

모멘텀전략과 반대전략에 대한 사실성체크검정

윤 종 인* 김성수**

< 요약 >

본 연구는 약형 EMH에 대한 반론으로 제기되어 왔던 모멘텀전략과 반대전략의 우월성에 대하여 검정하였다. 모멘텀전략과 반대전략이 우월한 전략이라면 이는 약형 EMH에 대한 중대한 비판이 된다.

하지만 몬테카를로시뮬레이션결과에 따르면 기존의 검정방법은 유의수준왜곡이라는 오류를 갖고 있는 것으로 나타났다. 이에 본 연구는 데이터스누핑편의를 해결하는 것으로 알려진 White(2000)의 사실성체크검정을 이용하여 모멘텀전략과 반대전략의 우월성을 검정하였다.

검정결과는 다음과 같다. 위험을 고려한 성과측정치인 샤프비율을 이용할 경우 모멘텀전략과 반대전략 중 최선의 전략은 종합주가지수에 대한 정액정기매입전략보다 우월한 전략이라고 볼 수 없다. 따라서 모멘텀전략과 반대전략을 근거로 약형 EMH를 기각할 수는 없다.

주제어 : 약형 효율적 시장가설, 모멘텀전략, 반대전략, 데이터스누핑, 유의수준왜곡, 정상적 부트스트래핑

* 백석대학교 경상학부 (E-mail: jiyoon@bu.ac.kr).

**한국금융연수원 (E-mail: kim.sungsoo@kbi.or.kr)

남아있는 오류는 전적으로 필자의 것이며 이를 바로 잡는데 도움을 주신 여러분들에게 감사드립니다.

1. 문제제기

주식시장의 가격 및 거래량 정보를 이용하여 초과수익을 얻을 수 있는지 여부는 학계와 실무계에서 주목을 받아 왔다. 전통적 재무경제학에서는 효율적 시장 가설에 따라 주식시장의 과거 수익률 정보를 이용한 투자전략은 초과수익의 획득이 어렵다고 보았다.(Fama 1970, 1991) 이에 대해 DeBondt and Thaler(1985)를 시작으로 과거의 수익률 정보를 이용한 투자전략이 초과수익을 얻을 수 있다는 분석이 제기되기 시작하였다. 구체적으로 이들은 장기에 걸쳐 투자시, 3~5 년 전 수익률이 가장 나빴던 주식을 매수하고 3~5 년 전 수익률이 가장 좋았던 주식을 공매도하는 전략을 사용할 경우 유의한 양의 수익률을 얻는데, 이는 주식가격이 정보에 대해 과잉반응하기 때문이라고 해석하였다. 이후 Jegadeesh and Titman(1993)은 미국 주식시장에서 월별 수익률의 지속현상을 이용하여 수익률이 높았던 주식을 매입하고 수익률이 낮았던 주식을 매도하는 전략을 사용하여 높은 초과수익을 얻은 것으로 보고하였다.

과거의 수익률 정보를 이용한 투자전략에는 크게 직전 수익률이 (+)인 주식을 보유하고 직전 수익률이 (-)인 모멘텀투자전략(momentum strategy)과 반대투자전략(contrarian strategy) 두가지를 들 수 있다. 모멘텀투자전략은 직전 수익률이 (+)인 주식을 보유하고 직전 수익률이 (-)인 주식을 공매도하는 전략¹이고, 반대투자전략은 직전 수익률이 (-)인 주식을 보유하고 직전 수익률이 (+)인 주식을 공매도하는 전략이다.

본 연구는 약형 효율적 시장가설(weak-form efficient market hypothesis : 이하 EMH로 약칭)에 대한 반론으로 알려져 있는 모멘텀전략(momentum strategy)과 반대전략(contrarian strategy)의 우월성에 대해 검정한다.

투자자 및 학계는 모멘텀전략과 반대전략에 많은 관심을 가져 왔다. 그 이유는 이 두 전략의 성과(performance)가 우월하다는 견해가 제기되어 왔기 때문이다. 중요한 것은 이 견해가 보다 더 근본적인 문제, 즉 약형 EMH의 검정과 관련되어 있다는 점이다. 즉 알려진 바와 같이 이 전략의 성과가 정말로 우월하다면 약형 EMH는 성립된다고 보기 어려울 것이다.

따라서 이 분야의 연구에서 가장 우선적인 과제는 과연 모멘텀전략과 반대전략의 성과가 정말로 우월한 것이었는가를 검정하는 일이다. 일견 간단해 보이지만 이 검정이 그렇게 쉽지는 않다. 왜냐하면 이른 바 데이터스누핑편의(data snooping bias)라는 문제가 발생할 수 있기 때문이다. 따라서 이 문제를 해결하지 않은 한 약형 EMH에 대한 반론은 중대한 오류를 범할 가능성이 높다.

모멘텀전략과 반대전략의 우월성검정에서 데이터스누핑편의는 대단히 치명적인 오류를 초래한다. 이는 기존의 검정방법을 이용하였을 때 유의수준왜곡(size distortion)이라는 문제가 발생하기 때문이다. 유의수준왜곡이란 통계적 검정에서 제1종 오류(type 1 error)가 지나치게 커지는 현상을 말한다. 따라서 유의수준왜곡이 발생한다면 검정결과를 신뢰하기는 어려울 것이다. 이에 본 연구의 첫째 과제는 기존의 연구방법이 어느 정도로 유의수준왜곡을 초래

¹ 모멘텀전략은 계속전략이라고 번역하기도 하며 반대전략은 역행전략이라고 번역하기도 한다.

하는가를 보이는 것이다.

본 연구의 둘째 과제는 데이터스누핑편의를 제거한 검정을 수행하는 것이다. 이는 비교적 최근에 연구된 White(2000)의 연구성과를 이용한다. 그에 따르면 데이터스누핑편의는 선택 가능한 모형을 배제하고 검정을 수행하는 데에서 비롯된다. 따라서 올바른 검정방법은 선택 가능한 모든 모형(full universe)을 고려하는 것이어야 한다. 물론 이 방법이 쉽지는 않다. 하지만 White(2000)는 데이터스누핑편의를 제거할 수 있는 명확하고도 간결한 방법, 즉 사실성 체크검정(reality check test)을 제시하였다. 주목할 것은 사실성체크검정이 모멘텀전략과 반대 전략의 우월성검정에 대단히 유용한 방법이라는 점이다.

결국 본 연구는 모멘텀전략과 반대전략의 우월성검정에서 기존의 연구가 이용한 방법이 유의수준왜곡의 문제를 안고 있음을 보이고 이 오류가 데이터스누핑편의로 인해 초래된 것이므로 이로부터 자유로운 사실성체크검정에 의해 모멘텀전략과 반대전략의 우월성을 검정하는 것이다. 결과에 따르면 첫째 기존의 검정은 심각한 유의수준왜곡을 보였다. 둘째 사실성체크검정을 이용하였을 때 모멘텀전략과 반대전략은 우월한 것이라고 보기 어려웠다.

끝으로 본 연구의 구성은 다음과 같다. 2절에서 기존의 연구를 요약한다. 3절은 예비적 연구이며 기존의 검정방법이 유의수준왜곡을 초래하는가를 몬테카를로시뮬레이션을 이용하여 보인다. 4절에서는 White의 사실성체크검정방법을 설명하고 5절에서는 모멘텀전략과 반대전략에 대한 사실성체크검정결과를 제시한다. 6절에서 결론을 맺는다.

2. 문헌고찰

먼저 과거의 수익률 정보를 이용한 투자전략인 모멘텀투자전략과 반대투자전략에 대한 문헌을 고찰하도록 하자.

De Bondt and Thaler(1985)는 장기에 걸쳐 투자시, 3~5 년 전 수익률이 가장 나빴던 주식을 매수하고 3~5 년 전 수익률이 가장 좋았던 주식을 공매도하는 무비용투자포트폴리오(zero-investment portfolio)를 구성하여 투자할 경우 검증기간 동안 유의한 양의 초과수익률을 얻는 것으로 보고하였다. 이의 원인으로 이들은 인지심리학(cognitive psychology) 분야의 개념을 빌려 투자자들이 좋은 뉴스에는 과도한 낙관을 하고 나쁜 뉴스에는 과도한 비관을 하는 과잉반응때문에 장기적으로 반대전략이 성공하는 것으로 해석하였다. 이러한 과잉반응 효과와 더불어 반대전략의 성공요인으로 시간에 따른 패자와 승자의 리스크의 변화, 기업 규모 효과, 1 월효과 등을 들 수 있다. (Chan, 1988; Zarowin 1990)

모멘텀전략의 대표적인 연구로는 Jegadeesh and Titman(1993)을 들 수 있다. Jegadeesh and Titman(1993)은 1965 년부터 1989 년까지의 미국 시장에서 과거 높은 수익률을 기록한 주식을 매입하고 낮은 수익률을 보인 주식을 매도하여 3~12 개월 정도 보유할 경우 높은 초과수익률을 얻는 것으로 보고하였다. 이의 원인으로는 투자자들이 최근 정보에 과소반응하기 때문에, 즉 정보가 개별 기업 주가에 즉각적이 아니라 점진적으로 반영되어 투자 기간 동안 (+)의 자기상관관계를 보이기 때문이라고 주장하였다.

Rowenhorst(1998)는 유럽 12 개국 주식시장에서 중기적 수익률 지속 현상을 보였다. 위험을 조정한 후에도 승자 포트폴리오가 패자 포트폴리오의 성과보다 우월하였는데 이 현상은 평균적으로 1 년 정도 지속된 것으로 나타났다. 수익률의 지속 현상은 중소기업뿐만 아니라 대기업에서도 나타났다. 그는 미국과 같이 유럽 각국에서도 모멘텀전략이 우세하게 나타난 원인은 주식 수익률에 영향을 미치는 세계경기 등 공통 요인(common factor)때문이라고 주장한다.

모멘텀전략의 초과수익의 원인으로는 고위험에 대한 보상(Conrad and Kaul, 1998), 월간 수익률 시계열의 (+)의 자기상관관계 등이 거론된다.

한편, Cooper, Gutierrez and Hameed(2004)는 시장의 상태가 모멘텀 전략과 반대투자 전략에 영향을 미침을 보였다. 1929 년에서 1995 년까지의 미국 주식시장 수익률 자료를 이용하여 시장의 상태가 상승기일 때는 유의한 양의 모멘텀 수익을 얻을 수 있었지만, 시장의 상태가 하락기일 때는 유의하지 않은 음의 수익을 보여 시장의 상태가 모멘텀 전략에 유의한 영향을 미침을 보였다. 또한 장기적으로는 수익률의 반전현상을 보여 반대투자전략이 유리하다고 주장하였다.

이번에는 우리나라 주식시장에서의 모멘텀전략과 반대전략에 대한 실증연구를 정리하면 다음과 같다.

고봉찬(1997)은 한국시장에 Jegadeesh and Titman(1993)의 방법을 도입하여 1980년부터 1995년까지의 월별 수익률 자료를 이용하여 모멘텀 전략의 유의성을 검증하였다. 검증 결과 모멘텀 전략은 유의하지 않은 음의 수익률을 보였다. 이에 대해 저자는 우리나라 주식시장의 경우 증시안정책 등 시장외적인 규제요인이나 높은 개인투자자 비중으로 인해 미국과 달리 모멘텀 전략이 유의하지 않게 나타난 것으로 지적하였다.

김창수(2000)의 경우 KOSDAQ 시장을 대상으로 모멘텀 전략을 사용함으로써 초과수익을 올릴 수 있었던 것으로 보고하였다. 특히 규모가 큰 기업의 경우 유의한 초과수익을 얻었는데, 이는 추가수익률이 체계적 위험 요인뿐만 아니라 개별적 요인에 의해서도 영향을 받기 때문이라고 해석하였다.

이정도,안영규(2002)는 모멘텀 전략과 반대전략에 대해 복합적인 결과를 얻었다. 즉, 개별기업 차원에서는 추가수익률 반전현상을 이용한 반대투자전략이 효과적인 것으로 나타났으며, 개별산업 차원에서는 주식수익률 지속현상을 이용한 계속투자전략이 효과적인 것으로 나타났다.

이상에서 살펴본 모멘텀전략과 반대전략의 성과에 대해선 대체로 연구대상으로 하는 해당 시장이나 기간에 따라 상이한 결과를 보고하고 있다. 그런데 이상의 모멘텀투자전략과 반대투자전략은 상호배타적으로 이해할 필요는 없다. 과잉반응(overreaction)에 기인한 반대투자전략의 유효성은 대체로 장기간의 투자기간과 관련된 반면, 보다 짧은 기간에 이루어지는 투자전략은 오히려 반대의 결과를 보인다. 즉, 주식수익률 측정기간에 있어서 1개월 단기로 하는 경우 모멘텀 전략이, 3~5년 정도의 장기로 측정할 경우 반대전략이 유리한 것으로 나타났다.(Forner and Marhuenda 2003) 이는 투자자들의 정보에 대한 과소/과잉반응과 수익률의 자기상관관계 등으로 인해 모멘텀 전략과 반대투자전략과 같은 투자전략이 초과수익을 얻을 수 있다는 것이다. 즉, 단기적으로 주식시장에서는 투자자들이 정보에 대해 점진적으로 과소반응하게 됨에 따라 주식 수익률이 (+)의 자기상관관계를 갖게 되어 과거 수익률이 높은 주식을 투자하는 것이 유리한 투자전략이 된다. 반면, 장기적으로 투자자들이 개별 주식에 대해 정보를 과잉반응하게 됨에 따라 주가는 오버슈팅(overshooting)하게 되어 수익률이 높았던 주식을 매도하고 수익률이 낮았던 주식을 매입하여 초과수익을 얻는 반대투자전략이 유리하게 된다는 것이다. 다시 말해 시장에서 초과수익을 얻을 수 있는 전략이 존재하게 된다면 재무경제학에서 언급하는 과거의 정보를 이용하여 초과수익을 얻을 수 없다는 약형 효율적 시장가설은 그 위치를 잃게 될 수도 있다.

이제 기존 실증연구에서 적극적으로 분석되지 않은 통계적 추론방법에 대해 살펴보도록 하자.

데이터스누핑(data snooping) 또는 데이터마이닝(data mining)이 통계적 추론에서 편의를 초래할 수 있음은 비교적 오래 전에 알려진 사실이다. 하지만 이 개념이 생소하다고 여겨지는 것은 그만큼 관심이 많지 않았음을 시사한다. 따라서 데이터스누핑의 정의조차 익숙하지 않은데 이에 관하여 가장 많이 인용되는 문헌은 Chatfield(1995)이다. 그는 데이터스누핑편의(data snooping) bias)를 다음과 같이 정의한다. 즉 동일한 자료가 모형을 공식화하고 추정하며 검정하는데 이용될 때(if the same data set is used to formulate, estimate and test a model) 초래될 수 있는 통계적 추론의 심각한 편의이다. 이와 같은 맥락에서 Merton(1987)은 이론의 선택에 영향을 미쳤던 자료를 이용하여 이론을 검정하는 경우 표준적인 t검정이 적절한 방법인가에 대해 의문을 제기한 바 있다.

데이터스누핑의 문제는 교과서 수준에서도 언급되고 있다. 대표적인 것으로 Diebold(2004, pp.44~45)를 들 수 있는데 그는 데이터스누핑편의가 ‘과거자료에 대한 적합도를 극대화하기 위하여 모형을 재단하는(tailoring a model to maximize its fit to historical data)’ 데서 비롯된다고 지적한다. 따라서 데이터스누핑에 의해 설정된 모형은 과거자료의 고유성(idiosyncracies)에 의존하게 되고 이로 인해 예측력이 떨어지게 되는 문제를 초래한다는 것이다. 이를 해결하는 방법으로 Diebold는 모형설정의 간결성 원리(parsimony principle)를 제안한다.

이들의 정의에 따르면 데이터스누핑편의는 가능성이 있는 여러 모형을 부당하게 배제하기 때문에 발생한다. 예를 들어 특정의 자료를 이용하여 특정의 모형을 추정(estimate)하였다고 하자. 그렇다면 이미 특정의 모형이 선택된 것이다. 그리고 이 모형을 선택하게 된 이유는 특정의 자료를 이용하였기 때문이다. 중요한 것은 이 과정에서 이미 또 다른 모형들이 배제되었다는 점이다. 그리고 추정 이후 진행될 모형의 검정(test)에서 또 다른 모형들은 아예 고려되지 않는다. 그렇다면 다음과 같은 의문을 제기할 수 있을 것이다. 즉 검정에서 또 다른 모형을 배제하는 것은 타당한가? 그렇지 않다는 것이 데이터스누핑편의의 요점이다.

약형 효율적 시장가설(weak-form efficient market hypothesis : EMH)의 검정에서 데이터스누핑편의는 중요하게 다루어졌다. Lo and MacKinlay(1990)가 초점을 맞춘 것은 개별주식수익률을 이용한 EMH의 검정방법이었다. 자본자산가격결정모형(capital asset pricing model)등의 검정에서 흔히 이용하는 방법인데 요약하면 다음과 같다. 우선 개별주식의 순위(order)를 정한다. 그리고 이에 근거하여 포트폴리오를 만든다. 끝으로 순위에 기초하여 만든 포트폴리오의 수익률을 이용하여 EMH를 검정한다. 하지만 Lo and MacKinlay(1990)는 이 방법이 데이터스누핑편의를 초래할 수 있음을 보였다. 개별주식의 순위를 결정할 때 이미 특정의 모형이 배제되었기 때문이다.²

기술적 분석(technical trading rule)의 타당성에 관한 연구에서 데이터스누핑편의는 특히 중요하다. 이에 관하여 많이 인용되는 연구는 Brock, Lakonishok and LeBaron(1992)이다. 그들의 주요 결론은 기술적 분석수단이 우월한 성과를 얻을 수 있다는 것이었다. 하지만 그들의 결론에 데이터스누핑편의가 있을 수 있음을 빠뜨리지 않았다. 다만 데이터스누핑편의를 해결한 방법을 찾지 못했을 뿐이다. 이 방법은 White(2000)에 의해 제시되었다.

² 물론 순위를 정하는 방법에는 여러 가지가 있다. Lo and MacKinlay(1990)는 순위를 결정할 때 기업이 규모(size) 또는 베타(beta)를 이용하는데 이것이 모두 편의를 초래하게 됨을 보였다.

White(2000)가 사실성체크검정(reality check test)이라고 부른 방법은 데이터스누핑편의를 해결하는 것으로 알려져 있다. 검정방법의 자세한 내용은 이하에서 언급한다. 중요한 것은 사실성체크검정이 데이터스누핑편의를 해결하는 방식이다. 사실성체크검정의 가장 중요한 특징은 선택 가능한 모든 모형(full universe)을 검정에 이용한다는 점이다. 즉 추정에 이용하였던 자료에 의해 특정의 모형을 선택하거나 배제하지 않는다. 특정 모형을 선택하거나 배제하는 순간 데이터스누핑편의가 발생할 수 있기 때문이다. 물론 선택 가능한 모든 모형을 이용한다는 것이 쉬운 일은 아니다. 하지만 다행히도 약형 EMH의 검정은 사실성체크검정을 적용하기에 아주 좋은 예가 된다.

이후 Sullivan, Timmerman과 White(이하 STW라 약칭)는 일련의 연구를 수행하였고 기존 연구에서 제시된 약형 EMH의 기각이 데이터스누핑편의에 기인한 것임을 보였다. 이어서 데이터스누핑편의를 제거한 사실성체크검정을 이용하여 약형 EMH은 기각할 수 없는 것이라는 결과를 제시하였다. 예를 들면 STW(1999)는 기술적 분석에 대하여 그리고 STW(2001)는 달력효과(calendar effect)에 대하여 사실성체크검정을 수행하였다. 또한 STW(2003)는 기술적 분석과 달력효과를 같이 검정하였다. 그들의 결론은 한결같이 기술적 분석과 달력효과로는 우월한 성과를 얻을 수 없다는 것이었다. 이후 White의 사실성체크검정은 여러 분야에 이용되었다. Qi and Wu(2006)는 외환시장에서 기술적 분석이 유효한 것인가를 검정하였고 Awartani and Corradi(2005)는 주식수익률의 적절한 변동성모형을 선택하는데 사실성체크검정을 이용하였다.³

³ 본 연구와 직접적인 관련은 없지만 Awartani and Corradi(2005)의 연구는 주목할 만하다. 그들의 연구는 서로 포괄하지(nest) 않는 모형의 검정에 사실성체크검정을 이용하였기 때문이다. 사실성체크검정의 이러한 장점은 White(2000)에 의해 이미 강조된 바 있다.

3. 유의수준왜곡의 문제

본 절의 목적은 기존의 연구방법에 유의수준왜곡(size distortion)이 있는가를 검정하는 일이다. 이 경우 유의수준왜곡은 주식수익률이 랜덤워크일 때에도 모멘텀전략 또는 반대전략이 우월한 것으로 나타날 때 발생한다. 만약 유의수준왜곡이 있다면 검정결과를 해석할 때 주식수익률이 랜덤워크가 아니라고 단정하기는 어렵다.

3.1 유의수준왜곡

잘 알려진 바와 같이 통계적 검정에서 귀무가설이 참(true)임에도 불구하고 이를 기각할 때 제1종 오류(type 1 error)가 발생한다고 말한다. 그리고 제1종 오류를 범할 확률이 유의수준(significance level or size of the test)이다. 통계적 검정의 경우 유의수준의 최대 허용한계를 정하는데 보통 1%, 5%, 10%를 많이 이용한다. 따라서 5%의 유의수준이란 제1종 오류를 범할 확률이 최대 5%라는 뜻이다.

중요한 것은 유의수준을 5%라고 정했음에도 불구하고 제1종 오류를 범할 확률이 5%보다 더 커지는 경우이다. 이를 유의수준왜곡(size distortion)이라고 부른다. 이에 관한 대표적인 예가 단위근검정에 대한 Schwert(1989)의 연구이다. 그는 Augmented Dickey-Fuller(ADF)검정을 대상으로 하여 몬테카를로시뮬레이션을 시행하였다. 결과에 따르면 생성된 자료가 비정상시계열(nonstationary time series)임에도 불구하고 검정결과는 정상시계열(stationary time series)로 나타날 확률이 대단히 컸다.⁴ 즉 비정상시계열이라는 (참인) 귀무가설이 기각될 확률이 유의수준보다 훨씬 더 컸던 것이다.

본 연구는 유의수준왜곡이 데이터스누핑편의(data snooping bias)에 의해서 초래될 수 있음을 보이고자 한다. 즉 귀무가설이 참임에도 불구하고 데이터스누핑에 의해 귀무가설이 기각될 확률이 유의수준보다 더 높아진다는 뜻이다. 이에 관한 연구는 Lo and MacKinlay(1990)에 의해 제시된 바 있다. 이들은 간단한 경우에 대해 분석적(analytical) 결과를 제시하였고 보다 복잡한 경우에 대해 몬테카를로시뮬레이션(Monte Carlo simulation) 결과를 제시하였다. 본 연구의 관심사항은 모멘텀전략과 반대전략의 우월성이므로 이에 관한 기존의 검정방법이 유의수준왜곡의 문제를 안고 있는가를 보이고자 한다.

시뮬레이션의 개요는 다음과 같다. 우선 몬테카를로시뮬레이션에 의해 랜덤워크(random walk)의 시계열자료를 추출한다. 물론 이 시계열자료는 수익률을 의미한다. 따라서 이 자료에 기존의 검정방법을 적용하면 모멘텀전략과 반대전략의 우월성을 검정할 수 있을 것이다. 물론 이 경우에는 모멘텀전략과 반대전략의 우월성이 기각되어야 할 것이다. 랜덤워크인 수익률자료를 이용하였기 때문이다. 하지만 그렇지 않다는 것이 문제의 핵심이다.

통계적 검정에는 오류가 있을 수 있고 본 연구의 관심사는 제1종 오류이다. 이 경우 제1종 오류를 다시 표현하면 다음과 같다. 귀무가설, 즉 ‘수익률이 랜덤워크’임이 참이라고 하

⁴ Schwert(1989)는 몬테카를로시뮬레이션에 의해 MA(1)인 비정상시계열을 생성하고 이 자료에 대해 ADF검정을 수행하였다. 잘 알려진 바와 같이 ADF검정은 시차변수를 포함하지만 이는 자기회귀(autoregression)모형에 해당된다.

더라도 이를 기각하여 모멘텀전략과 반대전략이 우월함을 채택할 가능성이 있다. 이와 같은 제1종 오류가 없다고 말할 수는 없으므로 통계적 검정은 이를 고려하여 유의수준을 정하게 된다. 예를 들면 5% 유의수준이라는 기준이 그것이다. 즉 귀무가설이 참이라고 하더라도 이것이 기각되고 모멘텀전략과 반대전략이 우월하다는 가설을 채택할 확률은 아무리 커도 5% 이하야 한다는 것이다.

따라서 기존의 검정방법이 유의수준왜곡을 초래하지 않는다면 다음의 결과를 얻어야 한다. 랜덤워크인 수익률을 이용한 검정에서 유의수준이 5%이었다면 귀무가설, ‘수익률이 랜덤워크’임이 기각될 확률은 최대 5%이어야 한다. 하지만 시뮬레이션의 결과 귀무가설이 기각될 확률이 5%보다 더 큰 것으로 나타났다면 이 경우 유의수준왜곡이 발생한다고 말한다. 이때 시뮬레이션의 결과 얻게 되는 귀무가설의 기각확률을 경험적 유의수준(empirical size of the test)이라고 말한다. 따라서 유의수준왜곡이란 경험적 유의수준이 사전에 정한 유의수준보다 더 커지는 상황을 말한다.

유의수준왜곡이 발생하는 상황을 정리하면 다음과 같다. 랜덤워크인 수익률을 이용하였음에도 불구하고 모멘텀전략과 반대전략의 우월성이 채택될 가능성이 높다는 뜻이다. 바꾸어 말하면 다음과 같다. 모멘텀전략과 반대전략의 우월성이 채택되었다고 해서 수익률이 랜덤워크가 아니라고 말할 수는 없을 것이다. 유의수준왜곡이 심각한 문제인 것은 이것 때문이다. 즉 유의수준왜곡이 있다면 모멘텀전략과 반대전략의 우월성에 대한 기존의 검정으로부터 수익률의 랜덤워크가 아니라고 단정하기는 어려워진다.

이하에서는 기존의 검정방법이 어느 정도의 유의수준왜곡을 초래하는가를 보인다. 먼저 몬테카를로시뮬레이션방법에 대해 설명하고 이어서 시행결과를 제시한다. 시행결과에 따르면 모멘텀전략보다 반대전략이 더 우월한 것으로 나타났으므로 이하에서는 반대전략을 이용한 경우의 결과만을 보고하기로 한다. 하지만 모멘텀전략을 이용한 경우에도 결과는 다르지 않았음을 언급해 둔다.

3.2 몬테카를로시뮬레이션의 방법

몬테카를로시뮬레이션의 과정을 요약하면 다음과 같다. 첫째 랜덤워크인 주식수익률을 생성한다. 둘째 이 자료를 이용하여 반대전략이 우월한 것이었는가를 검정한다. 셋째 위의 과정을 4,000번 반복 시행한다. 끝으로 4,000번의 검정결과로부터 1%, 5%, 10% 유의수준에서 귀무가설이 기각될 확률을 구한다. 이 확률이 바로 경험적 유의수준이 된다. 이 과정을 보다 더 자세하게 언급하기로 한다.

가장 먼저 랜덤워크인 주식수익률을 생성하는 과정에 대해 설명한다. 다양한 방법이 있겠지만 본 연구는 랜덤워크인 시장수익률(market return)을 추출하고 이를 기초로 자본자산가격결정모형(capital asset pricing model)에 의해 개별주식의 수익률을 생성하였다. 물론 개별 주식의 수익률은 시장위험(market risk)과 고유위험(idiosyncratic risk)을 모두 갖도록 하였다.

시장수익률 $r_{M,t}$ 는 (1)식으로부터 추출하였다. σ_M 은 1%, 2.5%, 5%, 7.5%, 10%로 정하였고 이하에서 각각의 결과를 제시한다. 이하 실증분석과의 일관성을 위하여 관측기간은 235개 설정하였다.

$$(1) \quad r_{M,t} \sim N(0, \sigma_M^2)$$

한편 개별주식의 수익률 $r_{i,t}$ 은 (2)식으로부터 생성하였다. 시장수익률과 마찬가지로 관측 기간은 235개가 되며 개별 주식의 수는 203개로 설정하였다.

$$(2) \quad r_{i,t} = \beta \times r_{M,t} + \varepsilon_{i,t}, \text{ where } \varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_i^2)$$

개별 주식의 수익률은 시장위험과 고유위험을 모두 갖게 된다. 시장위험은 β 에 의존하는데 이 값은 [0.5, 1.5] 구간에서 일양분포(uniform distribution)에 의해 추출하였다. 고유위험은 σ_i 에 의존하며 이 값은 [0.5, 2.0] 구간에서 일양분포에 의해 추출하였다. σ_M 과 β 에 비해 σ_i 이 큰 주식은 고유위험이 상대적으로 크다고 생각하면 될 것이다. 결과적으로 203개 주식의 235기간 수익률을 생성하게 된다.

다음으로 생성된 자료를 이용하여 반대전략의 우월성을 검정하는 방법에 대해 언급한다. 여기에도 다양한 방법이 있지만 본 연구가 선택한 검정방법은 다음과 같이 요약할 수 있다. 첫째 i 주식의 직전기간(reference period) 수익률을 구하고 이 수익률의 순위에 따라 주식을 배열한다. 둘째 직전기간 수익률의 순위에 근거하여 10개의 포트폴리오를 구한다. 따라서 최상위 포트폴리오는 직전기간 수익률이 가장 높았던 20개 주식으로 이루어지고 최하위 포트폴리오는 직전기간 수익률이 가장 낮았던 20개의 주식으로 이루어진다.⁵ 셋째 최상위 및 최하위 포트폴리오의 예측기간(prediction period) 수익률을 구한다. 이상의 과정을 모든 t 기에 대해 수행한다. 따라서 우리는 모든 t 기에 대해 최상위 및 최하위 포트폴리오의 예측기간 수익률을 얻게 된다. 끝으로 최상위 포트폴리오의 예측기간 수익률과 최하위 포트폴리오의 예측기간 수익률이 다르지 않다는 귀무가설을 검정한다.⁶ 이 때 t 검정을 이용한다.

이제 직전기간과 예측기간을 정하는 일이 남았다. 기존 연구에서 최대 36개월의 직전기간과 예측기간을 많이 이용하였으므로 본 연구도 최대 36개월을 이용한 결과를 보고한다. 물론 직전기간을 1~36개월, 예측기간을 1~36개월로 정하면 가능한 전략은 최대 36×36 개가 된다. 지면의 절약을 위하여 본 연구는 직전기간과 예측기간을 6개월-6개월, 12개월-12개월, 24개월-24개월, 36개월-36개월로 설정한 경우의 결과를 보고한다. 즉 직전기간과 예측기간이 36개월-36개월인 전략에 대한 검정은 t 기 직전 36개월의 누적수익률이 가장 높았던 주식의 포트폴리오와 가장 낮았던 주식의 포트폴리오의 t 기 직후 36개월 누적수익률이 같았는가를 검정하는 것이다.

이미 언급한 바와 같이 위 과정을 4,000번 반복하였다. 따라서 1%, 5%, 10% 유의수준에서 귀무가설이 기각되는 횟수를 구하여 4,000으로 나누면 그 값이 경험적 유의수준이 된다. 귀무가설이 기각될 때 제1종 오류가 발생한다는 뜻이다.

⁵ 상위 포트폴리오일수록 승자포트폴리오(winner portfolio)이고 하위 포트폴리오일수록 패자포트폴리오(loser portfolio)이다.

⁶ 최상위 및 최하위 포트폴리오 이외의 포트폴리오를 이용할 수도 있지만 결과의 차이는 없다. 지면의 절약을 위하여 최상위 및 최하위 포트폴리오를 이용한 결과만을 보고한다.

< 표 1 > 기존 검정방법의 경험적 유의수준

구분		1%	5%	10%
기간 = 6	$\sigma_M = 0.010$	0.1187	0.2047	0.2602
	0.025	0.1165	0.1977	0.2510
	0.050	0.1222	0.2015	0.2577
	0.075	0.1182	0.2040	0.2610
	0.100	0.1177	0.2007	0.2575
기간 = 12	$\sigma_M = 0.010$	0.1880	0.2735	0.3247
	0.025	0.1852	0.2700	0.3180
	0.050	0.1927	0.2720	0.3247
	0.075	0.1947	0.2782	0.3252
	0.100	0.1965	0.2752	0.3240
기간 = 24	$\sigma_M = 0.010$	0.2662	0.3282	0.3622
	0.025	0.2732	0.3387	0.3717
	0.050	0.2597	0.3275	0.3605
	0.075	0.2670	0.3260	0.3617
	0.100	0.2735	0.3385	0.3732
기간 = 36	$\sigma_M = 0.010$	0.8125	0.9417	0.9742
	0.025	0.6150	0.7237	0.7742
	0.050	0.5045	0.5737	0.6145
	0.075	0.4537	0.5152	0.5502
	0.100	0.4282	0.4895	0.5250

주1) 203개 개별주식의 235기간 수익률을 생성하여 직전기간 수익률을 기준으로 최상위 및 최하위 포트폴리오를 구하고 두 포트폴리오의 예측기간 수익률이 같았다는 귀무가설을 검정하여 얻은 경험적 유의수준임

주2) 기간 6,12,24,36는 직전기간과 예측기간을 의미하며 σ_M 은 시장수익률의 표준편차임. 또한 1%, 5%, 10%는 사전에 정해진 유의수준임.

3.3 시뮬레이션 결과

몬테카를로시뮬레이션 결과는 <표 1>에 제시되어 있다. 앞에서 언급한 바와 같이 기간은 직전기간과 예측기간을 의미하며 σ_M 은 시장수익률의 표준편차이다. 또한 1%, 5%, 10%는 각각 사전에 정해진 유의수준이다. 따라서 표의 값은 각 경우의 경험적 유의수준이 된다.

표에 제시된 경험적 유의수준의 해석은 다음과 같다. 기간이 6이고 $\sigma_M = 0.01$ 인 경우 1% 유의수준을 적용하면 경험적 유의수준은 11.87%이다. 이는 1% 유의수준을 적용하였을 때 귀무가설이 기각될 확률이 11.87%라는 뜻이다. 또한 기간이 36이고 $\sigma_M = 0.01$ 인 경우 10% 유의수준을 적용하면 경험적 유의수준은 97.42%이다. 이는 10% 유의수준을 적용하였을 때 귀무가설이 기각될 확률이 97.42%라는 뜻이다. 경험적 유의수준이 사전에 정해진 유의수준보다 크므로 유의수준왜곡이 있음을 알 수 있다.

놀라운 것은 유의수준왜곡이 대단히 클 수 있다는 점이다. 예를 들어 기간이 36이고 $\sigma_M = 0.01$ 인 경우 10% 유의수준을 적용하면 경험적 유의수준은 97.42%이다. 이는 수익률이 랜덤 워크임에도 불구하고 이 귀무가설을 기각하고 반대전략이 우월하다는 검정결과를 얻을 확률이 거의 100%에 가깝다는 뜻이다. 물론 σ_M 이 너무 작았기 때문이라고 생각할 수도 있다. 하지만 기간이 36이고 $\sigma_M = 0.10$ 이며 10% 유의수준을 적용하였을 때에도 경험적 유의수준도 52.5%이다. 어쨌든 <표 1>의 결과를 보면 경험적 유의수준의 값은 모든 경우에 10%를 넘는다. 따라서 유의수준왜곡은 대단히 심각한 정도로 발생한다고 볼 수 있다.

중요한 것은 이에 대한 해석이다. 유의수준왜곡이란 제1종 오류가 발생할 가능성이 대단히 크다는 것을 의미한다. 즉 랜덤워크인 자료를 이용하였음에도 불구하고 이를 기각하고 반대전략이 우월한 것이라고 판단할 가능성이 대단히 높다는 뜻이다. 게다가 <표 1>에 제시된 바와 같이 유의수준왜곡이 심각한 경우에는 이렇게 말할 수도 있을 것이다. 즉 어떠한 수익률자료를 이용하더라도 위의 검정방법을 이용하면 반대전략이 우월한 것이라고 판단할 가능성이 높다.

몬테카를로시뮬레이션으로부터 얻은 결론은 다음과 같다. 즉 반대전략의 우월성에 대한 기존의 검정방법은 약형 효율적 시장가설에 대한 검정방법으로 타당한 것이 될 수 없다. 왜냐하면 약형 효율적 시장가설이라는 귀무가설 하에 얻은 랜덤워크의 수익률을 이용하더라도 반대전략이 우월하다는 검정결과를 얻을 가능성이 대단히 높기 때문이다. 바꾸어 말하면 반대전략이 우월하다는 기존의 검정결과는 약형 효율적 시장가설이 성립하지 않기 때문에 얻은 것이 아니라 오히려 검정방법에 오류가 있기 때문에 얻은 것일 수 있다. 따라서 기존의 검정방법은 심각한 편의를 갖고 있는 방법이며 이를 개선한 검정방법을 찾아야 한다.

끝으로 부수적인 것이기는 하지만 표로부터 몇 가지 특징을 언급하면 다음과 같다. 첫째 직전기간과 예측기간의 값이 클수록 경험적 유의수준의 값이 더 커짐을 알 수 있다. 둘째 직전기간과 예측기간이 6, 12, 24일 때 σ_M 의 값에 따른 차이가 별로 크지 않았다. 이는 시장위험과 고유위험의 상대적 차이에 따른 유의수준왜곡의 차이가 크지 않다는 뜻이다. 하지만 직전기간과 예측기간이 36일 때 σ_M 의 값이 작을수록 유의수준왜곡이 더 큰 편이었다. 이는 시장위험에 비해 고유위험이 상대적으로 클수록 유의수준왜곡이 더 크다는 뜻이다.

4. 자료 및 검정방법

확인된 바와 같이 약형 효율적 시장가설에 대한 기존의 검정방법은 유의수준왜곡이라는 심각한 편의를 갖는다. 그리고 이것이 데이터스누핑에 의해 초래될 수 있음은 이미 Lo and MacKinlay(1990)에 의해 지적된 바 있다. 중요한 것은 이를 해결하는 검정방법이다. 데이터스누핑을 고려한 검정방법은 White(2000)에 의해 제시되었다.

여기에서는 White(2000)의 사실성체크검정(Reality Check Test)에 관해 설명한다. 먼저 자료와 검정방법의 개요를 설명하고 이어서 사실성체크검정의 중요한 방법인 정상적 부트스트래핑에 관하여 설명한다.

4.1 자료의 설명

본 연구는 한국증권선물거래소 유가증권시장에 상장된 203개 개별주식의 1985년 5월부터 2007년 11월까지의 월별 자료를 이용하였다. STW의 연구가 주가지수를 대상으로 한 것이라면 본 연구는 개별주식을 대상으로 한 것이라는 점에서 차이가 있다.

전략 선택을 위한 직전기간을 최대 36개월로 정하였다. 따라서 예측기간 수익률을 구할 수 있는 기간은 1988년 5월 이후이고 각 주식의 예측기간 수익률은 1988년 5월부터 2007년 11월까지의 총 235개가 된다.

한편 전략의 성과(performance) 측정치로 샤프비율(Sharpe ratio)을 이용하였다. 이 경우 무위험이자율이 필요한데 이 자료는 한국은행이 제공하는 통화안정증권(364일물) 수익률을 이용하였다. 이 수익률은 1987년 1월 이후 이용할 수 있는데 샤프비율은 1988년 5월 이후 필요하기 때문에 표본기간에 모두 이용할 수 있었다. 또한 벤치마크 포트폴리오수익률은 종합주가지수를 이용하였다.

4.2 사실성체크검정

사실성체크검정(Reality Check Test)에 관한 이론적 논의는 White(2000)를 참조할 수 있다. 이하에서 검정방법을 간략하게 기술하기로 하고 여기에서는 이 방법이 어떻게 데이터스누핑으로 인한 편의를 제거할 수 있는가를 설명하는데 초점을 맞춘다.

사실성체크검정의 근거는 다음과 같다. 즉 특정 전략이 우월한 것인가를 검정하기 위해 특정전략으로부터 얻은 결과만을 이용할 때 데이터스누핑편의(data snooping bias)가 발생하게 된다. 이에 관한 STW(1999)의 설명을 정리하면 다음과 같다. 예를 들어 어떤 기술적 분석수단(technical trading rule)을 이용한다고 하자. 이 전략이 우월한가를 검정하기 위해 기존의 연구는 다른 몇 가지 전략(subset of the strategies)을 이용하여 얻은 결과와 비교하는 방식을 취한다. 문제는 이 때 선택한 다른 몇 가지 전략이 연구자에 의해 자의적으로 선택된 것일 수 있다는 점이다. 이는 특정 전략이 배제되었다는 것을 의미하는데 이것이 바로 데이터스누핑의 문제이다. 따라서 이 문제를 해결하기 위하여 해야 하는 것은 선택 가능한 모든 전

략(full universe of the strategies)을 고려하는 것이다.⁷

특정 전략을 배제한다는 것은 데이터스누핑의 정의로부터 이해할 수 있는 것이다. 문제는 이것이 검정의 편의를 초래한다는 것인데 그 이유는 선택 가능한 모든 전략으로부터 얻은 결과가 높은 상관관계를 가질 수 있기 때문이다.⁸ 따라서 특정 전략을 배제한다는 것은 검정통계량의 분포가 갖는 높은 상관관계를 무시하는 것이 된다. 결국 특정 전략을 배제한 경우로부터 얻은 검정통계량은 데이터스누핑편의를 가질 수 밖에 없다.

이하에서 언급하게 될 것이지만 사실성체크검정은 선택 가능한 모든 전략으로부터 얻은 다변량분포(multivariate distribution)를 기초로 검정을 수행한다. 즉 검정통계량의 분포는 선택 가능한 전략의 수를 l 이라고 할 때 l 차원이 된다. 어려운 것은 높은 상관관계를 갖는 l 차원의 다변량분포함수를 구하는 일이다. 이것이 모수적으로(parametrically) 주어질 수 없는 것은 명확하다. 따라서 White(2000)는 부트스트래핑을 제안하였다.⁹ 그가 제안한 방법이 정상적 부트스트래핑(stationary bootstrapping)이다.

요약하면 White검정의 핵심은 두 가지이다. 첫째 선택 가능한 모든 전략을 고려해야 한다. 둘째 이로부터 얻게 되는 검정통계량의 분포는 정상적 부트스트래핑에 의해 구한다. 이에 관하여 간략하게 기술하기로 한다.

4.3 사실성체크검정 방법

본 연구는 203개 개별주식의 235기간 월별 수익률을 이용하였다. 또한 White(2000)를 따라 선택 가능한 모든 모멘텀전략과 반대전략을 고려하였다. 모멘텀전략은 직전기간 수익률이 (+)일 경우 매수포지션을 취하고 (-)일 경우 매도포지션을 취하는 전략이며, 반대전략은 직전기간 수익률이 (-)일 경우 매수포지션을 취하고 (+)일 경우 매도포지션을 취하는 전략으로 정의한다. 직전기간은 최대 36개월로 정하였는데 따라서 하나의 개별 주식에 대해 36×2 개의 전략이 가능하다. 개별주식이 203개이므로 선택 가능한 전략은 $36 \times 2 \times 203$ 개, 즉 14,616 개이다.

개별주식의 성과(performance)는 r_t 로 표현한다. 본 연구는 각 전략의 위험을 반영하기 위하여 샤프비율(Sharpe ratio)을 성과로 정의한다. 그리고 개별주식의 성과는 개별주식의 샤프비율과 종합주가지수 수익률의 샤프비율의 차이로 정의한다. 따라서 굳이 표현하자면 r_t 는 개별주식의 초과샤프비율이 될 것이다.¹⁰

⁷ 대표적인 예를 들기로 하자. STW(1999)는 기술적 분석에 대한 검정을 수행하였고 이를 위해 대단히 많은 기술적 분석수단을 고려하였다. 그 중에는 이동평균(moving average)도 있었다. 흔히 이동평균선은 5일, 20일, 60일, 120일, 240일의 것을 이용한다. 이 방법이 흔히 이용되는 것은 기술적 분석가들에 의해 유용한 것으로 판단되었기 때문일 것이다. 하지만 이 방법이 우월한 것인가를 검정하기 위해서는 그 이외의 기간에 대한 이동평균선(예를 들면 98일 이동평균선)도 고려하지 않으면 안 된다는 것이다. 따라서 이와 같은 방식으로 STW(1999)는 무려 7,846개의 기술적 분석수단을 고려하였다.

⁸ 예를 들면 5일 이동평균선으로부터 얻은 결과와 6일 이동평균선으로부터 얻은 결과는 대단히 높은 상관관계가 있을 것이다.

⁹ 몬테카를로시뮬레이션을 이용한 방법도 생각해 볼 수 있지만 이는 선택 가능한 전략의 수 l 이 작을 때에나 가능한 방법이다. 이에 관한 논의는 STW(2003)에 제시되어 있다.

¹⁰ 샤프비율을 구하는 방식은 잘 알려져 있으므로 자세한 설명을 생략한다. 명시적 표현은

r_t 는 t 기 203개 개별주식의 성과이므로 203×1 인 벡터가 된다. k 는 전략을 의미하며 모두 $l (=14,616)$ 개가 있을 것이다. $S_{k,t}$ 는 각 전략 k 에 따라 t 기에 갖게 되는 정보이다. 또한 $1(\cdot)$ 는 정보 $S_{k,t}$ 에 의해 매수포지션을 취하게 되면 1, 매도포지션을 취하게 되면 -1의 값을 갖는 지시함수(indicator function)이다. 그렇다면 전략 k 의 경우 예측기간 성과는 (3)식과 같이 $f_{k,t+1}$ 이 된다. 즉 예측기간은 1로 정하였다.

$$(3) \quad f_{k,t+1} = r_{t+1} 1(S_{k,t}), \text{ where } k = 1, 2, \dots, l$$

f_{t+1} 를 모든 전략의 예측기간(prediction period) 성과라고 나타내면 l 차원이 될 것이다. \hat{f}_{t+1} 를 예측기간 성과의 추정치로 표시하고 전략 k 의 성과의 기대값을 구하면 (4)식과 같다.

$$(4) \quad \bar{f} = \frac{1}{n} \sum_{t=R+1}^T \hat{f}_{t+1}$$

직전기간을 최대 36개로 정하였기 때문에 예측기간 성과는 36개월 이후부터 얻을 수 있다. 따라서 (4)식에서 R 은 직전기간을 나타내고 $n (=T-R)$ 은 예측기간 성과의 수이다.

그렇다면 본 검정의 귀무가설은 아래의 (5)식과 같다.

$$(5) \quad H_0 : \max_{i=1, \dots, l} \{E(f_k)\} \leq 0$$

귀무가설은 예측기간 성과의 기대값 중 최대값이 (+)일 수 없다는 것이다. 즉 모든 전략 k 중에서 가장 우월한 전략의 예측기간 성과가 0보다 같거나 작음을 의미한다. 따라서 귀무가설이 기각된다면 (그것이 무엇이든 간에) 우월한 전략이 있다는 것을 의미한다.

이 가설을 검정하기 위하여 White(2000)가 제시한 검정통계량은 (6a)와 같다. 또한 이 검정통계량의 분포는 (6b)식에 의해 구한다.

$$(6a) \quad \bar{V}_l = \max_{k=1, \dots, l} \left\{ \sqrt{n} \bar{f}_k \right\}$$

$$(6b) \quad \bar{V}_l^i = \max_{k=1, \dots, l} \left\{ \sqrt{n} (\bar{f}_k^i - \bar{f}_k) \right\}, \text{ where } i = 1, 2, \dots, B$$

(6a)식에서 \bar{f}_k 는 k 전략의 예측기간 성과의 추정치이다. 따라서 검정통계량 \bar{V}_l 은 $\sqrt{n} \bar{f}_k$ 의 값 중 최대값이 된다. 즉 모든 전략 중 예측기간 성과가 가장 큰 값으로부터 계산된 것이다.

검정통계량 \bar{V}_l 는 (6b)식으로부터 얻은 분포함수에 의해 검정하게 된다. 이미 언급한 바와 같이 $\sqrt{n} \bar{f}_k$ 은 l 차원이므로 사실성체크검정은 l 변량 분포함수를 이용하는 셈이다. 문제는

각 전략으로부터 얻게 되는 통계량의 상관관계가 대단히 클 수 있으므로 검정통계량의 분포함수는 구하는 것은 어려운 일이다. 이에 White(2000)는 부트스트래핑을 제안하였다.

4.4 정상적 부트스트래핑

부트스트래핑(bootstrapping)은 1979년 Bradley Efron에 의해 처음 제시되었다. 부트스트래핑의 기본개념은 Efron and Tibshirani(1994)을 참조할 수 있으며 여기에서는 사실성체크검정에서 이용하는 정상적 부트스트래핑에 관한 내용을 설명한다.

사실성체크검정은 Politis and Romano(1994)의 정상적 부트스트래핑(stationary bootstrapping)을 이용한다. 정상적 부트스트래핑은 시계열자료를 위한 알고리즘으로 이것이 필요한 이유는 우리가 이용할 자료가 시계열상관(serial dependence)을 갖고 있기 때문이다. 물론 정상적 부트스트래핑은 부트스트래핑의 통계적 성질을 그대로 지닌다[Politis and Romano(1994)]. 즉 정상적 부트스트래핑을 통하여 구한 검정통계량의 분포함수는 반복횟수, 즉 B 가 커질수록 참의 분포함수(true distribution)에 수렴한다. 일련의 연구에서 STW는 500번의 반복실험을 시행하였지만 본 연구는 1,000번의 반복실험을 시행하였다.

정상적 부트스트래핑의 과정을 정리하면 다음과 같다. 이 과정을 $B(=1,000)$ 번 반복한다.

1단계 : $t = R$ 에서 시작한다. $\theta(t) = \theta(R)$ 은 $\{R, \dots, T\}$ 중에서 추출한다.

2단계 : U 를 다른 모든 확률변수와 독립적으로 추출한다. $U < q$ 이면 $\theta(t)$ 는 $\{R, \dots, T\}$ 중에서 추출한다. $U \geq q$ 이면 $\theta(t) = \theta(t-1) + 1$ 을 추출한다. 만약 $\theta(t) > T$ 이면 $\theta(t) = R$ 을 추출한다.

3단계 : $t > T$ 일 때까지 2단계를 반복한다.

위 과정의 대부분은 일반적인 부트스트래핑과 같다. 예를 들어 $\theta(t) = 25$ 가 추출되었다고 하자. 이 말은 결국 $f_{\theta(t)}$, 즉 f_{25} 를 추출한다는 뜻이다. 물론 복원추출(draw with replacement)을 하는데 이는 일반적인 부트스트래핑의 특징이기도 하다.

정상적 부트스트래핑의 특징은 2단계에 있다. 2단계의 특징을 간단하게 설명하면 다음과 같다. 예를 들어 $\theta(t) = 25$ 가 추출되었다고 하자. 만약 $U \geq q$ 이면 $\theta(t+1) = 26$ 을 추출한다는 뜻이다. 하지만 $U < q$ 이면 $\theta(t)$ 는 다른 값, 예를 들면 $\theta(t+1) = 120$ 을 추출할 수 있다. 따라서 정상적 부트스트래핑의 가장 중요한 특징은 특정 시기(t)의 자료를 추출하였다면 그 다음 자료는 그 다음 시기($t+1$)의 자료를 추출할 수 있다는 점이다.

정상적 부트스트래핑이 시계열자료에 유용한 알고리즘인 이유는 2단계 때문이다. 시계열 자료는 시계열상관을 가질 가능성이 높는데 이 경우 연속적으로(consecutively) 자료를 추출하는 것이 좋지 때문이다. 특히 주목할 것은 STW(2001, pp.255~256)도 언급하고 있듯이 변동성의 이분산성(heteroschedasticity)등이 있을 때에도 정상적 부트스트래핑에 의한 결과는 강건한(robust) 검정결과를 제공한다.

2단계에서 언급해야 하는 U 와 q 이다. 우선 U 는 다른 모든 확률변수와 독립적으로 $(0,1)$ 의 구간에서 일양분포(uniform distribution)에 따라 추출한다. 한편 q 는 평활화모수(smoothing

parameter)라고 부르는데 본 연구는 0.1을 이용하였다. q 가 의미하는 바는 다음과 같다. 예를 들어 $q=0.1$ 인 경우 정상적 부트스트래핑은 평균적으로 $1/q$ 인 10개의 자료를 블록(block)으로 추출한다.¹¹ 즉 q 가 큰 값이면 작은 블록을 추출하게 되며 q 가 작은 값이면 큰 블록을 추출하게 된다. 따라서 자료의 시계열 상관이 작을 때 큰 값의 q 를 취하는 것이 좋으며 시계열 상관이 클 때 작은 값의 q 를 취하는 것이 좋다. 하지만 STW(1999, pp.1689~1690)도 지적하고 있듯이 q 값을 달리 하여도 검정결과의 차이는 크지 않았다. 따라서 본 연구에서도 $q=0.1$ 을 이용한 결과를 제시한다.

결국 i 번째 부트스트래핑으로부터 구한 예측기간 성과는 (7)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$(7) \quad f_{k,t+1}^i = r_{\theta(t)+1} 1(S_{k,\theta(t)}), \text{ where } i = 1, 2, \dots, B$$

(7)식은 (3)식에 해당되는 것이므로 부트스트래핑으로 구한 $f_{k,t+1}^i$ 를 이용하여 (4)식의 과정을 수행하면 i 번째 부트스트래핑으로부터 구한 (6b)식을 얻게 된다. 따라서 B 번의 부트스트래핑을 시행하면 검정통계량의 분포함수를 얻게 된다. 이 분포함수를 이용하면 (6a)식에서 구한 검정통계량을 검정할 수 있게 된다.

4.5 White의 p값 구하기

White의 p값은 (6a)의 검정통계량과 (6b)로부터 구한 분포함수를 이용하여 구한다. 즉 (6b)로부터 구한 B 개의 \bar{V}_t^i 를 크기대로 나열하면 순위통계량(order statistics)을 얻게 되고 (6a)로부터 구한 \bar{V}_t 를 비교하면 $\bar{V}_t^M \leq \bar{V}_t < \bar{V}_t^{M+1}$ 이 되는 M 을 구할 수 있을 것이다. 따라서 p값은 아래의 (8)식으로부터 계산할 수 있다.

$$(8) \quad P = 1 - M / B$$

White는 위의 과정을 시행할 때 재귀적 방법(recursive method)을 제안하였다. 그가 제안한 방법은 White(2000, pp. 1108~1111)에 비교적 상세하게 기술되어 있는데 요약하면 다음과 같다.

우선 첫째 전략으로부터 (3)~(6)식의 과정을 시행한다. 즉 첫째 전략만을 이용한 검정결과를 얻게 될 것이다. 이어서 둘째 전략까지 고려한 검정을 수행한다. 물론 (3)~(6)식의 과정을 시행하는 것인데 이 때 \bar{V}_t 은 첫째 전략으로부터 구한 값과 둘째 전략으로부터 구한 값 중 큰 값이 될 것이다. 물론 부트스트래핑에 의한 \bar{V}_t^i 도 마찬가지이다. 다음으로 셋째 전략까지 고려하면서 (3)~(6)의 과정을 시행한다. 이 때 \bar{V}_t 과 \bar{V}_t^i 은 둘째 전략까지 고려했을 때 구한 최대값과 셋째 전략까지 고려한 값 중 큰 값을 구하면 된다. 이제 이 과정을 모든 전략에 대해 순차적으로 시행하면 최종적으로 모든 전략을 고려할 때의 검정결과를 얻게 된다.

White가 재귀적 방법을 제안한 것은 이하에서 제시하게 될 <그림1>과 <그림2>를 얻을 수 있기 때문이다. 이 그림들은 전략을 더 많이 고려할수록 p값이 어떻게 달라지는가와 각 전략의 결과가 높은 상관관계를 갖고 있음을 명확하게 보여 준다.

¹¹ 이 때 블록의 크기는 평균이 $1/q$ 인 기하분포(geometric distribution)을 따른다

< 표 1 > White의 사실성체크검정 결과

구분	평균수익률	샤프비율
벤치마크 (종합주가지수)	0.0125	0.042
최선의 전략(30기간-49번째 주식 모멘텀전략)	0.1946	0.392
White의 p값		0.151

주1) 벤치마크 포트폴리오는 종합주가지수의 정액정기매입(dollar cost averaging)이며 최선의 전략은 모멘텀전략 및 반대전략 중 최선의 성과를 얻은 포트폴리오임

주2) White의 p값은 귀무가설, 즉 최선의 전략이 벤치마크 포트폴리오보다 우월하지 않음에 대한 것임

5. 사실성체크검정 결과

여기에서는 사실성체크검정의 결과를 제시하고 이 결과를 해석한다. 이어서 검정결과의 특징을 살펴 보고 이 결과가 약형 EMH에 대하여 갖는 의의를 논의하기로 한다.

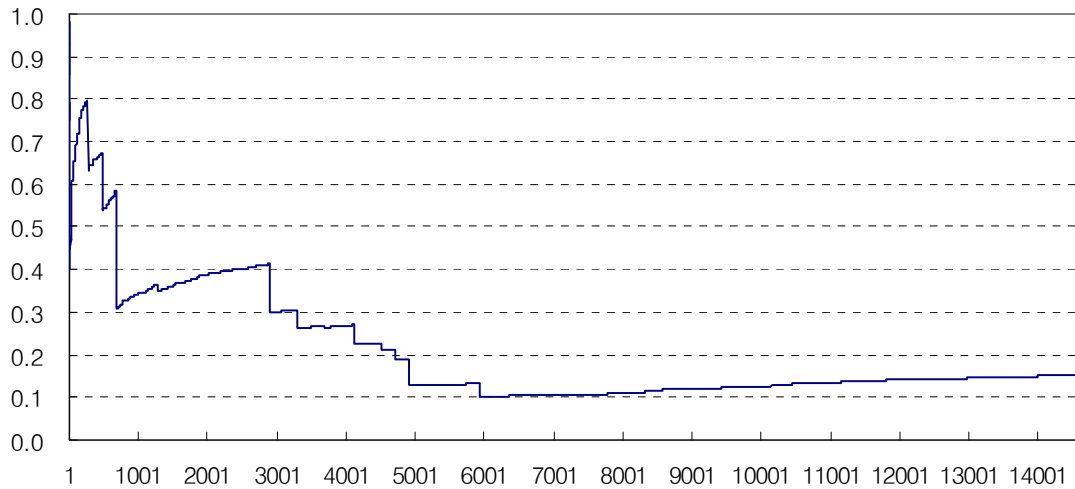
5.1 검정결과와 해석

사실성체크검정결과는 <표1>에 제시되어 있다. 이 검정의 귀무가설은 벤치마크 포트폴리오에 비해 모멘텀전략 및 반대전략 중 최선의 것이 우월하지 않다는 것이다. 따라서 귀무가설이 기각된다면 모멘텀전략 및 반대전략 중 최선의 것이 있을 때 이 전략이 벤치마크 포트폴리오보다 우월한 성과를 보인다고 해석한다. 반면에 귀무가설을 기각할 수 없다면 모멘텀전략 및 반대전략 중 최선의 것이 있을 때 이 전략이 벤치마크 포트폴리오보다 우월한 성과를 보인다고 볼 수 없다.

벤치마크 포트폴리오는 종합주가지수를 정액정기매입(dollar cost averaging)하는 것이다. 벤치마크 포트폴리오의 수익률은 평균 1.25%이었으며 샤프비율은 4.2%였다. 한편 모멘텀전략 및 반대전략 중 최선의 전략은 직전기간을 30개월로 설정하고 49번째 주식을 이용한 모멘텀전략이었다. 즉 49번째 주식을 이용하되 직전 30개월의 누적수익률이 (+)일 때 매수포지션을 취하고 (-)일 때 매도포지션을 취하는 전략이다. 이 전략의 평균수익률은 19.46%나 되었고 샤프비율도 무려 39.2%나 된다. 따라서 기존의 검정방법에 따르면 이 모멘텀전략은 우월한 전략이라고 판단하게 된다.

하지만 White사실성체크검정의 결과는 그렇지 않았다. <표1>에는 귀무가설에 대한 p값이 제시되어 있고 성과측정치로 샤프비율을 이용한 경우 White의 p값은 0.151이다. 성과측정치로 샤프비율을 이용한다는 것은 위험을 고려한다는 뜻이다. 어쨌든 이 검정결과는 15% 유의수준에서도 귀무가설을 기각할 수 없음을 의미한다. 이 결과의 의미는 다음과 같다. 즉 모멘텀전략 및 반대전략 중 최선의 것을 선택하더라도 이 전략이 벤치마크 포트폴리오보다 우월하다고 볼 수는 없다는 것이다.

< 그림 1 > 모멘텀전략 및 반대전략의 White p값



<표1>에서 알 수 있듯이 벤치마크포트폴리오와 최선의 전략은 평균수익률과 샤프비율면에서 대단히 큰 차이를 보인다. 그림에도 불구하고 White의 사실성체크검정결과는 두 포트폴리오의 성과가 다르다고 보기 어려움을 의미한다. 이와 같은 결과의 차이가 바로 데이터스누핑편의에 기인하는 것이다. 데이터스누핑편의란 이렇게 큰 것이다.

<그림1>은 White(2000)가 제안한 재귀적 방법에 의해 얻게 되는 것이다. 앞에서 언급한 바와 같이 재귀적 방법은 1개의 전략을 이용하여 p값을 구하고 이어서 전략을 1개씩 추가하면서 p값을 구해 나간다. 가장 끝에는 14,616개 전략을 모두 이용한 경우의 p값이 그려져 있다. 따라서 <표1>에 제시된 p값은 14,616개의 전략을 모두 이용하였을 때 얻은 값이다. 물론 전략의 순서를 바꾸더라도 14,616개의 전략을 모두 이용한 최종적인 p값에는 차이가 없다.

<그림1>에서 전략의 순서는 모멘텀전략에서 시작하여 반대전략으로 진행하였다. 즉 1번째~7,308번째 전략은 모멘텀전략이고 7,309번째~14,616번째 전략은 반대전략이다. 또한 각 전략은 직전기간이 1인 경우 1번째 주식에서 시작하여 203번째 주식으로 진행하였다. 이것이 완료되면 직전기간이 2인 경우 1번째 주식에서 시작하여 203번째 주식으로 진행하였다. 이후에는 직전기간이 3이 될 것이다. 따라서 14,616개 전략 중 첫째의 것은 직전기간이 1이고 1번째 주식을 이용한 모멘텀전략의 p값이다. 또한 14,616개 전략 중 마지막 것은 직전기간이 36이고 203번째 주식을 이용한 반대전략의 p값이다.

<그림1>에서 p값은 모멘텀전략의 직전기간이 커질수록 뚜렷하게 하락함을 알 수 있다. 물론 어떤 주식을 이용하는가에 따른 차이는 있지만 직전기간을 길게 설정하는 것이 보다 더 좋은 성과를 보인다는 뜻이다. 즉 5,936번째 전략이 되면 p값은 0.1000에 이른다. 5,936번째 전략이란 직전기간이 29개월이고 29번째 주식을 이용하여 모멘텀전략을 취하는 경우이다. 하지만 이후 전략의 수를 증가시킬수록 p값은 커지고 최종적으로는 0.151이 된다.

이미 강조한 바 있지만 전략의 수가 증가한다는 것은 데이터스누핑편의가 그만큼 더 제거된다는 뜻이다. 그렇기 때문에 White(2000)은 선택 가능한 모든 전략을 고려해야 한다고 주장했던 것이고 따라서 우리가 관심을 가져야 하는 것은 14,616개의 전략이 모두 고려된 경우의 최종적인 p값이다.

결론적으로 위험을 고려한 샤프비율을 이용하여 성과를 측정할 때 White의 사실성체크검정의 결과는 다음과 같다. 즉 모멘텀전략과 반대전략 중 최선의 것이 있었다고 하더라도 이 전략은 단순한 종합주가지수의 정액정기매입보다 우월한 전략이라고 볼 수 없다.

5.2 검정결과와 약형 EMH

<그림2>는 각 전략의 평균수익률과 샤프비율을 보여 준다. 물론 전략의 순서는 <그림1>과 같다. 이 그림은 White(2000)가 제안한 것이지만 보다 더 간단하게 그려진 것이다. 어쨌든 이 그림에서 강조해야 하는 것은 각 전략의 성과가 높은 상관관계를 갖고 있다는 점이다.

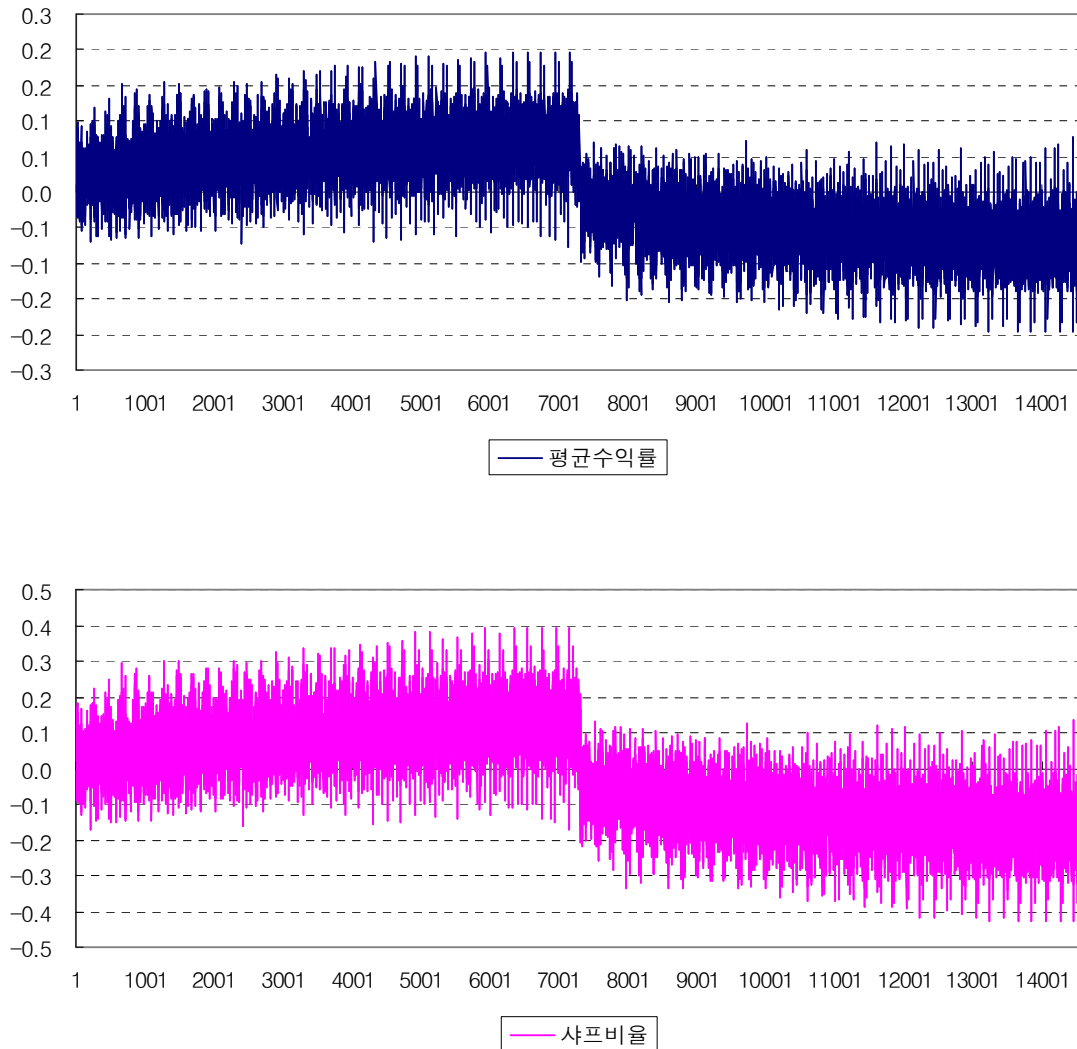
물론 각 전략 성과의 높은 상관관계는 <그림2>가 아니더라도 쉽게 짐작할 수 있다. 예를 들어 50번째 주식을 이용하여 모멘텀전략을 취할 때 직전기간을 15개월로 정하거나 또는 16개월로 정하면 이 두 전략은 엄연히 다른 전략이다. 하지만 두 전략의 성과가 높은 상관관계를 가질 가능성은 높다. 물론 직전기간을 15개월로 정한 모멘텀전략을 취할 때 50번째 주식을 이용하거나 51번째 주식을 이용하더라도 비슷할 것이다. 이 경우에도 각 전략의 성과는 높은 상관관계를 가질 가능성이 높다. 문제는 이렇게 높은 상관관계를 반영한 분포합수를 찾는 것이다. 이를 위하여 White(2000)는 정상적 부트스트래핑을 제안하였던 것이다.

<그림2>로부터 몇 가지 중요한 사실을 알 수 있다. 첫째 모멘텀전략의 성과가 반대전략의 성과보다 상대적으로 우월한 것으로 보인다. 둘째 모멘텀전략의 성과는 직전기간이 커질수록 우월한 반면 반대전략의 성과는 직전기간이 작을수록 우월한 것으로 보인다. 셋째 일반적인 특징이 위의 두 가지 사항과 같더라도 어떤 주식을 선택하는가에 따른 차이는 대단히 큰 것으로 판단된다. 즉 모멘텀전략이 전반적으로 반대전략보다 우월해 보이지만 특정 주식을 선택할 경우의 모멘텀전략은 또 다른 주식을 선택할 경우의 반대전략보다 우월하지 않을 수 있다. 어쨌든 가장 우월한 전략은 직전기간이 30개월이고 49번째 주식을 선택한 경우의 모멘텀전략이다. 이 전략이 바로 <표1>에 제시된 최선의 전략이다.

이 중에서 셋째 특징, 즉 어떤 주식을 선택하는가에 따라 큰 차이가 있을 수 있다는 것은 약형 EMH의 검정과 관련하여 중요한 문제이다. 약형 EMH에 대한 검정이 되기 위해서는 전략의 선택 시기에 이미 알려진 정보만으로 전략을 선택할 수 있어야 한다. 하지만 본 연구는 어떤 주식을 선택할 것인가에 대하여 어떠한 판단도 가정하지 않았다. 따라서 본 연구의 결론은 다음과 같이 해석할 수 있다. 즉 ‘어떤 주식을 선택하더라도’ 모멘텀전략과 반대전략은 우월한 성과를 가질 수 없다. 이런 의미에서 본 연구의 검정은 모멘텀전략과 반대전략에 관한 한 약형 EMH에 대한 적절한 검정이 된다.¹²

¹² 이 말의 의미는 이러하다. 검정결과 특정 전략에 의해 귀무가설이 기각되었다고 하자. 하지만 이 결과가 약형 EMH에 대한 적절한 반론이 되기 위해서는 아직 문제가 남아 있다. 즉 어떤 주식을 선택할 것인가를 사전 정보만으로 정할 수 있어야 한다. 하지만 검정결과 귀무가설을 기각할 수 없었으므로 이 문제는 불필요한 것이 된다. 쉽게 말하면 어떤 주식

< 그림 2 > 모멘텀전략과 반대전략의 평균수익률 및 샤프비율



본 연구의 검정결과를 해석할 때 또 하나 주의해야 할 것이 있다. 개별주식의 수익률을 이용하기 때문인데 이른 바 생존자편의(survivorship bias)의 문제가 있는가를 검토해야 한다. 생존자편의는 모멘텀전략과 반대전략에 관한 기존의 연구가 약형 EMH에 대한 반론으로 부적절한 것이라는 비판의 주요 근거가 되어 왔다.

개별주식을 이용한 연구는 표본기간 동안 자료를 얻을 수 있는 생존주식만을 대상으로 하

을 선택하더라도 우월한 전략이 없었으므로 특정 주식을 선택할 수 있었더라도 우월한 전략은 있을 수 없다. 이 점이 개별주식을 이용하면서 본 연구가 해결했어야 하는 문제였다. 다행히도 귀무가설을 기각할 수 없었으므로 이 문제는 더 이상 고려하지 않아도 된다.

게 된다. 따라서 표본기간 중 파산하거나 인수 또는 합병된 기업의 주식은 배제된다는 것인데 이로 인해 생존자편의가 발생할 수 있다. 본 연구도 1985년 5월 이후 최근까지 생존한 주식 203개를 대상으로 하였다.

본 연구의 결과도 생존자편의를 가질 가능성은 있다. 하지만 그 가능성이 높다고 판단되지는 않는다. 그 근거는 다음과 같다. 첫째 검정과정에 관찰된 가장 우월한 전략은 반대전략이 아니라 모멘텀전략 중에 있었다. 그런데 두 전략 중에서 생존자편의가 클 것으로 판단되는 전략은 모멘텀전략이 아니라 반대전략이다. 따라서 본 연구의 결과가 생존자편의로 인해 왜곡될 가능성은 높지 않을 것이다. 물론 반대전략이 우월한 것으로 나타났다면 생존자편의의 가능성은 더 높았을 것이다.

둘째 검정결과 약형 EMH를 지지하는 결과를 얻었기 때문이다. 생존자편의란 결국 표본기간 중 생존자를 판단할 수 있는 정보가 전략의 선택시점에 알려져 있는가에서 비롯된다. 물론 이 정보는 전략의 선택시점에 알려져 있지 않다. 따라서 검정결과 귀무가설을 기각하였다면 생존자편의는 대단히 큰 문제가 될 수 있다. 즉 귀무가설을 기각하였더라도 약형 EMH를 기각하기 위해서는 생존자편의라는 난관을 넘어야 하기 때문이다. 하지만 검정결과 귀무가설을 기각하지 못하였으므로 생존자편의는 큰 문제가 아닐 것이다. 바꾸어 말하면 다음과 같다. 30년 동안 생존한 주식을 이용하여도 우월한 성과를 얻을 수 없었는데 이 기간 동안 생존하지 못한 주식을 추가한다고 해서 성과가 우월한 전략을 얻을 가능성은 높지 않다.

결론적으로 본 연구는 모멘텀전략과 반대전략이 우월한 전략이라고 볼 수 없음을 보인 셈이다. 따라서 이 전략의 우월성에 근거하여 약형 EMH를 기각할 수는 없다. 물론 그렇다고 해서 약형 EMH가 성립된다고 주장하기는 이르다. 약형 EMH의 성립을 지지하기 위해서는 보다 더 많은 반론에 대해 검정하여야 하기 때문이다. 하지만 적어도 다음과 같은 주장은 가능하다. 즉 모멘텀전략과 반대전략을 약형 EMH에 대한 반론의 근거로 생각할 실증적 근거는 취약하다.

6. 요약 및 결론

본 연구는 약형 EMH에 대한 반론으로 제기되어 왔던 모멘텀전략과 반대전략의 우월성에 대하여 검정하였다. 모멘텀전략과 반대전략이 우월한 전략이라면 이는 약형 EMH에 대한 중대한 비판이 된다. 하지만 약형 EMH의 기각은 그렇게 쉬운 문제가 아니다. 이를 검정하기 위해서는 방법론적으로 신중을 기해야 할 문제들이 많이 있기 때문이다. 모멘텀전략과 반대전략에 대한 기존의 연구가 대표적인 예가 될 수도 있다.

기존의 검정방법은 데이터스누핑으로 인한 편의를 갖고 있는 것으로 판단된다. 이에 본 연구는 몬테카를로시뮬레이션을 이용하여 기존 검정방법이 유의수준왜곡이라는 오류를 갖고 있음을 보였다. 유의수준왜곡이란 통계적 검정에서 제1종 오류가 커지는 경우를 말한다. 이를 모멘텀전략과 반대전략의 우월성 검정에 적용하면 다음과 같이 정리할 수 있다. 즉 수익률이 랜덤워크임에도 불구하고 모멘텀전략과 반대전략의 우월하다는 검정결과를 얻을 가능성이 대단히 높았다. 따라서 모멘텀전략과 반대전략의 우월하다는 검정결과가 수익률의 랜덤워크를 기각하는 것으로 받아들이기는 어렵다.

또한 본 연구는 White(2000)의 사실성체크검정을 이용하여 모멘텀전략과 반대전략의 우월성을 검정하였다. 이 검정방법은 데이터스누핑편의를 해결할 뿐만 아니라 유의수준(size of the test)과 검정력(power of the test)면에서 우수한 검정방법이다.¹³ 사실성체크검정이 데이터스누핑편의를 해결할 수 있는 것은 선택 가능한 모든 모형(full universe)을 고려하여 최선의 전략의 유의성을 검정하기 때문이다. 이 검정의 난점은 검정통계량의 분포함수가 선택 가능한 모형의 수만큼 큰 차원과 높은 상관관계를 갖고 있다는 점이다. 본 연구는 White(2000)가 제안한 정상적 부트스트래핑을 이용하여 검정통계량의 p값을 구하고 검정하였다.

검정결과로부터 얻은 가장 중요한 결론은 다음과 같다. 위험을 고려한 성과측정치인 샤프비율을 이용할 경우 모멘텀전략과 반대전략 중 최선의 전략은 종합주가지수에 대한 정액정기매입전략보다 우월한 전략이라고 볼 수 없다. 이는 약형 EMH에 대한 반론으로 제기되어 왔던 실증적 근거가 통계적 오류에 의한 것이었음을 의미한다. 어쨌든 모멘텀전략과 반대전략은 우월한 전략이라고 볼 수 없으며 이를 근거로 약형 EMH를 기각할 수는 없다.

물론 약형 EMH에 대한 반론은 이외에도 많다. 모멘텀전략과 반대전략은 그 중의 일부일 뿐이다. 하지만 기존의 연구가 데이터스누핑편의로 인한 오류를 갖고 있으며 이를 제거할 경우 다른 검정결과를 얻었다는 것은 주목할 만한 것이다. 약형 EMH에 대한 여러 반론이 비슷한 성격의 통계적 오류를 범하였을지도 모르기 때문이다. 그런 의미에서 본 연구는 새로운 문제의식을 제기한 셈이다. 즉 시장참여자들끼리 흔히 갖고 있는 약형 EMH에 대한 비판적 견해는 지나친 것일 수 있다는 것이다. 약형 EMH는 보다 더 신중하게 검정되어야 하며 아직도 검토의 여지가 많이 남아 있는 중요한 가설이다.

¹³ White(2000, pp.1105~1106)의 Proposition 2.5가 증명하고 있듯이 표본수의 제곱근의 비율로 사실성체크검정의 유의수준은 0에 가까워지고 검정력은 1에 가까워진다.

참고문헌

- 강태훈, “한국금융시장의 비선형 동학과 이례현상”, 「경제학연구」 제49권 제4호, 2001, 167-197
- 고봉찬, “위험프리미엄과 상대적세력 투자전략의 수익성,” 재무관리연구 제14권 1호 (1997), pp. 1-21.
- 김병준, “조건부 왜도에 의한 가격결정모형 검증,” 대한경영학회지 제19권 6호 (2006), pp. 2407-2434.
- 김병준, 이필상, “가치투자전략의 장기적 성과 분석 -한국의 12월 결산 거래소 상장법인을 대상으로-,” 증권학회지 제35권 3호 (2006), pp. 1-39.
- 김창수, “코스닥 시장의 효율성에 관한 연구,” 증권학회지 제27권 (2000), pp. 331-361.
- 김태혁, 엄철준, “시장조정초과수익률 측정방법의 선택이 주가과민반응 실증결과에 미치는 영향,” 재무연구 제14호 (1997), pp. 65-103.
- 박경인, 지칭, “변동성을 이용한 반대투자전략에 대한 실증분석,” 재무관리연구 제23권 2호 (2006) pp. 1-25.
- 이정도, 안영규, “한국주식시장에서 계속투자전략과 반대투자전략의 수익성분석,” 증권학회지 제30권 (2002), pp. 33-71.
- Awartani, B.M.A., and V. Corradi, "Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models : the role of asymmetries", *International Journal of Forecasting*, 21, 2005, 167~183
- Barberis, Nicholas, Andrei Shleifer, and Robert Vishny, "A Model of Investor Sentiment," *Journal of Financial Economics*, Vol. 49, 1998, pp. 307-343.
- Brock, W., Lakonishok, J., and B. LeBaron, "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns", *Journal of Finance* 47, 1992, 1731~1764
- Chan, K., C., "On the Contrarian Investment Strategy," *Journal of Business*, Vol. 61 , 1988, pp. 147-163.
- Chatfield, C., "Model uncertainty, data mining and statistical inference", *Journal of the Royal Statistical Society* 158, 1995, 419~466
- Conrad, Jennifer and Gautam Kaul, "An Anatomy of Trading Strategies," *Review of Financial Studies*, Vol. 11, 1998, pp. 489-519.
- Conrad, Jennifer and Gautam Kaul, "Long-term Market Overreaction or Biases in Computed Returns?" *Journal of Finance*, Vol. 48, 1993, pp. 39-63.
- Cooper, Michael J., Roberto C. Gutierrez Jr., and Allaudeen Hameed, "Market States and Momentum," *Journal of Finance*, Vol. 59, 2004, pp. 1345-1365.

- Daniel, Kent, David Hirshleifer, and Avanidhar Subrahmanyam, "Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions," *Journal of Finance*, Vol. 53, 1998, pp.1839-1885.
- De Bondt, Werner F. M. and Richard Thaler, "Does the Stock Market Overreact?" *Journal of Finance*, Vol. 40, 1985, pp. 793-805.
- De Bondt, Werner F. M. and Richard Thaler, "Further Evidence on Investor Overreaction and Stock Market Seasonality," *Journal of Finance*, Vol. 42, 1987, pp. 557-581.
- Diebold, F.X., *Elements of Forecasting*, South-Western College Publishing, Cincinnati, 2004.
- Efron B., and R.J. Tibshirani, *An Introduction to the Bootstrap*, Chapman & Hall, London, 1994.
- Fama, Eugene F., "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work," *Journal of Finance*, Vol. 25, 1970, pp. 383-417.
- Fama, Eugene F., "Efficient Capital Markets: II," *Journal of Finance*, Vol. 46, 1991, pp. 1575-1617.
- Fama, Eugene F., "Market Efficiency, Long-term Returns, and Behavioral Finance," *Journal of Financial Economics*, Vol. 49, 1998, pp. 283-306.
- Fama, Eugene F. and Kenneth French, "Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds," *Journal of Financial Economics*, Vol. 33, 1993, pp.3-56.
- Fama, Eugene F. and Kenneth French, "Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies," *Journal of Finance*, Vol. 51, 1996, pp. 55-84.
- Forner, Carlos and Joaquin Marhuenda, "Contrarian and Momentum Strategies in the Spanish Stock Market," *European Financial Management*, Vol. 9, , 2003, pp67-88.
- Gallant, A. Ronald, *Nonlinear Statistical Models*, Wiley, New York, 1987.
- Gibbons, Michael R., Stephen Ross, and Jay Shanken, "A Test of the Efficiency of a Given Portfolio." *Econometrica* Vol. 57, 1989, pp. 1121-1152.
- Harvey, Campbell R., and Akhtar Siddique, "Conditional Skewness in Asset Pricing Tests," *Journal of Finance*, Vol. 55, 2000, pp. 1263-1295.
- Hong, Harrison and Jeremy C. Stein, "A Unified Theory of Underreaction, Momentum Trading, and Overreaction in Asset Markets," *Journal of Finance*, Vol. 54, 1999, pp. 2143-2184.
- Jegadeesh, Narasimhan and Sheridan Titman, "Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency," *Journal of Finance*, Vol. 48, 1993, pp. 65-91.

- Jegadeesh, Narasimhan and Sheridan Titman, "Profitability of Momentum Strategies: An Evaluation of Alternative Explanations," *Journal of Finance*, Vol. 56, 2001, pp. 699-720.
- Kothari, S. P., Jay Shanken, and Richard G. Sloan, "Another Look at the Expected Stock Returns," *Journal of Finance*, Vol. 50, 1995, pp.185-224.
- Lakonishok, Josef, Andrei Shleifer, and Robert W. Vishny, "Contrarian Investment, Extrapolation, and Risk," *Journal of Finance*, Vol. 49, 1994, pp. 1541-1578.
- Lo, A.W., and A.C. MacKinlay, "Data-snooping biases in tests of financial asset pricing models", *Review of Financial Studies* 3, 1989, 431-467
- Lyon, John D., Brad M. Barber, and Chih-Ling Tsai, "Improved Methods for Tests of Long-run Abnormal Stock Returns," *Journal of Finance*, Vol. 54, 1999, pp. 165-201.
- Merton, R., "On the state of the efficient market hypothesis in financial economics", in Dornbusch, R., Fischer, S., and J. Bossons, eds. : *Macroeconomics and Finance : Essays in Honor of Franco Modigliani*, MIT Press, Cambridge, 1987
- Politis, D., and J. Romano, "The stationary Bootstrap", *Journal of the American Statistical Association*, 89, 1994, 1303-1313
- Qi, M., and Y. Wu, "Technical trading-rule profitability, and reality check : Evidence from the foreign exchange market", *Journal of Money, Credit, and Banking* 38, 2006, 2135~2158
- Rouwenhorst, K. Geert, "International Momentum Strategies," *Journal of Finance*, Vol. 53, 1998, pp. 267-284.
- Schwert, G., "Tests for Unit Roots : A Monte Carlo Investigation", *Journal of Business and Economic Statistics* 7, 1989, 147-159
- Sullivan, R., Timmerman, A., and H. White, "Data-snooping, technical trading rule performance, and the Bootstrap", *Journal of Finance*, 54, 1999, 1647-1691
- Sullivan, R., Timmerman, A., and H. White, "Dangers of data mining : The case of calendar effects in stock returns", *Journal of Econometrics*, 105, 2001, 249-286
- Sullivan, R., Timmerman, A., and H. White, "forecast evaluation with shared data sets", *International Journal of Forecasting*, 19, 2003, 217-227
- White, H., "A reality check for data snooping", *Econometrica*, 68, 2000, 1097-1126
- Zarowin, Paul, , "Size, Seasonality, and Stock Market Overreaction," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 25, 1990, pp. 113-125.