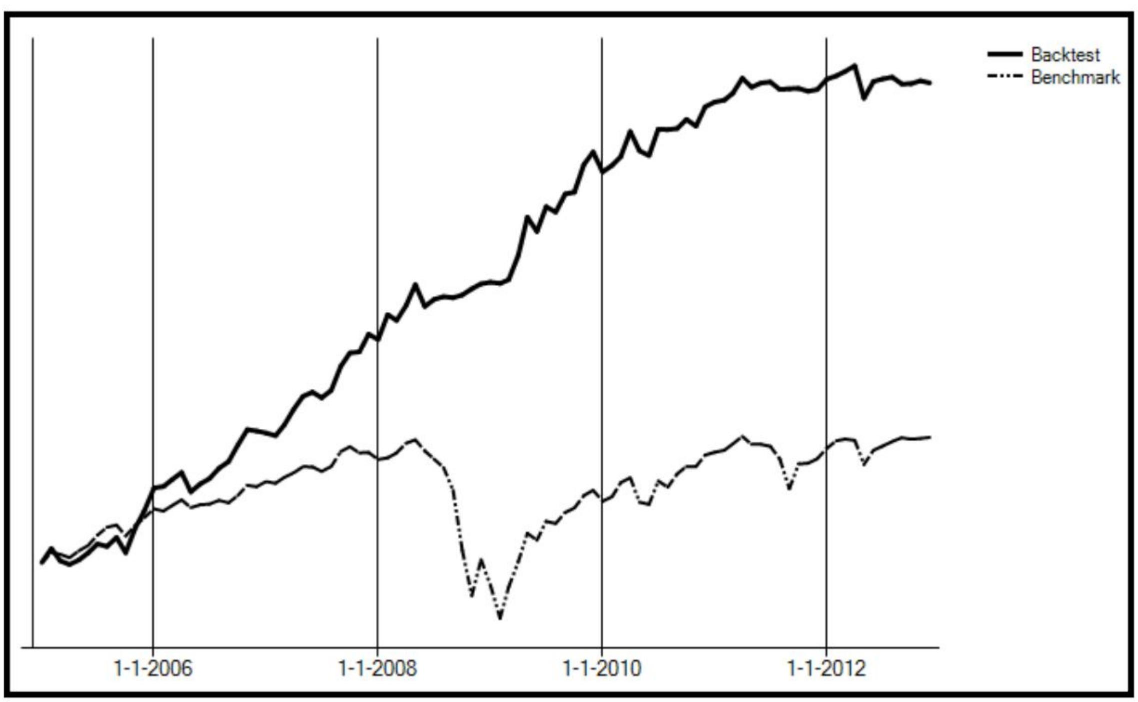

그림 5 레버리지 비용 및 거래 비용을 포함한 RAVC 모멘텀이 있는 최적화된 모델(샘플 내)

13. 데이터 스누핑: 샘플 외 테스트

마지막 단락에서 우리는 샘플 기간 2005-2012에 대해 가중치 wV 및 wC와 같은 최상의 매개변수를 검색하여 Q5 측면에서 "최적" 솔루션을 제시했습니다. 또한 기본 매개변수 측면에서 솔루션을 제시했습니다. 두 경우 모두 기본 매개변수를 사용하는 대신 매개변수를 최적화할 때 위험이 더 커지기는 하지만 "데이터 스누핑"의 위험이 있을 수 있습니다. 이러한 "최적의" 솔루션을 찾는 데 따르는 위험은 데이터를 따르도록 모델을 왜곡하여(매개 변수를 변경하여) 모든 데이터 세트가 매력적인 수익/위험 수치를 제시하도록 하는 것입니다. 이를 데이터 스누핑 또는 데이터 마이닝이라고 합니다.

데이터 스누핑을 테스트하기 위해 학습에는 샘플 내 데이터를 사용하고 테스트에는 샘플 외부 데이터를 사용합니다. 1998년 1월의 데이터가 있으므로 1998-2004년 기간을 표본 외 기간으로 사용합니다.

먼저 기본 매개변수 세트를 테스트하고 이 "샘플 외" 기간에 B&H 벤치마크를 확인합니다.

R,A,V,C 모멘텀: 02Jan1998-03Jan2005,cpf VFISX, 3/7, 4m/4m/4m, 100/50/50%
R=13.4%,V=7.7%,D=-5.9%,S0= 1.73,S2.5=1.41,S5=1.08,W=75.9%,T=2.9,O=3.93,Q0=2.28,Q5=1.43

벤치: 1998년 1월 2일-2005년 1월 3일,7/7, 4m/4m/4m, 100/50/50%:
R=8.3%,V=9.8%,D=-15.2%,S0=0.85,S2.5=0.60,S5 =0.34,W=61.4%,T=0.1,O=1.89,Q0=0.55,Q5=0.22

1998-2012년 전체 기간(샘플 내부 및 외부)에 대한 그래프는 다음과 같습니다.

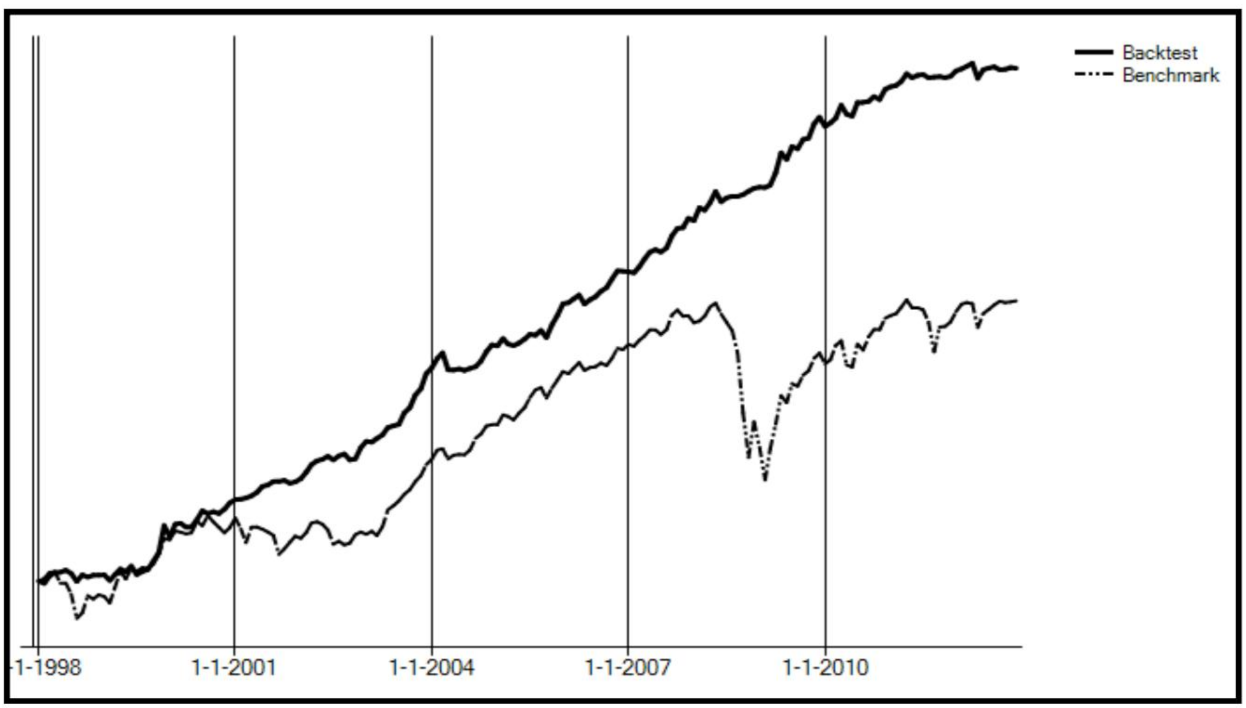

그림 6. A, R, V 및 C 모멘텀이 있는 기본 모델(샘플 내부 및 외부)

Out-of-sample 테스트가 다소 성공적이라는 것은 분명합니다. 대부분의 통계(R, D, S, W 및 O)가 양호하며 In-sample 기간에 있는 동일한 모델의 통계보다 낫습니다. 또한 그들은 모두 같은 기간에 B&H 벤치마크보다 훨씬 낫습니다.

이제 샘플 내에서 최적화된 매개 변수를 샘플 외부에서(레버리지 및 비용 포함) 테스트합니다.
우리는 2배의 레버리지를 사용하기 때문에 5% 대신 10%의 무위험 허들을 기반으로 하는 Calmar 비율(Q10)도 사용할 것입니다.

R,A,V,C 모멘텀: 02Jan1998-03Jan2005,cpf VFISX, lev=2,cost%j=3,tc=0.1%,3/7, 4m/4m/4m, 100/80/60% R=21.6 %,V=14.5%,D=-12.9%,S0=1.49,S2.5=1.31,S5=1.14,W=74.7%,T=2.1,O=3.29,Q0=1.67,Q10=0.90

벤치: 1998년 1월 2일-2005년 1월 3일,7/7:
R=8.3%,V=9.8%,D=-15.2%,S0=0.85,S2.5=0.60,S5=0.34,W=61.4%,T=0.1,O =1.89,Q0=0.55,Q10=-0.11

보시다시피 샘플 외 기간의 변동성은 다시 15%에 가깝습니다. 레버리지(2x)로 인해 maxdrawdown D=12.9%는 최적화된 모델의 샘플 외 기간에 상당하지만 여전히 벤치마크의 D=15.2%보다 크지 않습니다(레버리지 또는 비용 없음).
또한 R이 훨씬 우수하여(레버리지 않은 B&H 벤치의 R=8.3%에 비해 R=21.6%) 모든 수익/위험 통계(S, W, O, Q)도 훨씬 더 높아집니다. 최적화되고 활용된 RAVC 모델의 전체 기간(샘플 내부 및 외부)에 대한 그래프는 다음과 같습니다.

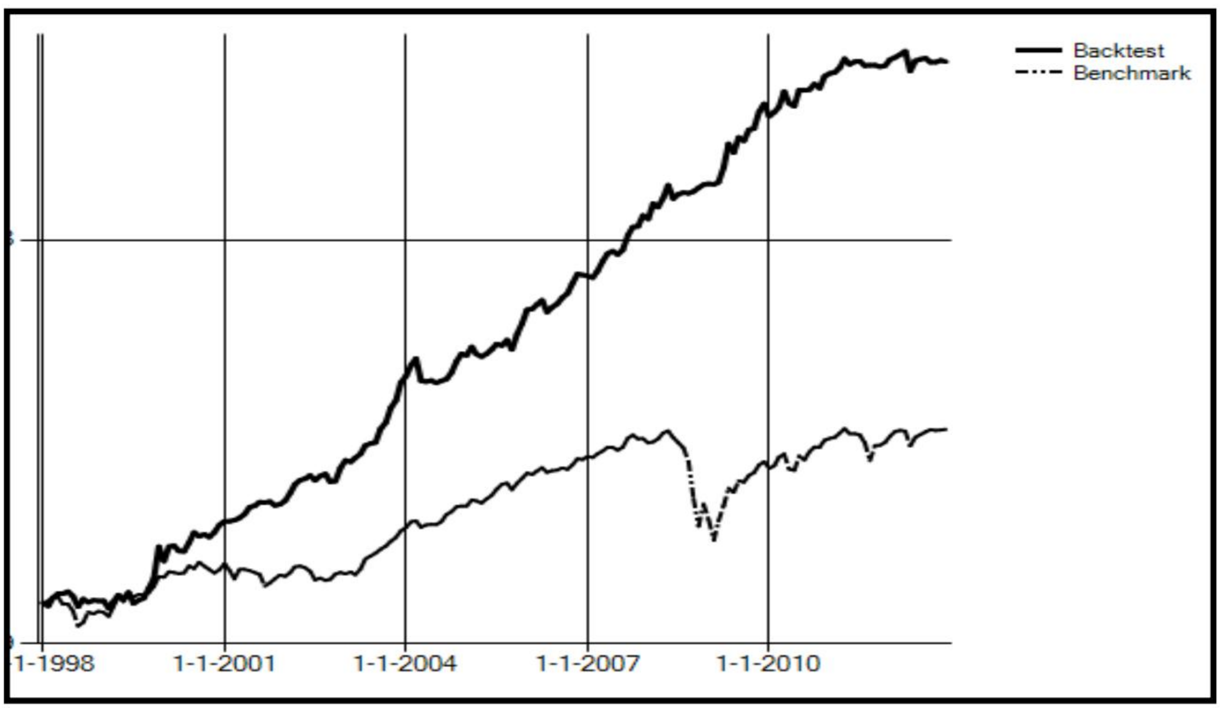

그림 7. RAVC 모멘텀, 레버리지 및 비용(샘플 내부 및 외부)으로 최적화된 모델.
NB. 벤치마크는 레버리지와 비용이 없습니다.

14. 견고함

데이터 스누핑 테스트를 위한 샘플 내부 및 외부 테스트 외에도 데이터 스누핑(부족)의 표시로 견고성 테스트를 사용할 수도 있습니다. 여기에서 두 종류의 견고성을 고려할 것입니다. 첫째, 모델 (매개변수)을 약간 변경하면 어떻게 되는지 , 둘째, 데이터를 약간 변경하면 어떻게 되는지입니다 .

먼저 우리 는 1998년부터 전체 기간 동안 룩백 기간이 4개월이고 요인 R, V 및 C에 대한 기본 가중치가 100/50/50%인 기본 백테스트의 모델 견고성을 확인 합니다 . 이 기본 백 테스트(RAVC 모멘텀 포함) 및 1998-2012년 B&H 벤치마크 결과는 다음과 같습니다.

R,A,V,C 모멘텀: 02Jan1998-14Dec2012,cpf VFISX, 3/7, 4m/4m/4m, 100/50/50%:
R=14.2%,V=8.5%,D=-7.4%,S0 =1.67,S2.5=1.38,S5=1.08,W=75.0%,T=2.9,O=3.65,Q0=1.92,Q5=1.25

벤치: 02Jan1998-14Dec2012, 7/7:
R=6.8%,V=13.8%,D=-46.3%,S0=0.50,S2.5=0.31,S5=0.13,W=62.8%,T=0.0,O =1.58,Q0=0.15,Q5=0.04

여기에서는 기본 백테스트를 위해 모든 요인(R/A, V, C)에 대해 4개월 길이의 룩백 기간을 사용합니다. 아래 그림에서 서로 다른 룩백 기간(1,2,3,4,5,6, 9 및 12개월), 다시 모든 요인 R,A,V,C에 대해 동일합니다.

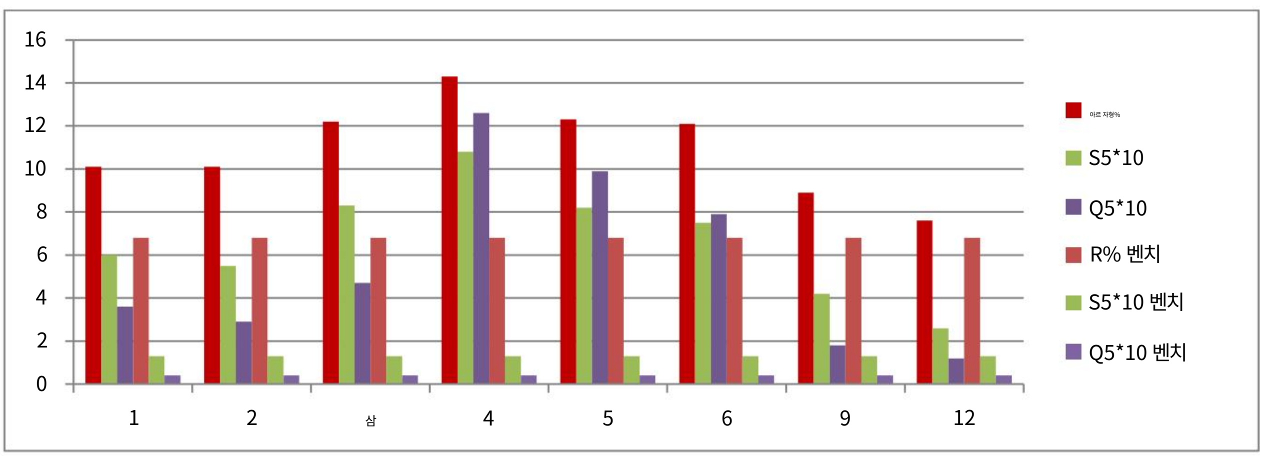

그림 8. 룩백 기간(개월)별 연간 수익률 R, Sharpe S5 및 Calmar Q5, 1998-2012

표시된 바와 같이 4개월 길이의 룩백 기간이 R, S5 및 Q5 측면에서 최적임이 분명합니다. 이러한 결과를 벤치마크(R=6.8%, S5=0.13, Q5=0.04)와 비교할 때 모두 벤치마크 수치보다 우수하다는 것도 분명합니다.

파의 레버리지 모델도 확인할 수 있습니다. 견고성을 위해 12, 1998-2012년 전체 기간에 최적의(최고의) 샘플 내 매개변수화가 적용됨(그림 7 참조):

R,A,V,C 모멘텀: 02Jan1998-14Dec2012,cpf VFISX,lev=2,cost%j=3,tc=0.1%,3/7,4m/4m/4m, 100/80/50%: R=
23.2%,V=15.2%,D=-16.5%,S0=1.53,S2.5=1.36,S5=1.20,W=70.6%,T=2.5,O=3.30,Q0=1.41,Q10=0.80

벤치: 02Jan1998-14Dec2012, 7/7:
R=6.8%,V=13.8%,D=-46.3%,S0=0.50,S2.5=0.31,S5=0.13,W=62.8%,T=0.0,O =1.58,Q0=0.15,Q10=-0.07

관련된 모든 매개변수의 모델 견고성을 테스트하기 위해 이 최상의 솔루션에서 6개 매개변수의 모든 단순 편차(+/- 단계)를 백테스트합니다. 숫자 N(+/- 1), 룩백 길이 mR, mV, mC(+/1 1개월) 계수 RAVC 및 가중치 wV 및 wC(+/- 10%, 정규화로 wR=100%). 결과는 다음과 같습니다(첫 번째 줄이 가장 좋음).

02Jan1998-14Dec2012,cpf VFISX,lev=2,비용%j=3, tc=0.1% 3/7,4m/
4m/4m, 100/80/50%: R=23.2%,V=15.2%,D= -16.5%,S0=1.53,S2.5=1.36,S5=1.20,W=70.6%,Q0=1.41,T=2.5,O=3.30,Q10=0.80

4/7, 4m/4m/4m,100/80/50%:R=19.0%,V=14.4%,D=-17.4%,S0=1.32,S2.5=1.14,S5=0.97,W=68.9 %,Q0=1.09,T=2.1,O=2.70,Q10=0.51 2/7,4m/4m/4m,
100/80/50%: R=15.4%,V=16.5%,D=-19.6%, S0=0.93,S2.5=0.78,S5=0.63,W=68.9%,Q0=0.78,T=3.0,O=2.37,Q10=0.27 3/7,5m/4m/4m, 100/80/50% :
R=19.2%,V=16.7%,D=-18.9%,S0=1.15,S2.5=1.00,S5=0.85,W=65.0%,Q0=1.02,T=2.3,O=2.56,Q10= 0.49 3/7,3m/4m/4m, 100/80/50%:
R=18.8%,V=15.7%,D=-23.5%,S0=1.20,S2.5=1.04,S5=0.88,W= 68.3%,Q0=0.80,T=3.0,O=2.78,Q10=0.37 3/7,4m/5m/4m, 100/80/50%:
R=23.2%,V=14.9%,D=-12.9% ,S0=1.55,S2.5=1.38,S5=1.22,W=70.6%,Q0=1.79,T=2.5,O=3.38,Q10=1.02 3/7,4m/3m/4m, 100/80/50 %:
R=21.1%,V=14.8%,D=-15.3%,S0=1.42,S2.5=1.25,S5=1.08,W=68.3%,Q0=1.38,T=2.6,O=3.05,Q10 =0.72 3/7,4m/4m/5m, 100/80/50%:
R=23.0%,V=15.0%,D=-12.9%,S0=1.53,S2.5=1.36,S5=1.20,W =71.1%,Q0=1.77,T=2.4,O=3.33,Q10=1.00 3/7,4m/4m/3m, 100/80/50%:
R=23.7%,V=14.8%,D=-12.9 %,S0=1.60,S2.5=1.43,S5=1.26,W=71.7%,Q0=1.83,T=2.6,O=3.52,Q10=1.05 3/7,4m/4m/4m, 110/80/ 50%:
R=23.6%,V=16.1%,D=-16.5%,S0=1.47,S2.5=1.31,S5=1.15,W=71.1%,Q0=1.43,T=2.5,O=3.14, Q10=0.82 3/7,4m/4m/4m, 90/80/50%:
R=21.4%,V=14.4%,D=-12.9%,S0=1.48,S2.5=1.31,S5=1.14, W=70.6%,Q0=1.65,T=2.4,O=3.27,Q10=0.88 3/7,4m/4m/4m, 100/90/50%: R=21.3%,V=15.1%,D=-
12.9%,S0=1.41,S2.5=1.24,S5=1.08,W=69.4%,Q0=1.64,T=2.4,O=3.13,Q10=0.87 3/7,4m/4m/4m, 100/70 /50%:
R=23.7%,V=16.1%,D=-16.5%,S0=1.48,S2.5=1.32,S5=1.16,W=71.7%,Q0=1.44,T=2.5,O=3.15 ,Q10=0.83 3/7,4m/4m/4m, 100/80/60%:
R=22.3%,V=14.6%,D=-12.9%,S0=1.53,S2.5=1.36,S5=1.19 ,W=72.8%,Q0=1.73,T=2.4,O=3.28,Q10=0.95 3/7,4m/4m/4m, 100/80/40%: R=22.7%,V=15.9%,D=
-17.4%,S0=1.42,S2.5=1.27,S5=1.11,W=68.9%,Q0=1.31,T=2.5,O=3.03,Q10=0.73

각 줄에는 최상의(최적) 솔루션(첫 번째 줄)의 편차(굵은 매개변수 포함)가 표시됩니다. 결과적으로 1+2x6=13개의 백테스트가 발생합니다. 이 모든 13개의 관찰에 대해 각 매개변수의 최소값과 최대값을 취하여 다음과 같은 모델 견고성 범위 (최소-최대)에 도달합니다.

R=15-24%, V=14-17%, -D=13-24%, S0=0.9-1.6, S25=0.8-1.4, S5=0.6-1.3, W=65-73%, O=2.4 -3.5, Q0=0.8-1.8, Q10=0.3-1.1

또는 데이터를 변경하여 견고성을 테스트할 수 있습니다. 이 경우 우리는 단순히 7개의 펀드 각각을 버리고 주어진 매개변수로 백테스트를 다시 실행합니다(cpf=VFISX를 삭제할 때 r=0으로 현금으로 이동). 이것은 우리에게 7개의 편차와 하나의 최상의 솔루션(첫 번째 줄)이 8개의 관찰을 제공합니다.

02Jan1998-14Dec2012,cpf VFISX, lev=2,cost%j=3,tc=0.1%: 3/7,4m/
4m/4m, 100/80/50%: R=23.2%,V=15.2%,D =-16.5%,S0=1.53,S2.5=1.36,S5=1.20,W=70.6%,Q0=1.41,T=2.5,O=3.30,Q10=0.80, 최고

3/6, 4m/4m/4m, 100/80/50%: R=22.6%,V=15.5%,D=-19.8%,S0=1.46,S2.5=1.30,S5=1.14,W=68.9 %,Q0=1.14,T=2.2,O=3.14,Q10=0.64, 드롭 VTSMX 3/6,4m/4m/4m,
100/80/50%: R=20.7%,V=14.5%,D=- 17.4%,S0=1.43,S2.5=1.26,S5=1.08,W=68.9%,Q0=1.19,T=2.3,O=2.95,Q10=0.62, 드롭 FDIVX 3/6,4m/4m/4m, 100/80/50%:
R=18.4%,V=12.9%,D=-15.9%,S0=1.43,S2.5=1.23,S5=1.04,W=70.0%,Q0=1.16,T=2.2, O=3.02,Q10=0.53, 드롭 VEIEX 3/6,4m/4m/4m, 100/80/50%:
R=22.4%,V=18.4%,D=-21.5%,S0=1.22,S2.5 =1.08,S5=0.95,W=66.1%,Q0=1.04,T=2.3,O=2.55,Q10=0.58, 드롭 VBMFX 3/6,4m/4m/4m, 100/80/50%: R=21.3
%,V=18.6%,D=-20.7%,S0=1.15,S2.5=1.01,S5=0.88,W=65.0%,Q0=1.03,T=2.8,O=2.49,Q10=0.55, 드롭 VFISX 3/6,4m/4m/4m, 100/80/50%:
R=18.1%,V=15.6%,D=-20.2%,S0=1.16,S2.5=1.00,S5=0.84,W=66.7 %,Q0=0.90,T=2.4,O=2.63,Q10=0.40, 드롭 VGSIX 3/6,4m/4m/4m, 100/80/50%: R=16.2%,V=14.8%,D=-
19.0%,S0=1.09,S2.5=0.92,S5=0.76,W=69.4%,Q0=0.85,T=2.5,O=2.53,Q10=0.33, 드롭 QRAAX

이러한 모든 1+7=8 관찰에 대해 각 매개변수의 최소값과 최대값을 취하여 다음과 같은 데이터 견고성 범위 (최소-최대)에 도달합니다.

R=16-23%, V=13-19%, -D=16-21%, S0=1.1-1.5, S2.5=0.9-1.3, S5=0.7-1.1, W=65-70%, O =2.5-3.1, Q0=0.8-1.2, Q10=0.3-0.6

이는 모델 견고성 범위와 동일한 크기입니다 . 두 최소 최대 범위를 결합하면 결합된(그리고 가장 넓은) 견고성 범위에 도달합니다.

R=15-24%, V=13-19%, -D=13-24%, S0=0.9-1.6, S25=0.8-1.4, S5=0.6-1.3, W=65-73%, O=2.4 -4.2, Q0=0.8-1.8, Q10=0.3-1.1

이 목록의 "최악" 견고성 점수(최고 V=19%, D=24%, 최저 R=15%, S5=0.6, Q0=0.8 등)를 벤치마크 매개변수와 비교하면 다음과 같은 결론에 도달합니다. 수치.

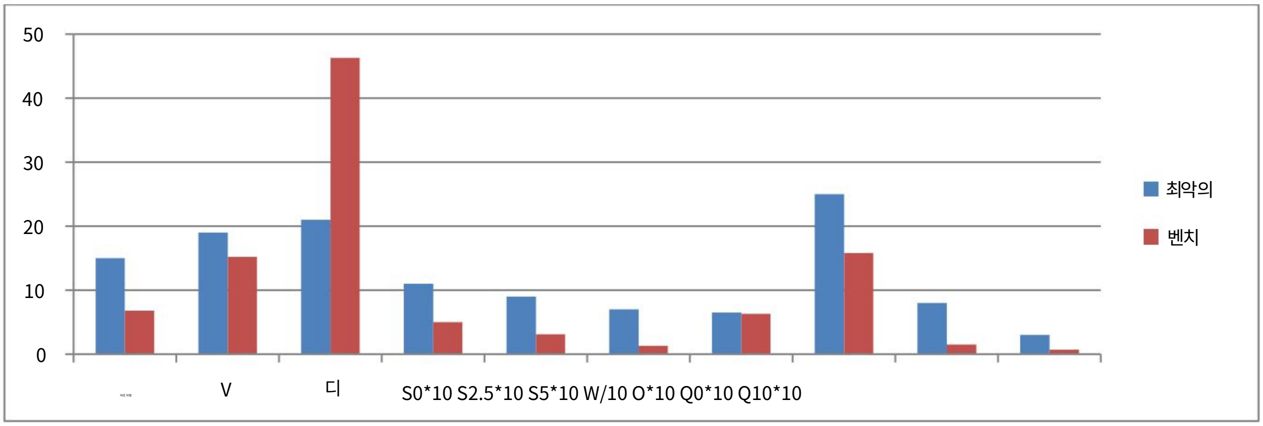

그림 9. "최악" 견고성 점수와 벤치마크 점수 비교, 1998-2012

그림에서 우리는 이러한 모든 "최악의" 견고성 점수가 변동성 V(V=15%로 정규화되어 벤치가 약간 더 나은 경우)를 제외하고 해당 벤치마크 점수보다 (훨씬) 더 낫다는 것을 알 수 있습니다. 수익률/위험 또한 Sharpe S 및 Calmar Q 비율에서 알 수 있듯이 해당 벤치마크 수치의 최소 두 배 이상인 것으로 나타났습니다.

물론 이 결과는 (모델 및 데이터) 편차의 크기에 따라 다르지만 적어도 우리의 최상의(샘플 내 최적화된) 결과가 특정 범위까지 견고하다는 것을 보여줍니다. 샘플 외 테스트와 함께 이것은 우리의 결과가 순전히 데이터 스누핑의 결과가 아니라는 것을 보여줍니다. 벤치마크에 대한 백테스트의 견고성을 테스트하는 것 외에도 이러한 종류의 견고성 검사를 사용하여 다른 백테스트 모델을 비교할 수도 있습니다.

또는 6개 모델과 7개 데이터 차원에서 무작위 샘플을 추출하고 평균과 범위를 계산할 수 있지만(예: 샘플에 대한 표준 편차의 두 배) 샘플이 위의 델타 내에 있는 한 범위 도 위에서 계산한 최소-최대 범위 내에 있어야 합니다. 이러한 범위의 위치와 너비는 다시 솔루션의 견고성(부족)을 나타낼 수 있습니다.

15. 결론

우리는 절대 모멘텀(A), 변동성 모멘텀(V) 및 상관관계 모멘텀(C)의 3가지 요소를 사용하여 전통적인 모멘텀 모델을 확장했습니다. 우리는 이 네 가지 요소에 대해 선형 순위(또는 기타 단조로운) 함수를 사용하여 유연 자산 할당(FAA)이라고 하는 간단하지만 강력한 자산 할당 전략을 제시할 수 있음을 보여주었습니다.

구체적으로, 매월 말에 우리는 지난 m개월 동안 가장 높은 일반화된 모멘텀을 가진 N/U 자산의 동일 가중치 포트폴리오에 자금을 할당합니다. 모델 매개변수는 수익률에 대한 가중치 및 룩백 기간, 변동성 및 상관 관계 모멘텀과 일부 정규화 및 U 자산 또는 펀드의 유니버스가 주어진 숫자 N입니다.

모든 자산에 대해 배당 조정 종가를 사용하여 백테스트를 실행하여 각 매개변수 세트를 테스트할 수 있습니다.

일반화된 모멘텀 모델을 적용할 때 제한 하에서 2차 최적화와 같은 복잡한 계산 절차를 실행할 필요가 없으며 자산의 총 수익률 시리즈의 모든 1차 및 2차 특성(수익률 및 공분산과 같은)을 통합할 수 있습니다.

예를 들어 스프레드시트를 사용하여 모든 계산을 수행할 수 있습니다. 제한이 있는 2차 최적화의 경우와 같이 특이 코너 솔루션에 도달할 기회도 적습니다.

우리는 1998년 1월부터 2012년 12월까지 간단한 7개 자산 포트폴리오(주식, 국채, 원자재 및 REIT에 대한 글로벌 인덱스 펀드 포함)로 여러 백 테스트를 통해 월별 전략을 단계별로 시연함으로써 일반화된 모멘텀 모델을 설명했습니다. 모델의 대부분의 매개 변수에 대해 기본값을 사용하여 샘플 내 및 샘플 외.

우리는 일반화된 모멘텀 모델을 사용하는 것이 B&H 벤치마크를 사용하는 것보다 훨씬 더 나은 해결책이라는 것을 발견했습니다.

마지막으로, 7개 자산 예제의 간단한 샘플 내 모델 최적화를 기반으로 샘플 외 테스트를 계산하여 일반화된 모멘텀 모델에서 데이터 스누핑 정도를 테스트했습니다.
또한 모델 및 데이터 차원에서 몇 가지 견고성 테스트를 수행하여 예제에서 수익률, 변동성 및 감소와 같은 결과에 대한 최소 및 최대 범위에 도달했습니다.
우리는 솔루션이 샘플 외부에서도 강점을 보여주고 모델 매개변수 및 데이터의 중간 정도의 변화에 대해 상대적으로 강력함을 입증했습니다.

참조

Antonacci, G. (2012), 이중 모멘텀을 통한 위험 프리미엄 수확, SSRN 2042750

앙. A., (2012), 평균 분산 투자, SSRN 2131932

발타스, AN. 및 Kosowski, R. (2012), 시계열 모멘텀 전략 개선: 거래 신호 및 변동성 추정기의 역할, SSRN 2140091

Bruder, B. 및 Roncalli, T., (2012), 위험 예산 책정 방식을 사용한 위험 노출 관리, SSRN 2009778

Butler, A., Philbrick, M., Gordillo, R., Varadi, D. (2012), 적응형 자산 할당: 입문서, 작업 문서, Macquarie Private Wealth

Dori, F., Haeusler, F., Krieger,M.. Schubiger, U. 및 Stefanovits, D. (2012), 자산 할당에 대한 위험 접근 방식 - 걱정의 벽 오르기?, SSRN 2159283

Faber, MT(2007), 전술적 자산 배분에 대한 정량적 접근. Journal of Wealth Management, Spring 2007. 업데이트(2009) as SSRN 962461.

Faber, MT(2010), 투자를 위한 상대적 강도 전략, SSRN 1585517

Glabadanidis, P. (2012), 이동 평균을 사용한 시장 타이밍, SSRN 2018681

Hurst, B., Ooi, YH, Pederson, LH, (2012), A Century of Evidence on Trend-Following Investing, 작업 보고서, AQR Capital Management.

Maillard, S., Roncalli, T. 및 Teiletche, J. (2009), 동일 가중 위험 기여 포트폴리오의 특성에 대해, SSRN 1271972

Thomas S., Seaton J., Clare A., and Smith P. (2012), Breaking into the Blackbox: Trendfollowing, Stop Losses, and the Frequency of Trading: the case of the S&P500, SSRN 2126476

Thomas S., Clare, A., Smith, PN, and Seaton J. (2012), The Trend is our Friend: Risk Parity, Momentum and Trend Following in Global Asset Allocation, SSRN 2126478

Varadi, D., Kapler, M., Bee, H. Rittenhouse, C. (2012), 최소 상관 알고리즘: 실질적인 다양화 도구, 작업 문서, 유연한 계획 투자.