



## 패자추종-실시간 포트폴리오전략에서 F-SCORE의 효용성에 관한 연구\*

김 규 형\*\* (중앙대학교)  
 임 창 우\*\*\* (중앙대학교)  
 정 태 규\*\*\*\* (중앙대학교)  
 강 기 운\*\*\*\*\* (중앙대학교)

본 연구는 Piotroski(2000)의 F-SCORE 를 이용하여 가치주집단을 매수주집단과 매도주집단으로 나누고 각 집단을 구성하는 주식들의 10년 간의 일간종가자료에 대해서 기계학습에 의한 여섯 종류의 패자 추종 실시간 포트폴리오전략을 적용하였다. 각 패자추종전략에 대하여 최종수익률을 구하고 위험대비 수익률을 측정한 결과 RMR전략과 OLMAR 전략이 나머지 네 가지 전략에 비하여 훨씬 우월한 전략인 것을 보였다. 특히 RMR전략의 경우 전체집단의 성과가 두 개의 집단으로 나눈 경우의 각각의 성과보다 훨씬 탁월하여 장기적인 관점에서의 포트폴리오전략에서는 회계적인 정보의 유용성이 떨어지는 것을 보였다. 한편 OLMAR 전략의 경우 OLMAR-S 전략이 전체와 매도주집단에 적합하고 OLMAR-E 전략은 매수주집단에 적합한 전략임을 보이나 RMR 전략보다는 낮은 성과를 보여 전체집단에 대한 RMR전략이 최선임을 알 수 있다.

### [ 1 ] Introduction

Fama and French(1992)의 연구 이후 높은 장부가 대비 낮은 시장가를 가진 주식<sup>1)</sup>에 투자하는 전략이 유행하였다.(Rogenberg, Raid and Lanstein (1984); Lakonishok, Shleifer and Vishny (1994)). 그러나 Piotroski(2000)의 실증적인 연구에 의하면 높은 장부가 대비 시장가 주식으로 구성된

\* 본 논문은 2017년 상반기 펀드평가3사(한국펀드평가, FnGuide, KG제로인)의 성균관대학교 자산운 용연구센터(CAPM) 연구비 지원으로 수행되었습니다.  
 주제어 : F-SCORE, 패자추종전략, CWMR, PAMR, OLMAR, RMR  
 JEL 분류기호 : G11, G17  
 \*\* 중앙대학교 경영경제대학 교수, 제1저자  
 \*\*\* 중앙대학교 경영경제대학 교수  
 \*\*\*\* 교신저자, 중앙대학교 강사(E-mail : tgreen1004@naver.com)  
 \*\*\*\*\* 중앙대학교 대학원 무역물류학과 국제경영학전공(E-mail: jiangjiyun125@gmail.com)  
 1) 이하 가치주 투자전략이라고 한다. 일반적으로 장부가 대비 낮은 시장가를 가진 주식을 가치주라고 하고 그 반대로 장부가 대비 높은 시장가를 주식을 성장주라고 한다.

포트폴리오에서 향후 2년간의 시장조정수익률이 양인 주식은 44%에 지나지 않았다고 한다. 그렇다면 이들 가치주들을 사전적으로 강한 주식과 약한 주식으로 구분할 수 있다면 좀더 나은 수익률을 얻을 수 있지 않을까. Piotroski(2000)는 이점에 착안하여 추가적인 회계정보를 이용하여 가치주를 강한 가치주와 약한 가치주를 구분하는 방법을 개발하고 강한 가치주를 매수하고 약한 가치주를 매도하는 전략을 구사하면 연간 23%라는 매우 높은 수익률을 얻을 수 있다는 것을 보여 회계정보가 주식투자에서 매우 유용함을 보였다.

본 연구에서는 첫 단계로 한국의 주식시장에 대해서 2007년의 재무제표를 사용하여 가치주를 구분해내고 이들 가치주들에 대해서 Pitotroski(2002)의 F-SCORE를 적용하여 양의 수익률이 예상되는 집단과 음의 수익률이 예상되는 집단으로 나눈다. 다음 단계로 각 집단에 대해서 실시간 패자추종 전략을 2007년

4월 1일부터 2017년 1월 8일까지의 10년간의 일별자료에 대해서 적용한다. 그 결과 RMR 전략의 경우 전체집단에서의 수익률, 샤프비율, 칼마비율이 매수주 집단과 매도주 집단으로 구분하는 경우의 각각의 수익률, 샤프비율, 칼마비율보다 높은 것으로 밝혀져 실시간 장기포트폴리오를 구성할 때는 회계정보를 사용하여 굳이 집단을 구분할 필요 없음을 보였다.<sup>2)</sup>

II 장에서는 선행연구에 대해서 살펴보고, III장에서는 Piotroski(2000)의 F-SCORE와 이를 이용한 주식집단의 구성에 대해서 설명한다. IV장에서는 본 연구에서 사용하는 실시간 포트폴리오를 구성하는 여러 가지 종류의 패자 추종전략에 대해서 설명한다. V장에서는 실증분석으로서 회계적인 방법론에 의해서 주식을 선택하는 것과 이에 대해서 기계학습을 이용한 포트폴리오전략으로 주식포트폴리오를 재구성하는 것에 대한 성과를 살펴본다. VI장은 결론이다.

## [ 2 ] 선행연구

Fama and French (1992)는 가치주 포트폴리오의 성과가 성장주 포트폴리오의 성과 보다 높다는 것을 보였다. Fama and French는 이러한 현상이 나타나는 이유는 장부가 대비 시장가 비율(Book to Market value ratio:BM)이 재무적 곤경(financial distress)을 나타내는 변수이기 때문에 BM이 높은 기업은 그 기업이 갖는 위험에 대해서 정상적인 보상을 받기 때문으로 해석하였다.<sup>3)</sup> Lakonishok, Shleifer, and Vishny(1994)는 BM이 높은 기업은 이전 기의 성과가 나쁜 기업으로서 미래의 성과도 나쁠 것이라고 판단되어 시장에서 소외된 주식임을 나타내는 변수라

고 해석하기도 하였다.<sup>4)</sup> 현실에서도 애널리스트들의 이러한 높은 BM주식들을 투자대상으로 추천하지 않는다. 물론 그 이유는 가치주 포트폴리오의 성과는 높다고 해서 개별 가치주의 높은 성과는 보장되지 않기 때문이다.

그런데 재미 있는 것은 이들 가치주의 가치를 평가하는 경우 재무제표로부터 얻을 수 있는 정보가 매우 많다는 것이다<sup>5)</sup>. 예를 들어 가치주를 평가하는 데는 과거에 재무제표상에서 발생한 기본적인 변화(레버리지, 유동성, 수익성, 현금흐름의 적합성등)로부터 비교적 정확한 미래의 주가의 패턴을 예측해낼 수 있는

2) 일반적으로 성장주와 가치주를 구분하는 데는 회계적인 정보를 사용하는 바 본 논문에서는 일단은 가치주의 성과를 Piotroski(2000)의 과정에 따라 분석하였다. 성장주의 성과와 가치주의 성과를 비교하는 것에 대한 연구도 현재 진행중에 있다.

3) Fama and French(1995)는 가치주의 과거수익률이 성장주보다 더 낮고, BM이 레버리지 및 기타 여러 가지 위험척도와와의 상관관계가 높다는 것을 보여 줌으로써 증명하였다.

4) 물론 이들 소외된 주식들이 나중의 가치주 포트폴리오의 성과에 크게 기여하기 때문에 가치주 포트폴리오의 성과가 높은 것은 당연하다.



것으로 알려져 있다. 이렇게 기업의 내재적 가치(또는 시장의 기대에 내재되어 있는 체계적인 오차)를 파악할 수 있다면 가치주의 경우에는 궁극적인 패자와 승자를 예측할 수 있을 것이다.

재무제표를 이용하여 수익을 예측하고자 하는 연구로는 Ou and Penman(1989)과 Holthausen and Larcker(1992)을 들 수 있다. 이들은 과거의 재무제표로부터 얻은 각종 재무비율을 이용하여 미래의 수익의 변화를 예측할 수 있음을 보여 주었다. 그러나 이들이 가지는 한계점은 방법론이 너무 복잡하다는 점 그리고 너무 많은 과거의 자료를 필요로 한다는 점등을 들 수 있다. 이러한 문제점을 피하기 위해서 Lev and Thiagarajan(1993)은 12개의 재무적 시그널을 이용하여 현재의 수익률을 예측할 수 있음을 보였다. 그 후로 Abarbanell and Bushee(1998)은 12개의 기본적인 시그널을 이용한 투자 전략이 상당한 정도의 비정상적 수익률을 얻을 수 있다는 것을 보였다.

우리나라에서 이루어진 연구로는 고덕필(2003)과 이한득(2001)을 들 수 있는데 이들은 F-SCORE 또는 재무건전성지수를 주가수익률이 높은 종목 또는 기업과 주가 수익률이 낮은 종목 또는 기업을 구별하는데 유용하게 사용될 수 있다는 것을 실증적으로 보여 주었다. 즉 이들은 포트폴리오의 주요한 분야중의 하나인 주식선택에서의 중요한 방법론을 보여 주었다.

한편 최근의 포트폴리오에 관한 연구들을 살펴보면 기계학습을 이용하여 미래를 예측하고 이렇게 예측한 값에 근거하여 실시간으로 포트폴리오를 구성하는

방향으로 발전하고 있다.<sup>6) 7)</sup> 기계학습에 의한 포트폴리오의 구성에 관한 연구는 Cover(1991)<sup>8)</sup>의 Constant Rebalanced Portfolio와 Universal Portfolio로부터 시작되었다고 볼 수 있다.<sup>9)</sup> Cover(1991)의 연구 이후 Helmbold et al.(1996,1998)의 Exponential Gradient 전략, Gaivoronski and Stella(2000)의 Follow the Leader 전략등이 개발되었는데 이들 전략의 기본적인 아이디어는 과거의 성과가 좋은 전문가/주식에 대한 투자 비중을 늘리는 승자추종 전략(Follow the winner)이라고 볼 수 있다. 그러나 일종의 Momentum 전략인 승자추종 전략은 실증적으로는 그 성과가 신통치 않은 것으로 알려져 있다.<sup>10)</sup>

2000년대에 들어와서 승자추종 전략에 대한 대안으로서 Contrarian 전략이라고 볼 수 있는 패자추종 전략(Follow the Loser Strategy)이 개발되기 시작하였다. Borodin et al(2003,2004)의 Anti Correlation 전략을 필두로 Li et al.(2012)의 Passive Aggressive Mean Reversion 전략, Li et al.(2011b, 2013)의 Confidence Weighted Mean Reversion 전략, Li and Hoi(2012)의 Online Moving Average Reversion 전략, Huang et al.(2013)의 Robust Median Reversion 전략등은 성과가 신통치 않은 전문가/주식의 상대적인 비중을 늘리는 전략으로서 승자추종 전략보다 성과가 훨씬 좋은 것으로 밝혀진 전형적인 Contrarian 전략이다.

한편 패자추종 전략이 개발되고 있는 와중에 Pattern Matching 전략이 개발되었는데 Gyorfi et

5) 성장주의 경우에는 대부분의 투자자들이 비재무적인 정보에 근거해서 투자하고, 따라서 성장주의 수익률에 대한 예측은 앞으로도 그 기대가 지속될 것이라는 점에 근거를 둔다. 따라서 성장주에 대한 투자전략은 모멘텀전략인 경우가 많다.  
 6) 이는 전통적인 1 기간 모델인 Markowitz의 평균-분산 모형과는 전혀 다르게 위험을 고려하지 않고 수익률을 극대화하는 접근법으로서 주로 인공지능분야에서 연구가 이루어지고 있다.  
 7) 이런 관점에서 본다면 앞서 소개한 Piotroski(2000)의 접근법은 주식선택(stock selection)에 해당하고 기계학습에 의한 실시간 포트폴리오 전략은 투자비중 재조정(portfolio rebalancing)에 해당한다고 볼 수 있다.  
 8) 이 방법론은 전통적인 평균-분산접근법과 전혀 달리 최적의 성장에만 관심을 둔다. 이러한 점에서 Samuelson(1971)에 의해서 비판을 받았으나 투자실무에 있어서는 최적성정이론에 근거를 기계학습에 의한 포트폴리오 재구성방법의 효용성이 속속 입증되고 있다. 이러한 관점에서 본고에서도 최적성정에 초점을 맞춘 실시간 포트폴리오 전략을 채용한다.  
 9) 이러한 접근법과는 다르게 수많은 계량경제학적인 방법론들이 개발되어 있고 이들이 사용하는 변수들의 유용성에 대한 가설검정도 이루어져 있다. 이들 방법론들은 학문적인 정교함은 있으나 직접 현실에 적용하는 데는 한계가 있다. 이에 반해서 본고에서 다루는 실시간 포트폴리오 전략은 일일 기준으로 포트폴리오의 재구성의 비율을 조정하는 방법이므로 현실에서의 적용성이 매우 뛰어나다고 볼 수 있다.  
 10) 2000년대 이후 발달되기 시작한 패자추종 전략이 그 이전에 발달한 승자추종 전략보다 성과가 좋은 것으로 밝혀져 요즘에 와서는 승자추종 전략에 대한 연구는 거의 중단되다시피 하고 있다.

al.(2006,2007,2008)이 주도했던 각종 비모수적 전략이 대표적인 전략들이라고 볼 수 있다. 패턴 매칭 전략은 일정한 법칙에 의해서 상대적인 비중을 조정하는 것이 아니라 현재의 가격패턴과 가장 비슷한 과거의 패턴을 찾아내고 그 패턴에 근거해서 포트폴리오를 구성하는 전략이다.<sup>11)</sup>

앞서 설명한 세가지 전략을 적절히 배합해서 시의

적절하게 이용하는 전략이 Meta Learning Algorithm 전략이라고 볼 수 있다. 대표적으로 Vovk(1990,1998)의 Aggregating Algorithm 전략, Das and Banerjee(2011)의 Online Gradient Updates 전략, Online Newton Updates 전략 등을 들 수 있다.

### 3 Piotroski의 F-SCORE

앞서 설명한 것처럼 지금까지 장부가-시가비율(book-to-market ratio: BMR)이 높은 기업들(고BM기업들)이 높은 주가수익률을 보인다는 연구결과가 많이 발표되었다. 문제는 고BM기업들 중 불과 44%만 미래에 양(+)의 주가수익률을 보인다는 점이다. 그렇기 때문에 고BM기업들이 미래에 양의 주가수익률을 보인다는 사실을 투자전략으로 구체화할 수 없었다.

Piotroski(2000)는 고BM기업들 중에서 미래에 높은 주가수익률을 보일 종목들(winners)과 낮은 주가수익률을 보일 종목들(losers)을 분리할 수 있는 선별모형(screening model)을 개발하기 위하여 기업들의 재무제표 자료들을 분석하였다. 그 결과, 세가지 기업특성을 찾아냈고 그 특성들을 이용하여 F-SCORE를 개발하였다.

세 가지 기업특성은 수익성, 재무적 레버리지/유동성, 운영효율성이었고, 이런 특성을 대변해주는 9개의 재무적 변수를 선별한 다음, 각 재무적 변수가 미래의 주가와 수익성에 좋은 영향을 미칠 것으로 예상하는 경우에 1점을 부여하고, 나쁜 영향을 미칠 것으로 예상하는 경우에 0점을 부여한 후, 9개의 재무적 변수

에 부여된 점수들을 모두 합산하여 F-SCORE를 계산하였다. F-SCORE를 이용하여 대상 기업의 재무적 상태를 판단하고 투자 의사결정을 하였다.<sup>12)</sup> Piotroski(2000)가 선택한 9개의 재무적 변수들에 대해서 자세히 살펴보자.

#### 3.1 수익성

그는 먼저 수익성 관련 요인을 측정하기 위하여 ROA와 CFO,  $\Delta$ ROA, ACCRUAL 등 4개의 변수를 선택하였다. ROA는 당기순이익을 기초 자산총계로 나누어 계산하였는데, ROA가 0보다 크면 지시변수 F-ROA에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다. CFO는 영업활동으로 인한 현금흐름을 기초 자산총계로 나누어 계산하였는데, CFO가 0보다 크면 지시변수 F-CFO에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다.  $\Delta$ ROA는 당기 ROA에서 전기 ROA를 뺀 값인데,  $\Delta$ ROA가 0보다 크면 지시변수 F- $\Delta$ ROA에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다.

순이익과 현금흐름의 관계에서 순이익이 영업활동으로 인한 현금흐름보다 크다는 것은 미래 수익성과

11) 일반적으로 pattern matching 전략이나 meta learning algorithm 전략이 패자추종전략에 비해서 성과가 더 좋지는 않다는 실증적인 결과에 비추어 본 연구에서는 이들에 대해서는 다루지 않는다.  
 12) 우리나라의 자료를 이용한 F-SCORE 연구로는 고덕필(2003), 이한득(2001) 등의 연구를 들 수 있으며 이들의 연구결과에 따르면 F-SCORE의 효용성이 우리나라의 자료에서도 매우 높다고 한다.



주가수익률에 나쁜 신호일 뿐 아니라 이익조정을 하려는 유인이 크다는 것을 의미한다는 연구결과가 발표되었다(Sloan, 1996; Sweeney, 1994). 따라서 ACCRUAL이라는 변수를 사용하여 순이익과 현금흐름의 관계를 반영하였다.(순이익 - 영업활동으로 인한 현금흐름)을 기초 자산총계로 나누어 ACCRUAL을 계산하였는데, ACCRUAL이 0보다 작으면 지시변수 F-ACCRUAL에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다.

### 3.2 레버리지

자본구조의 변화의 부채상환능력을 측정하기 위하여  $\Delta$ LEVER와  $\Delta$ LIQUID, EQ\_OFFER 등 3개의 변수를 사용하였다. 대부분의 고BM기업들은 재무적인 어려움을 겪으므로 레버리지의 증가, 유동성의 하락, 지분조달은 재무적 위험에 대한 나쁜 신호라고 가정하였다(Myers and Majluf, 1984; Miller and Rock, 1985). LEVER은 비유동부채를 평균 자산총계로 나누어 계산하였는데,  $\Delta$ LEVER은 당기 LEVER에서 전기 LEVER을 뺀 값으로, 레버리지의 감소를 긍정적 신호로 해석하여  $\Delta$ LEVER이 0보다 작으면 지시변수 F-LEVER에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다.  $\Delta$ LIQUID는 당기 유동비율에서 전기 유동비율을 뺀 값인데, 유동비율의 증가를 긍정적 신호로 해석하여  $\Delta$ LIQUID가 0보다 크면 지시변수 F- $\Delta$ LIQUID에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다. 주식을 신규발행하지 않은 경우에는 EQ\_OFFER의 지시변수 F-EQ\_OFFER에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다. 왜냐하면 기업이 주식을 발행하는 것은 내부적으로 유보금을 창출할 능력이 결여되었다는 부정적 신호로 해석되기 때문이다.(Myers and Majluf, 1984; Miller and Rock, 1985)

### 3.3 운영효율성

마지막으로 운영효율성 관련 요인을 측정하기 위하여  $\Delta$ MARGIN과  $\Delta$ TURN 등 2개의 변수를 사용하였

다. MARGIN은 매출총이익을 매출액으로 나눈 매출총이익률을 의미하는데  $\Delta$ MARGIN은 당기 MARGIN에서 전기 MARGIN을 뺀 값으로, 매출총이익률의 증가를 긍정적 신호로 해석하여  $\Delta$ MARGIN이 0보다 크면 지시변수 F-MARGIN에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다. TURN은 매출액을 기초 자산총계로 나눈 총자산회전율을 의미하는데  $\Delta$ TURN은 당기 TURN에서 전기 TURN을 뺀 값으로, 총자산회전율의 증가를 긍정적 신호로 해석하여  $\Delta$ TURN이 0보다 크면 지시변수 F-TURN에 1을 부여하고, 그렇지 않으면 0을 부여하였다.

지금까지 설명한 9개의 지시변수를 합산하여 F-SCORE를 계산하였다.

$$F-SCORE = F-ROA + F-\Delta ROA + F-CFO + F-ACCRUAL + F-\Delta LEVER + F-\Delta LIQUID + F-EQ\_OFFER + F-\Delta MARGIN + F-\Delta TURN$$

F-SCORE는 기업이 얼마나 바람직한지 보여주는 지표로서 해당 기업의 재무상태에 관한 신호들(signals)의 합계인데 0과 9 사이의 값을 가진다. 이 지표는 긍정적인 신호들을 보이는 기업들(winners)을 부정적인 신호들(signals)을 보이는 기업들(losers)로부터 골라내는데 활용한다.

Piotroski(2000)는 현재의 기본적인 요인들이 미래의 기본적인 요인들을 예측할 수 있다는 전제 하에 현재의 F-SCORE가 미래의 성과와 주가 수익률과의 관계에 있을 것으로 기대한다. 특히 F-SCORE를 사용함으로써 9개 중에 어떤 특정 변수만을 사용하여 내리는 의사결정보다 우월할 것으로 보는 것이다.

그러나 F-SCORE가 갖는 한계점으로는 변수의 값들을 0, 1의 값으로 치환함으로써 많은 정보를 잃어버릴 가능성이 있다는 점을 들 수 있다. 이에 대한 대안으로 각 변수들의 값들을 순서를 매기고 이를 합산하는 방법을 생각해볼 수도 있다. 또한 이론적인 배경이 있는 것도 아닌데 이들을 단순히 합산하여 투자기준으로 삼는다는 것은 주먹구구식이라는 점이다. 그런데 Piotroski(2000)가 시도 한 것은 단순히 강한 기업과 약한 기업을 구분해 내는 것에 지나지

않으므로 다른 복잡한 방법을 사용하는 것과 별반 차이가 없으리라는 것이다.

본 논문에서는 지금까지 설명한 Piotroski의 F-SCORE를 사용하여 우리나라 주식을 선별하였다. Kis-Value 데이터베이스에 수록된 비금융 상장기업을 대상으로 하여 Piotroski의 F-SCORE를 계산하였다. 특히 Piotroski(2000)는 매년 승자와 패자를 구분

하여 승자를 1년간 매수하여 보유하는 전략과 패자를 1년간 공매도하는 전략을 구사하는데 비해서 본 논문에서는 2007년의 재무자료를 이용하여 가치주를 선정하고 F-SCORE를 이용하여 승자와 패자를 구분한다. 승자그룹에 대해서 실시간 포트폴리오를 10년간 유지하고 패자에 대해서 포트폴리오를 10년간 유지하는 전략을 구사하였다.

## [ 4 ] 실시간 포트폴리오의 구성

실시간으로 포트폴리오를 구성하려면 미래의 가격에 대한 예측을 먼저 실시한 후 이 가격에 근거하여 새로운 포트폴리오를 구성하여야 한다. 최근에 들어서는 기계학습에 의해서 미래가격을 예측<sup>13)</sup>하고 이에 근거하여 포트폴리오를 최적화하는 연구가 많이 이루어져 있다. 지금부터는 본 연구에서 사용하는 각종 기본전략과 기계학습에 의한 패자추종 포트폴리오 전략에 대해서 살펴본다.

### 4.1 벤치마크 포트폴리오

본 논문에서 소개하는 각종 포트폴리오전략의 성과를 평가하기 위해서는 성과를 비교할 수 있는 벤치마크가 필요하다. 실시간 포트폴리오전략을 평가하는데 사용되는 벤치마크 전략으로는 세가지가 있다. 첫째는 바이엔 홀드(buy and hold) 전략이고 둘째는 사후적 최고주식 전략이고 셋째는 지속적인 재조정 전략이다. 이들 각각에 대해서 살펴보자.

#### 4.1.1 바이엔 홀드 전략

바이엔홀드(BAH) 전략은 포트폴리오의 성과를 평가하는데 가장 기본이 되는 벤치마크전략이다. 이

전략은 초기에 포트폴리오  $b_1$ 을 구성한 다음 이를 현금화하는 맨 마지막 순간까지 그대로 유지하는 전략이다. 따라서 맨 마지막 현금화 하는 시점에서의 포트폴리오의 가치  $S_n$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_n(BAH(b_1)) = b_1 \cdot (\odot_{t=1}^n x_t)$$

예를 들어 m 개의 주식에 각각  $\frac{1}{m}$  씩 투자하면 포트폴리오는

$$b_1 = \left( \frac{1}{m}, \dots, \frac{1}{m} \right)$$

가 되며 이는 다시 현금화 할 때까지 변하지 않는다. 이를 uniform BAH전략이라고 하는데 이는 시장지수를 따라가고자 하는 전략이라고 볼 수 있다.

#### 4.1.2 최고 주식 전략(Best Stock Strategy)

이 전략은 사후적인 전략으로서 현실적으로는 가능하지 않고 단지 사후적으로 성과를 평가하는 지표로 사용되는 전략이다. 즉 사후적으로 현금화하는 시점에서 볼 때 최고의 주식을 선택하여 그 주식으로만 포트폴리오를 구성하는 전략이다. 사후적으로 볼 때

13) 현재 월스트리트에서의 자산운용은 일반적인 애널리스트에 의한 비중은 점점 줄어들고 인공지능에 의한 비중은 점점 늘어나는 추세에 있다. 본고에서 다루고 있는 기계학습에 의한 자산운용도 인공지능에 의한 자산운용의 일종이라고 할 수 있는데 이는 인간적인 요소를 배제하고 일정한 규칙에 의해서 자산을 운용하기 때문이다.



최선의 한가지 주식을 선택하여 그 주식에만 100% 투자하므로 다음 식을 이용하여 그 주식을 선택한다.

$$b^0 = \underset{b \in \Delta_m \Delta}{\operatorname{argmax}} b \cdot (\odot_{t=1}^n x_t)$$

그 결과로써 얻는 최종 포트폴리오의 가치는 다음과 같이 계산된다.

$$S_n(\text{Best}) = \underset{b \in \Delta_m \Delta}{\operatorname{argmax}} b \cdot (\odot_{t=1}^n x_t) = S_n(\text{BAH}(b^0))$$

#### 4.1.3 일정비율 재조정 포트폴리오전략(Constant Rebalanced Portfolio)

세번째의 벤치마크 전략은 매 포트폴리오 투자 시점마다 투자비중을 일정하게 유지하는 일정비율 재조정 포트폴리오(CRP)전략으로서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$b_t^n = \{b, b, \dots, b\}$$

이렇게 매기간마다 초기의 시점과 동일하게 포트폴리오 투자 비중을 유지한다면 n 기간 후의 누적된 포트폴리오의 가치는 다음과 같다.

$$S_n(\text{CRP}(b)) = \prod_{t=1}^n b' x_t$$

예를 들어 매포트폴리오 조정 시점마다 각 주식에 대한 투자비중을 일정하게 유지한다면 b는 아래와 같이 정의되고 이를 Uniform Constant Rebalanced Portfolio(UCRP)라고 한다.

$$b = \left( \frac{1}{m}, \dots, \frac{1}{m} \right)$$

CRP 전략에서 사후적으로 최적의 b는 볼록함수(convex function)이고 쉽게 해를 구할 수 있는 다음

식에 의해서 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} b^* &= \underset{b \in \Delta_m}{\operatorname{argmax}} \log S_n(\text{CRP}(b)) \\ &= \underset{b \in \Delta_m \Delta}{\operatorname{argmax}} \sum_{t=1}^n \log(b' x_t) \end{aligned}$$

b\*를 가지는 CRP 전략을 최선의 일정비율재조정 전략(BCRP: Best Constant Rebalanced Portfolio)이라고 한다. BCRP의 최종 누적 포트폴리오 가치와 그에 상응하는 지수성장률은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} S_n(\text{BCRP}) &= \underset{b \in \Delta_m}{\operatorname{argmax}} S_n(\text{CRP}(b)) \\ &= S_n(\text{CRP}(b^*)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} W_n(\text{BCRP}) &= \frac{1}{n} \log S_n(\text{BCRP}) \\ &= \frac{1}{n} \log S_n(\text{CRP}(b^*)) \end{aligned}$$

물론 BCRP 전략은 사후전략으로서 시장가격이 완전하게 주어질 때만 계산이 가능하다. Cover(1991)는 벤치마크 수익률로서 BCRP의 수익률을 사용할 것을 제안하였는데, 이는 BCRP수익률이 최고 주식전략의 수익률, Value Line Index(개별 주식 수익률의 기하평균)의 수익률, 그리고 Dow Jones Index(지수를 구성하는 주식의 산술평균 또는 바이오흐드의 수익률을 모두 능가하였기 때문이다.<sup>14)</sup> 뿐 만 아니라, BCRP는 가격의 순서를 바꾸어도 동일한 수익률을 얻는 특징을 가진다는 점에서도 Cover(1991)은 BCRP를 벤치마크로 사용할 것을 제시하였다.

앞서 지적했듯이 Cover(1991) 이후 많은 학자들이 승자추종전략을 개발하였으나 이들 전략들의 성과가 다음에 소개하는 패자추종전략보다 언제나 더 우월하지 않다는 것이 실증적으로 밝혀져 더 이상 승자추종 전략에 대한 연구는 이루어 지지 않고 있다.<sup>15)</sup> 따라서 본고에서는 가장 최근의 경향이라고 볼 수 있는 패자추

14) 본 논문에서도 BCRP를 벤치마크로 사용하여 성과를 평가한다.

15) 대부분의 승자추종전략은 미래에 대한 예측의 요소가 전혀 없이 현재까지의 정보를 사용하여 포트폴리오를 구성하는 전략이다. 그에 반하여 패자추종전략은 명시적으로 미래의 주가의 변화방향과 크기를 예측하고 이를 바탕으로 포트폴리오를 재조정한다. 바로 이러한 이유 때문에 승자추종전략보다 나중에 개발된 패자추종전략의 성과가 더 좋은 것으로 보인다.

종전략에 대해서 만 소개하도록 한다.

## 4.2 패자 추종전략

BCRP 전략에서는 수익률에 대해서 i.i.d 를 가정한다. 그런데 문제는 현실적으로는 i.i.d 가정이 언제나 성립하지는 않다는 데 있다. 현실에서 i.i.d.의 가정이 성립하지 않는다면 승자추종전략의 성과가 좋게 나타날 수 없다. 현실에서의 주가는 이번기에 성과가 좋은 주식은 다음기에 성과가 나빠지고 이번기에 성과가 나쁜 주식은 다음기에는 성과가 좋아지는 패턴을 보이는 경향이 있다. (Bondt and Thaler 1985; Poterba and Summers 1988; Lo and MacKinlay 1990). 즉 주가는 i.i.d 보다는 평균으로의 회귀현상을 보이는 것이다. 이렇게 평균으로의 회귀현상을 가정하면 이번기에 성과가 좋은 주식은 다음기에 성과가 나쁠 것이고 이번기에 성과가 나쁜 주식은 다음기에 성과가 좋을 것으로 예견할 수 있을 것이다. 따라서 이번기에 성과가 좋은 주식에 대한 투자의 비중은 줄이고 성과가 나쁜 주식에 대한 투자 비중을 늘리는 것이 보다 우월한 전략일 것이다. 이렇게 이번기의 승자에 대한 투자비중을 줄이고 패자에 대한 투자비중을 늘리는 전략을 패자추종전략이라고 한다. 패자추종전략으로서 지금부터 Anti Correlation전략, Passive Aggressive Mean Reversion전략, Confidence Weighted Mean Reversion전략, Online Moving Average 전략, 그리고 Robust Median Reversion 전략에 대해서 살펴보자.

### 4.2.1 역상관관계(Anti-Correlation)전략

패자추종전략으로서 가장 먼저 나타난 것으로 Borodin et al.[2003,2004]의 Anticor전략을 들 수 있다. 이들은 시장가격이 평균회귀를 따른다는 전제하에 교차상관관계는 양의 값을 갖고 자기상관관계는 음의 값을 갖는다고 가정하고 Anticor전략을 제안하였다. 먼저 다음 식에 의해서 상대가격에 대한 첫번째 윈도우와 두번째 윈도우의 상대가격 행렬에 대한 로그

값을 구한다.

$$y_1 = \log(x_{t-w+1}^{t-w}) \text{ and } y_2 = \log(x_{t-w+1}^t) \\ (w \times m) \qquad \qquad \qquad (w \times m)$$

여기서  $x_{t-w+1}^t$  는  $t-w-1$  시점부터  $t$  시점까지의 상대가격행렬 ( $w \times m$ )로서  $m$ 은 포트폴리오를 구성하는 대상이 되는 주식의 수이고  $w$ 는 상관계수들을 구하는 윈도우의 크기로서 외부에서 주어진다. 일단 행렬  $y_1$  과  $y_2$  가 주어지면  $y_1$ 과  $y_2$ 사이의 교차 상관계수 행렬을 다음 식에 의해서 구한다.

$$M_{cov}(i, j) = \frac{1}{w-1} (y_{1,i} - \bar{y}_1)' (y_{2,i} - \bar{y}_2) \\ M_{corr}(i, j) = \begin{cases} \frac{M_{cov}(i, j)}{\sigma_1(i) \cdot \sigma_2(j)} \\ 0 \end{cases} \quad o. w. \\ \sigma_1(i), \sigma_2(j) \neq 0$$

여기서 주식  $i$ 는 첫 번째 윈도우에서의 주식이고 주식  $j$ 는 두 번째 윈도우에서의 주식이다. 이렇게 교차 상관계수행렬이 얻어지면 다음단계는 평균회귀에 기반한 거래전략에 따라 투자비중을 조절한다.

첫 번째 윈도우에서의 주식  $i$ 로 부터 두 번째 윈도우에서의 주식  $j$ 으로의 투자의 이전을  $claim_{i \rightarrow j}$ 로 표시하자. 투자의 이전이 이루어지는 경우는  $\bar{y}_2(i) > \bar{y}_2(j)$  이고  $M_{corr}(i, j) > 0$ 의 조건이 성립하는 경우로서  $claim_{i \rightarrow j} = M_{corr}(i, j) + A(i) + A(j)$ 이다. 여기서  $A(h)$ 는  $M_{corr}(h, h) < 0$  일때의  $|M_{corr}(h, h)|$  이다. 이렇게  $claim_{i \rightarrow j}$ 이 구해지면 다음 식에 의하여 다음 기의 포트폴리오의 구성벡터인  $b_{t+1}(i)$  구한다.

$$b_{t+1}(i) = b_t(i) + \sum_{j \neq i} [transfer_{j \rightarrow i} - transfer_{i \rightarrow j}]$$

여기서  $transfer_{i \rightarrow j} = b_t(i) \cdot claim_{i \rightarrow j} / \sum_j$



$claim_{i \rightarrow j}$  이다.

Anticor에서 가장 중요한 변수는 윈도우의 크기인  $w$ 를 얼마로 할 것인가이다. 사후적으로는 가장 높은 수익률을 얻을 수 있는 윈도우의 크기를 구할 수 있을 것이나 사전적으로는 임의로 선택할 수 밖에 없기 때문이다. 물론 많은 경험에 의해서 배울 수 있을 수도 있겠지만 그 변동폭이 워낙 큰 경우에는 많은 경험이 있다고 해서 반드시 최선의 크기를 선택할 수 있다는 보장이 없기 때문이다.

Anticor는 지금까지 살펴본 바와 같이 임의적으로 윈도우의 크기를 결정하여야 하고, 상관관계를 이용하는 것도 임의적이어서 평균회귀의 특성을 충분히 이용하지 못하였다는 것을 알 수 있다. 그러나 Anticor가 발표되었던 2003년 당시에는 가장 실증적인 결과가 탁월한 방법론이었다.

#### 4.2.2 수동적 평균회귀전략(Passive Aggressive Mean Reversion: PAMR)

PAMR의 기본적인 아이디어는 만약 바로 전기의 수익률이 임계치(threshold)보다 크다면 다음 기에는 음의 수익률이 나올 것이라고 기대하여 그 상승했던 크기에 비례하여 투자비중을 줄이고, 만약 전기의 수익률이 임계치보다 작다면 다음 기에는 0의 수익률이 나올 것으로 기대하여 투자비중을 바로 전기와 동일하게 유지 한다. 이를 좀더 자세하게 설명하기 위해서 먼저 손실함수에 대해서 설명해보자.

$$\ell_{\epsilon}(b; x_t) = \begin{cases} 0 & b \cdot x_t \leq \epsilon \\ b \cdot x_t - \epsilon & 0, w \end{cases}$$

여기서  $0 \leq \epsilon \leq 1$  은 외부에서 주어져야 하는 민감도 파라미터로서 평균 회귀의 임계치(Threshold)를 통제하는 값이다. 만약 손실 함수가 '0'이면 바로 전기의 포트폴리오를 그대로 유지하고, 손실함수가 양의 값을 가지면 손실함수가 '0'로 되도록 포트폴리오 적극적으로 재조정한다. 즉 PAMR은 다음 기의 포트폴리오를 다음의 최적화 문제를 통하여 얻는다.

$$b_{t+1} = \underset{b \in \Delta_m}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{2} \| b - b_t \|^2$$

$$s. t. \quad \ell_{\epsilon}(b; x_t) = 0$$

이 최적화 문제를 풀면, 다음 식에 의해서 새로운 포트폴리오를 구성하게 된다. (Li et al. 2012, Proposition 1).

$$b_{t+1} = b_t - \tau_t(x_t - \bar{x}_t \mathbf{1}),$$

$$\tau_t = \max \left\{ 0, \frac{b \cdot x_t - \epsilon}{\| x_t - \bar{x}_t \mathbf{1} \|^2} \right\}$$

위 식에 의하면 평균수익률보다 높은 수익률을 얻는 주식의 경우에는 투자 비중이 낮아지고, 평균수익률보다 낮은 수익률을 얻는 주식의 경우에는 투자 비중이 높아지는 것을 알 수 있다.<sup>16)</sup>

어떤 경우에는 투자비중이 마이너스 값을 갖는 경우도 있을 것이므로 이를 고려하여 투자비중을 결정하는 simplex projection step(Duchi et al. 2008)을 거치도록 한다

Anticor와 마찬가지로 PAMR도 이론적인 배경이 매우 약하다. 그러나 PAMR이 발표된 2012년에는 다른 어떤 알고리즘 보다 더 나은 성과를 보여 준 것으로 알려져 있다. 한가지 단점은 바로 다음기간에서 평균회귀현상이 존재하지 않는 경우에는 위험관리의 측면에서 성과가 매우 나쁠 수 있다는 점이다. Borodin et al.(2003, 2004)과 Li et al.(2012)은 DJIA에 이 방법을 적용하였을 때 성과가 매우 나쁜 것을 보여준 바 있다.

#### 4.2.3 확신 가중 평균 회귀전략(Confidence Weighted Mean Reversion: CWMR)

Li et al. (2011b)는 기존의 포트폴리오 비중의 평균 뿐 만 아니라 분산까지 이용하여 새로운 포트폴리오의 비중을 구하는 확신가중 평균회귀전략(CWMR)을 제안하였다. 기본아이디어는 포트폴리오 벡터  $b$

16) PAMR은 적응 승수  $\tau$  만 빼면 Lo and MacKinlay(1990)의 return-based contrarian 전략과 매우 비슷하다.

그 자체가 다변량 정규분포(평균벡터  $\mu \in \mathbb{R}^m$ 과 비대각항은 모두 0 인 분산-공분산 행렬  $\Sigma \in \mathbb{R}^{m \times m}$ )를 이룬다고 가정한다.<sup>17)</sup> 물론 새로운 정보가 입력될 때마다 평균과 분산을 수정하여  $b_t \in N(\mu_t, \Sigma_t)$ 를 구하고, t 시점에서 이용가능한 모든 정보를 사용하여  $b_{t+1}$  을 구한다. 즉 다음 기의 포트폴리오비중을 당기의 수익률벡터에 적용한 수익률  $(\mu \cdot x_t)$  이  $\epsilon$  보다 작을 확률이 특정의 임계점 ( $\theta$ )보다 크면 포트폴리오에 대한 변화를 주지 않고<sup>18)</sup>

$$(\mu_{t+1}, \Sigma_{t+1}) = \underset{b \in \Delta_{m, \Sigma}}{\operatorname{argmax}} D_{KL}(N(\mu, \Sigma) \parallel N(\mu_t, \Sigma_t))$$

s.t.  $\Pr[\mu \cdot x_t \leq \epsilon] \geq \theta$

임계점보다 작으면 포트폴리오에 대한 변화를 준다. 따라서 최적화 문제는 다음 식과 같이 정의된다.<sup>19)</sup>

이 최적화문제를 풀기 위하여, Li et al. (2013)은 두 가지 기법을 사용하여 변환을 하였다. 첫 번째 변환된 최적화 문제(Li et al. 2013, Eq. (3))는 다음과 같다.

$$(\mu_{t+1}, \Sigma_{t+1}) = \underset{b \in \Delta_{m, \Sigma}}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{2} \left( \log \left( \frac{\det \Sigma_t}{\det \Sigma} \right) + \operatorname{Tr}(\Sigma_t^{-1} \Sigma) + (\mu_t - \mu)' \Sigma_t^{-1} (\mu_t - \mu) \right)$$

s.t.  $\epsilon - \mu' x_t \geq \phi x_t' \Sigma x_t, \mu' 1 = 1, \mu \geq 0$

이 최적화 문제를 풀면 다음과 같은 해를 얻을 수 있다.<sup>20)</sup> (Li et al. 2013, Proposition 4.1).

$$\mu_{t+1} = \mu_t - \lambda_{t+1} \Sigma_t (x_t - \bar{x}_t 1),$$

$$\Sigma_{t+1}^{-1} = \Sigma_t^{-1} + 2\lambda_{t+1} \phi x_t x_t'$$

이식에서  $\lambda_{t+1}$  은 라그랑지안 승수 (Li et al. [2013] Equation [11]) 이고,  $\bar{x}_t = \frac{1' \Sigma_t x_t}{1' \Sigma_t 1}$  는 신뢰가중 상대

가격의 평균(confidence weighted price relative average)을 나타낸다. 이식에서 알 수 있는 것은 평균 회귀를 이용한 거래이며, 포트폴리오벡터의 1차 및 2차 모멘트를 사용하는 것을 알 수 있다.

Crammer et al.(2008)에 의하면  $\Sigma$  가 양반정치행렬(positive semi definite) 이므로 이를 분해할 수 있다. 즉  $\Sigma$  의 고유치  $(\lambda_1, \dots, \lambda_m)$ 와 직교정규행렬  $Q$ 가 주어지면,  $\Sigma = Y^2$ 을 만족하는  $Y = Q \operatorname{diag} \left( \lambda_1^{\frac{1}{2}}, \dots, \lambda_m^{\frac{1}{2}} \right) Q'$  를 얻을 수 있고  $Y$  또한 양반정치행렬이 된다. 이럴 경우에 최적화문제는 다음 식과 같이 정의된다.

$$(\mu_{t+1}, Y_{t+1}) = \underset{\mu, Y}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \left( \log \left( \frac{\det Y_t^2}{\det Y^2} \right) + \operatorname{Tr}(Y_t^{-2} Y^2) \right) + \frac{1}{2} \left( (\mu_t - \mu)' Y_t^{-2} (\mu_t - \mu) \right)$$

s.t.  $\epsilon - \log(\mu \cdot x_t) \geq \phi \|Y \cdot x_t\|,$   
 $\mu \cdot 1 = 1, \mu \geq 0.$

이 최적화 문제를 풀면 다음과 같은 해를 얻을 수 있다. (Li et al. 2013, Proposition 4.2).<sup>21)</sup>

$$\mu_{t+1} = \mu_t - \lambda_{t+1} \sum_t \frac{x_t - \bar{x}_t \cdot 1}{\mu_t \cdot x_t},$$

$$\Sigma_{t+1}^{-1} = \Sigma_t^{-1} + \lambda_{t+1} \phi \frac{x_t x_t'}{\sqrt{U_t}}$$

여기서  $V_t = x_t' \Sigma_t x_t$  라고 할 때

17) 평균은 투자비중의 평균값이고 대각공분산행렬은 투자비중 평균값에 대해서 갖는 신뢰를 의미한다. 따라서 분산값이 클수록 신뢰수준이 낮고, 작을수록 신뢰수준이 높다.  
 18) Kullback-Leibler 발산의 관점에서 포트폴리오의 변화를 최소화한다.  
 19) 식( ) 에서  $D_{KL}$ 은 Kullback-Leibler divergence를 의미한다.  
 20) 본 논문에서는 이를 CWMR-variance라고 한다.  
 21) 본 논문에서는 이를 CWMR-stdev라고 한다.



$\sqrt{U_t} = \frac{-\lambda_{t+1} V_t \phi + \sqrt{\lambda_{t+1}^2 V_t^2 \phi^2 + 4V_t}}{2}$  는 각각 t 일과 t+1 일의 분산을 나타낸다.  $\lambda_{t+1}$  은 라그랑지안 승수 이고 t 번째 상대가격의 신뢰가중평균  $\bar{x}_t$ 는 다음과 같다.

$$\bar{x}_t = \frac{1' \Sigma_t x_t}{1' \Sigma_t 1}$$

Anticor, PMAR와 마찬가지로 CWMR도 평균 회귀의 특성을 이용하기 때문에 이론적인 설명이 어려울 측면이 있다. CWMR이 발표될 당시에는 평균만을 이용하는 PAMR보다 성과가 더 좋을 수도 있는 것으로 알려졌다. 그러나 CWMR도 단일 기간 평균회귀를 이용하므로 단일 기간 평균회귀의 특성을 보이지 않는 자료를 사용할 경우에는 반드시 그 성과가 좋을 것이라는 보장이 없다는 점은 PAMR에서 지적한 바와 동일하다.

#### 4.2.4 온라인 이동 평균 회귀 전략(Online Moving Average Reversion)

앞서 살펴보았듯이 PAMR과 CWMR은 단일 기간 평균 회귀를 가정하므로 실제 자료에 적용하여 보면 그렇게 성공적인 성과를 내지 못하는 것이 관찰된다. Li et Hoi(2012)는 온라인 이동평균회귀(Online Moving Average Reversion: OLMAR) 라는 다중 기간 평균 회귀를 이용한 실시간 포트폴리오를 제안하였는데 이에 대해서 자세히 살펴보자.

PAMR과 CWMR을 가만히 들여다보면 암묵적으로  $\hat{p}_{t+1} = p_{t-1}$ 을 가정한다. 즉 매일 매일의 가격이 극단적으로 변화한다는 가정을 하는 것이다. 실제의 자료는 이러한 극단적인 가정에 따르지 않기 때문에 성과가 신통치 않은 경우가 관찰된다. 이러한 단점을 보완하는 방법으로 Li et al.(2012)는 다기간의 이동 평균을 이용하는 다중 기간 평균 회귀를 제안하였다. 먼저 가격  $p_t$  벡터와 윈도우의 크기 w가 주어질 때 가장 단순한 이동평균인

$$MA_t = \frac{1}{w} \sum_{i=t-w+1}^t p_i$$

을 사용하여 다음 기의 상대수익률을 예측한다. 그러면 다음 기의 상대가격[Li and Hoi 2012, Eq. (1)]은 다음과 같다.

$$\hat{x}_{t+1}(w) = \frac{MA_t(w)}{P_t} = \frac{1}{w} \left( 1 + \frac{1}{x_t} + \dots + \frac{1}{\bigotimes_{i=0}^{w-2} x_{t-i}} \right)$$

여기서  $\bigotimes$ 는 원소끼리의 곱을 의미한다. 이때 윈도우의 크기를 늘려서 과거 역사적 가격을 모두 반영할 수도 있겠으나 실증적인 분석결과에 의하면 윈도우의 크기가 커질수록 성과가 하락한다. (B.Li et al.(2015)) 윈도우가 아닌 전체의 자료를 고려한 경우의 이동평균은 다음 식에 의해서 구한다.

$$\begin{aligned} EMA(\alpha) &= \alpha P_t + (1 - \alpha) EMA_{t-1}(\alpha) \\ &= \alpha P_t + (1 - \alpha) \alpha P_{t-1} + (1 - \alpha)^2 \alpha P_{t-2} \\ &\quad + \dots + (1 - \alpha)^{t-1} P_1 \end{aligned}$$

여기서  $\alpha \in (0,1)$ 는 소멸지수(decaying factor)이다. EMA( $\alpha$ )를 이용한 다음 기의 상대가격은 다음 식에 의해서 구한다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t+1}(\alpha) &= \frac{EMA_t(\alpha)}{P_t} = \frac{\alpha P_t + (1 - \alpha) EMA_{t-1}(\alpha)}{P_t} \\ &= \alpha 1 + (1 - \alpha) \frac{EMA_{t-1}(\alpha)}{P_{t-1}} \frac{P_{t-1}}{P_t} \\ &= \alpha 1 + (1 - \alpha) \frac{\hat{x}_t}{x_t} \end{aligned}$$

어떤 방법을 이용하던지 일단  $\hat{x}_{t+1}(w)$ 가 구해지면 PAMR이나 CWMR을 적용하면 된다. Li and Hoi(2012)는 PAMR을 적용하고 이를 온라인 이동평균회귀 (online moving average reversion: OLMAR)라고 하였다<sup>22)</sup>. 즉 PAMR에서 보았듯이 다음 식을 이용하여  $b_{t+1}$ 을 구하는 것이다.

$$b_{t+1} = \underset{b \in \Delta_m}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{2} \| b - b_t \|^2 \quad \text{s.t. } b \cdot \hat{x}_{t+1} \geq \epsilon$$

22) 본 논문에서는 이동윈도우를 이용하는 경우를 OLMAR-S라고 하고, 전체자료를 이용하는 경우를 OLMAR-E라고 한다.

PAMR과 다른 점은 이동평균을 이용하여 다음 기의 상대수익률을 예측하고 그에 근거하여 포트폴리오의 구성을 구하는 방법으로서 PAMR보다 나은 성과를 얻는 다는 점이다. OLMAR도 발표된 시점인 2012년에 이용가능 했던 다른 알고리즘 특히 PAMR과 CWMR이 실패한 특정한 데이터세트에서도 최고의 결과를 얻은 것으로 알려져 있다.

#### 4.2.5 중위수 회귀전략 (Robust Median Reversion)

지금까지 살펴본 모든 전략들은 자료에 존재하는 잡음과 예외치(outliers)를 모두 고려하기 때문에 예측치의 추정 결과가 왜곡될 가능성이 매우 많다. 즉 예측된 상대수익률이 오염이 되어 있어서 포트폴리오의 성과가 나쁠 가능성이 있는 것이다. 이들 잡음과 예외치가 미치는 영향을 배제하기 위한 시도가 Huang(2013)에 의해서 이루어 졌는데 이를 중위수 회귀전략(Robust Median Reversion:RMR)이라고 한다.

RMR의 기본 아이디어는 t 시점에서의  $L_1$  중위수<sup>23)</sup> 추정치  $\hat{P}_{t+1} = L_{1med\ t+1}(w) = \mu_{t+1}$ 를 다음 식을 이용하여 구한다. 여기서 w 는 윈도우의 크기이고  $\mu_{t+1}$ 는 다음 식에 의해서 구한다. Weber 1929, Fermat-Weber 문제)

$$\mu_{t+1} = \operatorname{argmin}_{\mu} \sum_{i=0}^{w-1} \|p_{t-i} - \mu\|.$$

여기서  $\|\cdot\|$  는 유클리드 거리를 의미한다. 즉  $L_1 - median$ 이란 k 개의 가격 벡터가 주어질 때 유클리드 거리의 합이 최소가 되는 점을 의미한다. 위의 경우 자료들이 선형종속이 아니면 유일한 해를 갖는다. 따라서  $L_1 - median$  을 이용한 기대 상대가격은 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{x}_{t+1}(w) = \frac{L_{1med\ t+1}(w)}{P_t} = \frac{\mu_{t+1}}{P_t}$$

일단 t+1 시점의 가격에 대한 추정치가 주어지면 RMR은 PAMR이나 OLMAR(Li and Hoi(2012))에서와 동일한 방법으로 포트폴리오를 구성한다. 즉 다음 식을 최적화하는 것이다.

$$b_{t+1} = \operatorname{argmin}_{b \in \Delta_d^2} \frac{1}{2} \|b - b_t\|^2 \quad \text{s.t. } b \cdot \hat{x}_t \geq \varepsilon$$

실증적으로 거의 모든 자료에 대해서 어떤 방법들보다 성과가 더 좋은 것으로 알려져 있다.

#### 4.2.6 포트폴리오전략의 성과 평가

실시간 포트폴리오의 성과를 평가하는 첫번째 기준은 물론 최종 누적 수익률이다. 원래의 부의 크기를 1 로 지정 ( $S_0 = 1$ ) 하였으므로  $S_n$  이 최종누적부의 크기가 된다. 물론  $S_n$  이 클수록 더 좋은 전략으로 간주된다.<sup>24)</sup> 다른 성과평가기준으로 년율화한 수익률(APY)은 n일의 거래일에 해당하는 년수를 y 라고 할 때 ( $APY = \sqrt[y]{S_n} - 1$ )을 이용하여 구한다. 물론  $S_n$  이 클수록 APY도 클 것이므로 동일한 기준으로 간주할 수 있다.

실시간 포트폴리오는 매일 포트폴리오의 수정이 이루어져야 하므로 변동성위험과 위험대비 수익률(Sharpe(1963,1994))을 평가하는 것이 반드시 필요하다. 변동성위험 ( $\sigma$ )은 일별 수익률의 변동성을 년율화하여 구하고 위험조정 수익률은 샤프비율(Sharpe's ratio)도 년율화하여 구한다. 즉 샤프비율은 무위험이자율  $R_f$  가 주어질 때  $SR = \frac{APY - R_f}{\sigma}$ 에 의해서 구한다. 물론 샤프비율이 높을수록 변동성과 관련된 거래전략의 성과가 더 좋은 것으로 판단한다.

23) 여기서  $L_1$  중위수 추정치는 w개의 과거 가격으로부터 구하는 다변량추정치를 의미한다. 통계학에서는 w개의 과거자료로부터 구하므로 공간중위수(spatial median)이라고 하기도 한다.

24) 최종부의 크기가 클수록 좋은 전략이라는 관점은 일반적으로 위험을 고려하지 않는다는 관점에서 수많은 경제학자들로부터 비판을 받는다.



실무에서 많이 이용되는 개념으로 감소율(draw down)라는 개념이 있는데 (Magdon-Ismail and Atiya (2004)) 이는 현재의 누적수익률의 과거의 최대의 누적수익률에 비해서 얼마나 낮아 졌는가를 측정한다. 각 시점에서의 누적수익률 시리즈 ( $S_0, S_1, \dots, S_n$ )과 주어질 때  $t$  시점에서의 축소율은  $DD(t) = \max[0, \max_{i \in (0, n)} S(i) - S_t]$ 로 주어진다. Maximum Draw Down(MDD)은 이들 중에서 가장 큰 값으로서  $MMD(n) = \max_{i \in (0, n)} [DD(t)]$ 로 정의되며 실시간 포트폴리오전략의 하방위험을 측정하는 좋은 방법론이라고 볼 수 있다. 물론 MDD가 작을수록 하방위험이 적게 된다. 칼마비율(Calmar Ratio)은  $CR = \frac{APY}{MDD}$ 로 정의되며 최대 감소율 대비 연간 수익률을 나타낸다. 즉 APY가 클수록, 그리고 MDD가 작을수록 위험대비 성과가 좋은 것으로 볼

수 있는 것이다.

한편 단순히 운에 의해서 해당 전략의 성과를 얻는 경우도 있을 수 있으므로 이를 검증하기 위해서 (Grinold and Kahn (1999)) 포트폴리오의 수익률을 벤치마크와 관련된 수익률과 벤치마크 수익률과 관련되지 않은 수익률로 나눈다. 이를 위해서 포트폴리오의 일별 초과 수익률을 종속변수로 하고 벤치마크의 초과 수익률을 독립변수로 한 단순회귀식을 구한다. 즉 포트폴리오의 일별 수익률  $s_t$ , 무위험자산의 일별 수익률  $s_t(F)$ , 그리고 시장지수의 일별수익률  $s_t(B)$ 가 주어질 때  $(s_t - s_t(F) = \alpha + \beta(s_t(B) - s_t(F)) + \epsilon$ 에 의해서  $\alpha$  값의 통계적 유의성을 검증한다.  $\alpha$  값이 통계적으로 유의한 양의 값을 갖는다면 실시간 포트폴리오 전략의 신뢰성이 매우 높은 것으로 판단할 수 있는 것이다.

## [ 5 ] 실증분석

실증분석을 하기 위해서 먼저 2007년에 발표된 각 기업별 재무제표에 기초하여 33개의 고BM종목들, 즉 가치주<sup>25)</sup>를 선택하였다. 다음으로 Piotroski의 F-SCORE에 의해서 매수주 집단과 매도주 집단으로 나눈 결과 <표 1>에서 보는 바와 같이 전체주 집단은 33개의 주식으로 구성되고, 매수주 집단은 24개의 주식, 그리고 매도주 집단은 9개의 주식으로 구성된다.

구체적으로 매수주 집단과 매도주 집단은 Piotroski(2000)의 방식을 따라 아래와 같이 선택하였다. 1단계에서는 장부가 대비 시장가 비율(Book to Market value ratio: BM)이 높은 기업들을 선별하기 위하여 Kis-Value 데이터베이스에 수록된 모든 비금융 상장기업들의 장부가 대비 시장가 비율(BM)을

기준으로 10 집단으로 분류한 후, 그 비율이 상위 10%에 속하는 기업들을 고BM기업으로 분류하였다.<sup>26)</sup>

2단계에서는 고BM기업들만을 대상으로 F-SCORE를 계산하였다. F-SCORE가 높은 기업들, 다시 말하면 F-SCORE가 8점 또는 9점인 기업들을 매수주 집단으로 분류하고, F-SCORE가 0점 또는 1점으로 낮은 기업들을 매도주 집단으로 분류하였다.

이와 같은 과정을 거쳐 선택된 전체 집단, 매수주 집단, 그리고 매도주 집단 각각에 대해서 앞에서 살펴본 패자추종 실시간 포트폴리오를 구성하는 전략들을 적용하였다. 실시간 포트폴리오를 구성하는 기간은 2007년 4월 1일부터 2017년 1월 10일까지 2,422 거래일로서 일별종가를 이용하여 매일 포트폴리오를

25) 일반적으로 성장주에 대해서는 회계적인 정보 이외의 다른 정보에 의해서 크게 영향을 받으므로 회계적 정보의 중요성이 강조되지 않는 경향이 있다. 그러나 가치주의 경우에는 회계적 정보에 주가에 매우 큰 영향을 받으므로 본 논문에서는 가치주를 대상으로 회계 정보의 역할을 살펴본다.

26) 포트폴리오를 구성하는 주식들의 명단은 독자들의 요구에 대응하여 제공할 수 있다.

일정한 규칙에 따라 수정한다.<sup>27)</sup> <표 2>는 네 개의 기본전략(market, uniform, best stock, BCRP)과

패자추종전략(PAMR, CWMR, OLMAR, RMR)의 10년동안의 누적수익률을 보여준다.

**<표 1> Piotroski-Fscore 를 적용한 포트폴리오의 구성**

포트폴리오	Piotroski's F-SCORE	구성주식수
매수주 포트폴리오	8,9	24
매도주 포트폴리오	0,1	9
전체 포트폴리오		33

**<표 2> 세가지 자료군에 대한 패자추종 포트폴리오 전략의 누적 수익률**

전 략	전 체	매 수 주	매 도 주
Market	2.9149	3.1218	2.3632
Uniform	3.3856	3.2214	3.5981
Best Stock	22.9905	22.9905	6.4982
BCRP	24.223	23.7909	9.6726
PAMR	21.3771	18.2899	10.6934
CWMR(Variance)	29.9541	26.7593	12.2075
CWMR(Standard Deviation)	29.9168	26.8362	12.1832
OLMAR-S	<b>340.7755</b>	188.2332	<b>357.218</b>
OLMAR-E	132.1196	<b>286.789</b>	89.5885
RMR	<b>1.09E+03</b>	<b>355.164</b>	<b>279.663</b>

가장 수익률이 높은 두가지 전략의 누적수익률은 굵은 글씨로 표시함

먼저 눈에 띄는 것은 어떤 그룹에 대해서든지 패자 추종전략이 대체적으로 기본전략보다 월등히 높은 총수익률을 보여준다는 점이다.<sup>28)</sup> 즉 장기 투자의 관점에서 본다면 기본전략보다는 패자추종전략을 선택해야 하는 것을 알 수 있다. 물론 예외적으로 전체에 대한 PAMR과 매수주에 대한 PAMR의 성과가 BCRP 보다 낮은 것을 볼 수 있다. 패자 추종전략중에서도 가장 수익률이 높은 두 가지의 전략으로 RMR과 OLMAR이 선택되고 CWMR과 PAMR이 배제되는

것을 볼 수 있다.<sup>29)</sup> 이는 아마도 CWMR과 PAMR이 바로 다음날 평균으로의 회귀가 일어나는 것을 가정하여 현실을 덜 반영하는 반면 OLMAR과 RMR은 평균으로의 회귀가 일어나는 것을 자료로부터 추정하여 시장에서 일어나는 평균회귀 현상을 보다 정확히 반영하기 때문으로 보인다.

우리나라의 경우에도 다른 나라의 경우와 마찬가지로 RMR전략의 성과가 다른 어떤 전략의 성과보다도 탁월한 것을 볼 수 있다.<sup>30)</sup> 한편 RMR전략의 경우 매수주 집단과

27) 33개의 주식에 대한 일별자료는 google finance로부터 구하였다. Skylife는 google finance에서 2011년 6월 3일부터 일별자료를 구할 수 있어서 그 이전의 기간은 수익률이 0 인 것으로 가정하였다. 삼성물산의 경우에도 마찬가지로 2014년 12월 18일부터 일별 자료를 구할 수 있어서 그전에는 수익률이 0인 것으로 가정하였다. 일별 수익률을 2007년 4월 1일부터 살펴본 이유는 전년도 회계 자료가 Kis-Value 데이터베이스에 수록되는데 보통 3개월 가량 걸리기 때문인데, 만일 4월 1일 이전의 수익률을 살펴보는 것은 아직 공시되지도 않은 자료로 매수주와 매도주를 선택하여 수익률을 살펴보는 문제가 발생하기 때문이다.

28) 승자추종전략을 적용하였으나 이들의 성과는 패자추종전략보다 낮은 결과를 보여 본 논문에서는 소개하지 않았다.

29) 이러한 현상이 나타나는 것은 외국의 여러 실증연구에서도 밝혀진 바가 있다. (Li and Hoi (2012), Huang et al.(2013))

30) Huang et al.(2013)의 실증분석 결과에 따르면 실증분석대상이 되는 모든 일별자료에 대해서 RMR전략의 성과가 다른 어떤 전략의 결과보다도 훨씬 탁월하다.



매도주 집단으로 나누어서 각각에 대해서 적용하는 것보다 전체에 대해서 적용하는 것이 성과가 훨씬 더 좋다. RMR 전략을 사용하고자 하는 경우의 장기적인 성과는 회계적 정보를 사용하여 집단을 구분하는 경우보다 구분하지 않는 경우의 성과가 더 좋다.<sup>31)</sup> 굳이 두 집단으로 나누어야 한다면 매수주 집단의 성과가 매도주 집단의 성과 보다 더 좋은 것을 볼 수 있다.<sup>32)</sup>

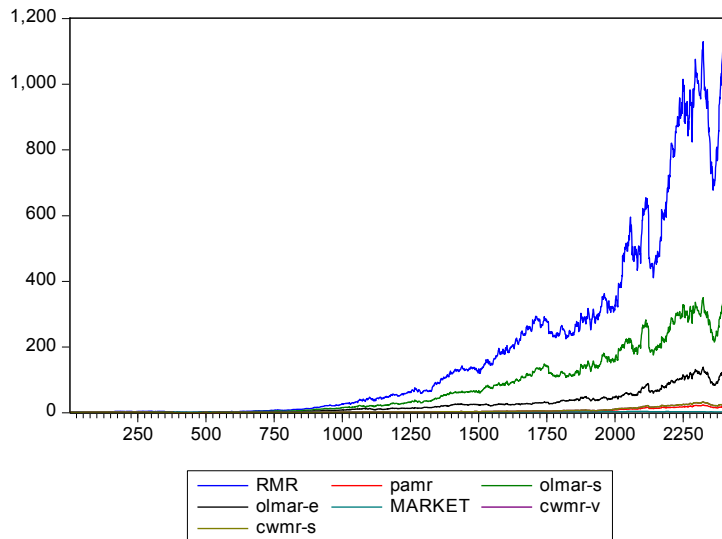
매수주 집단의 평균회귀현상이 매도주 집단의 평균회귀현상보다 더 분명하기 때문인 것으로 보인다.

한편 OLMAR전략의 경우 전체에 대해서는 OLMAR-S전략의 성과가 더 좋으나 매수주 집단의 경우에는 OLMAR-E전략의 성과가 그리고 매도주 집단의 경우에는 OLMAR-S전략의 성과가 더 좋은 것으로 나타난다. 또한 매도주 집단만을 대상으로 하여야 한다면 OLMAR-S전략이 RMR전략보다도 성과가 더 좋은 것

을 볼 수 있다. 이들 이외에 CWMR의 성과는 BCRP나 Best Stock 과 크게 차이가 없는 것으로 나타난다.

〈그림 1A〉은 전체집단의 누적 총 수익률의 패턴을 나타낸다. 그림에서 보듯이 750 거래일 근처에서부터 RMR의 누적 수익률이 OLMAR-S 그리고 OLMAR\_E의 누적수익률을 초과하기 시작하였고, 이러한 추세는 마지막 거래일까지 지속되는 것을 볼 수 있다. 일단 추월을 당하기 시작한 여타전략들은 나머지 기간동안에도 전혀 맥을 쓰지 못하는 것으로 나타났다. 한편 변동성의 측면에서 보면 RMR의 변동성이 OLMAR의 변동성보다 훨씬 크나 워낙 상승추세가 커서 샤프비율은 서로간에 큰 차이가 없을 것으로 생각된다. 실무적으로는 RMR의 누적 수익률의 상승추세에도 불구하고 그 변동성을 과연 감내해낼 수 있을 지가 커다란 과제가 될 것으로 보인다.<sup>33)</sup>

〈그림 1A〉 전체집단의 누적수익률

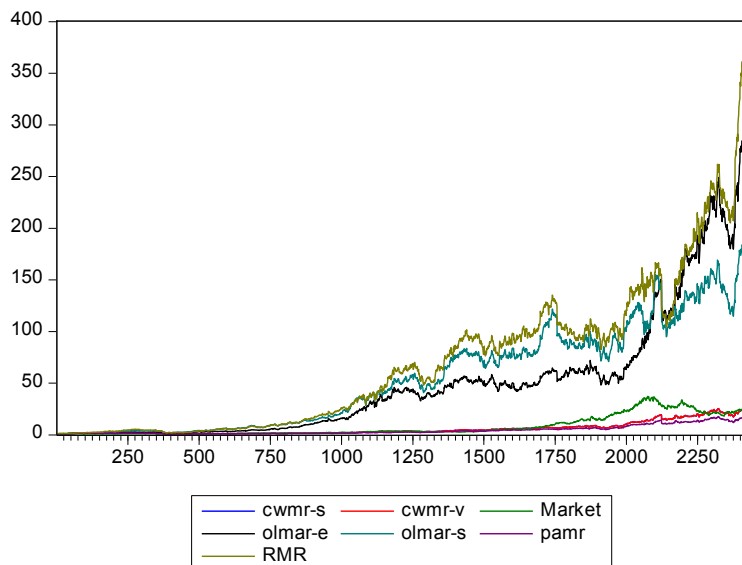


31) 본 논문에서는 가치주만을 대상으로하여 실시간 포트폴리오를 구성하였으나 추후의 연구에서는 성장주만을 대상으로 하는 경우와 양자의 구분을 하지 않는 경우에 대해서도 살펴 볼 필요가 있다.

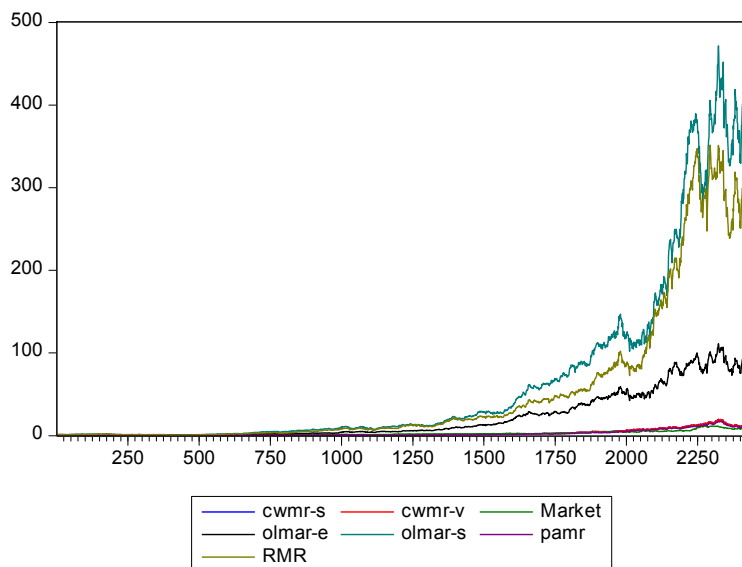
32) 이러한 결과가 나오는 것은 F-SCORE가 고품질의 가치주와 저품질의 가치주를 구분해내는데 있어서 한국자료에서는 제대로 기능을 하지 못하기 때문일 수도 있다.

33) 실무적인 관점에서 볼 때 RMR 알고리즘이 안정화가 될 때까지 700일 이상을 기다려야 되는 것으로 해석할 수 도 있을 것이다. 그러나 이 기간동안에는 다른 기본 전략들과 성과의 차이가 없으므로 굳이 포트폴리오의 재구성이 필요없을 것이며 따라서 기본적인 전략들과 거래비용상의 차이는 거의 없을 것으로 보인다.

〈그림 1B〉 매수주 집단의 누적 수익률



〈그림 1C〉 매도주 집단의 누적 수익률



매수주 집단에만 한정해서 살펴보면 500일 근처에서 시작해서 RMR의 성과가 다른 어떤 전략의 성과보다도 우월함을 마지막 거래일까지 유지하는 것을 볼 수 있다. 그러나 RMR과 OLMAR-E 사이의 차이가 그렇게 크지는 않다. 한편 OLMAR-E가 어느 시점부터 OLMAR-S를 초과하기 시작한 것을 볼 수 있다. 즉 투자 기간에 따라 OLMAR-E와 OLMAR-S를 잘 선택

해야 하는 문제가 있다. 이러한 관점에서 본다면 매수주 집단을 대상으로 하는 경우 선택의 문제가 없이 언제나 우월할 성과를 보여주는 RMR 전략을 이용하는 것이 항상 유리한 것임을 알 수 있다.

매도주 집단의 경우 최종 거래일의 누적 수익률이 OLMAR-S보다 낮은 것을 볼 수 있다. 즉 매도주의 경우에는 지속적으로 하향하는 패턴을 보일 것으로



기대되는 바 평균으로의 회귀가능성이 매우 적다고 본다면 RMR보다 OLMAR-S 전략이 더 우월한 것을 알 수 있다. OLMAR-E 전략의 성과도 OLMAR-S보다 기간 내내 더 낮은 것으로 나타나 매도주 집단의 경우에는 OLMAR-S 전략이 가장 우월한 것을 알 수 있다. <표 3>은 각 전략의 승률과 각 전략의 일별 수익률의

시장수익률에 대한 회귀계수를 보여 준다. 모든 전략의 승률은 50%를 넘으며, 특히 OLMAR-E 전략과 RMR 전략의 승률은 80%를 넘어서는 것을 볼 수 있다. 한편 회귀계수  $\alpha$ 는 통계적으로 유의하고 양의 값을 가짐으로써 시장수익률을 상회하는 수익률이 단순히 운에 의한 것이 아님을 알 수 있다.

〈표 3〉 각 전략의 성과에 대한 t 검정

특 징	전체집단	매수주 집단	매도주집단
관찰수(일별자료의 개수)	2422	2422	2422
평균초과수익률(시장)	0.00052625	0.001566	0.001264
평균초과수익률(PAMR)	0.00162615	0.001556	0.001374
승률(PAMR)	0.5297275	0.512386	0.511974
$\alpha_1$	0.001023	0.258734	-1.4412
$\beta_1$	1.210907	0.483759	3.87959
t-statistics1	2.310658	6.025128	-42.5567
p-value1	0.0209	0.0000	0.0000
평균초과수익률 (CWMR(V))	0.0017753	0.001556	0.001436
승률(CWMR-V)	0.57803468	1	0.775392
$\alpha_2$	0.001167	0.258734	-1.32946
$\beta_2$	1.225756	0.483759	3.656428
t-statistics2	2.599684	6.025128	-41.39
p-value2	0.00939	0.0000	0.0000
평균초과수익률 (CWMR(S))	0.00177479	0.001726	0.001435
승률(CWMR-S)	0.59454996	0.60033	0.839389
$\alpha_3$	0.001166	0.231985	-1.32901
$\beta_3$	1.225736	0.537425	3.655525
t-statistics3	2.598538	5.028375	-41.3771
p-value3	0.00942	0.0000	0.0000
평균초과수익률 (OLMAR-S)	0.0029421	0.002643	0.002893
승률(OLMAR-S)	0.58464079	0.597027	0.706028
$\alpha_4$	0.002294	-0.61338	-0.69654
$\beta_4$	1.33305	2.227367	2.393174
t-statistics4	4.097992	-6.50987	-25.0001
p-value4	0.0000	0.0000	0.0000
평균초과수익률 (OLMAR-E)	0.00256976	0.002829	0.002325
승률(OLMAR-E)	0.8104872	0.839389	0.875723
$\alpha_5$	0.001928	-0.14002	-1.38272
$\beta_5$	1.315606	1.281864	3.763526
t-statistics5	3.342871	-1.92601	-35.8829
p-value5	0.00084	0.05422	0.0000
MER(RMR)	0.00340536	0.0029	0.002778
승률(RMR)	0.81131296	0.839802	0.882329
$\alpha_6$	0.002768	-0.42792	-0.65594
$\beta_6$	1.306504	1.857355	2.311908
t-statistics6	5.009697	-4.5105	-22.4502
p-value6	0.0000	0.0000	0.0000

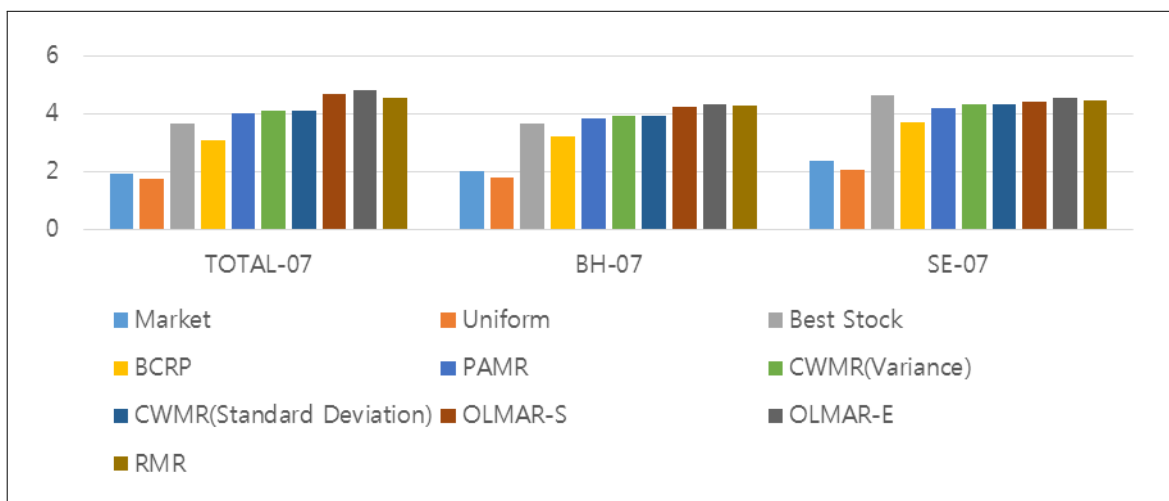
〈그림 2〉는 8가지 전략의 변동성을 보여주고 있다. 그림에서 보듯이 RMR의 변동성은 어느 집단에서나 OLMAR의 변동성보다 낮다. 따라서 RMR의 샤프비율이 OLMAR의 샤프비율보다 더 높을 것으로 기대된다. PAMR이나 CWMR의 변동성은 RMR이나 OLMAR의 변동성보다 낮아서 이들로부터도 높은 샤프비율이 기대된다.

〈그림 3〉의 MDD를 살펴보면 모든 전략에 대해서 매수집단에서의 MDD가 다른 집단에서보다 일괄적

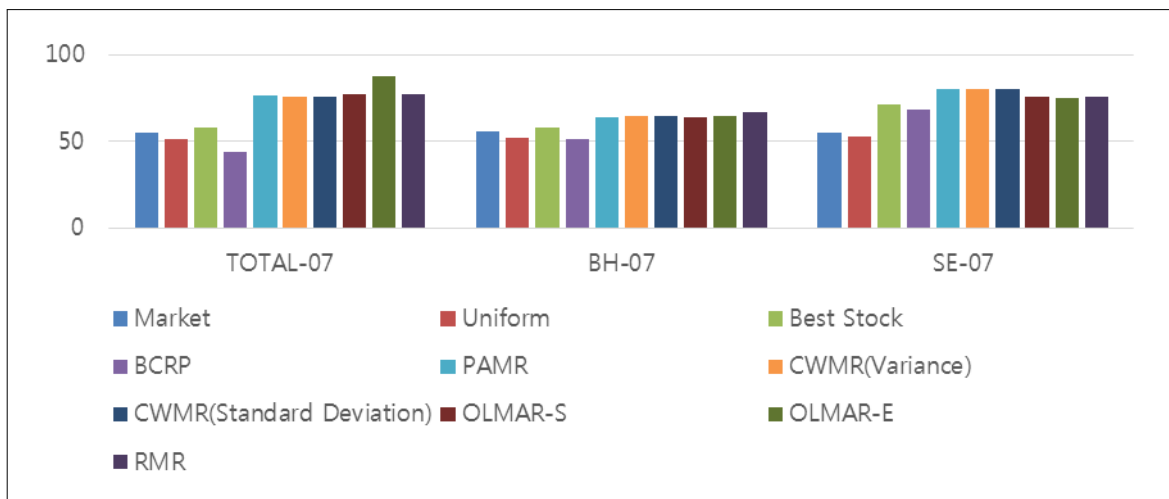
으로 낮은 것을 볼 수 있다. 만약 MDD를 최소화하고자 한다면 매수집단을 대상으로 실시간 포트폴리오 전략을 구사하는 것이 좋은 것을 알 수 있다.

앞서 언급한 바와 같이 수익과 위험을 동시에 고려한 샤프비율을 기준으로 한다면 전체집단을 대상으로 한 RMR전략이 가장 우월한 것을 알 수 있다. 물론 매수집단의 경우에도 RMR전략의 샤프비율이 가장 높은 것을 볼 수 있다.

〈그림 2〉 변동성 위험(%)

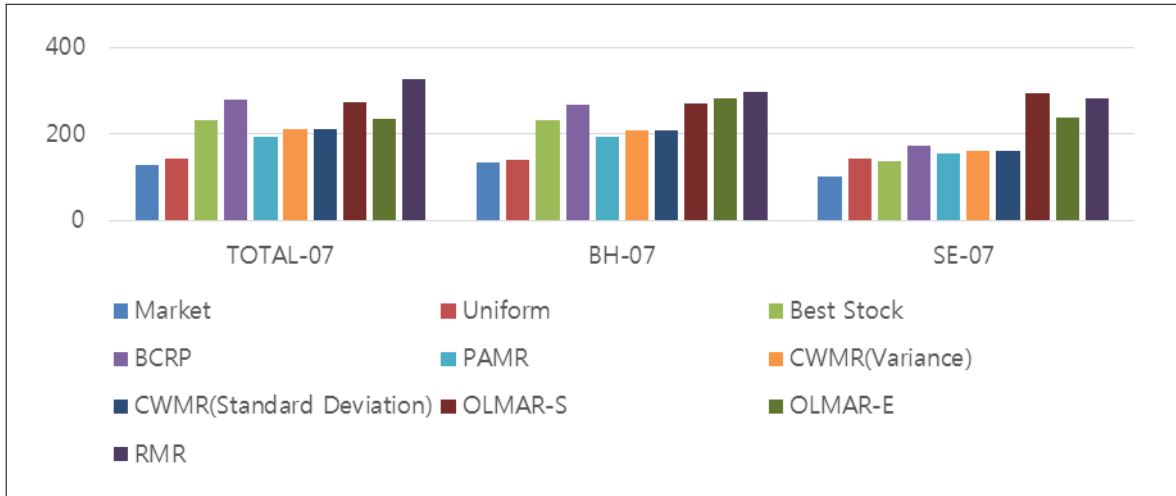


〈그림 3〉 MDD Risk(%)

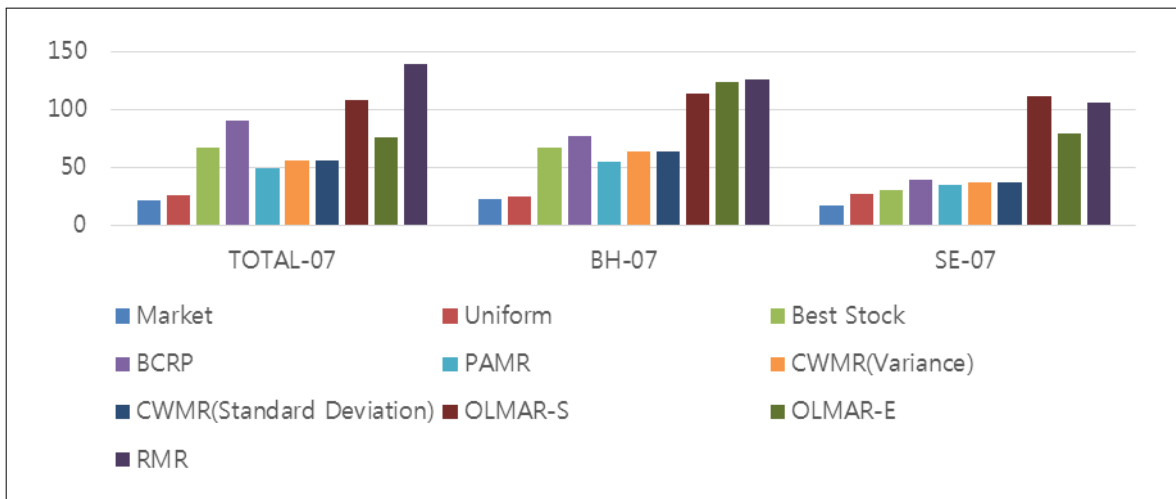




〈그림 4〉 샤프비율(%)



〈그림 5〉 Calmar 비율(%)



지금까지 RMR전략의 경우 전체그룹의 성과가 두 개의 그룹으로 나눈 경우의 각각의 성과보다 훨씬 탁월하여 회계적인 정보를 사용할 필요가 없다는 것을 보였다.<sup>34)</sup> 이러한 결과는 대체적으로 다른 전략에도 그대로 적용되는 것으로 보인다. 이러한 결과가 나오는 것은 회계정보의 효용성이 오랫동안 지속되지는 않기 때문으로, 실시간 포트폴리오 전략을 구사하는 데는

시장의 평균회귀의 특성만을 고려하면 되는 것이다.

본 논문의 결과를 실무에 적용하기 위해서는 포트폴리오를 매일 조정하는데 드는 거래비용과 높은 수익률이 기대될 때 차입을 하여 매수할 수 있는 가능성을 고려하여야 한다. 두 가지 가능성을 고려한 분석은 추후의 기회로 미루고자 한다.

34) 회계적 정보의 유용성이 낮을 가능성은 F-SCORE가 고품질의 가치주와 저품질의 가치주를 제대로 구분해내지 못할 가능성을 포함하고 있다.

## [ 6 ] 결론

본 연구는 Piotroski(2000)의 F-SCORE 를 이용하여 가치주그룹을 매수주그룹과 매도주 그룹으로 나누어 포트폴리오를 구성한 다음 각 포트폴리오를 구성하는 주식의 10년 간의 일간증가자료에 대해서 머신러닝에 의한 여섯 종류의 패자 추종 실시간 포트폴리오전략을 적용하여 최종수익률을 구하였다. 그 결과 RMR전략의 경우 전체를 대상으로 한 성과가 두 개의 그룹으로 나눈 경우의 각각의 성과보다 총누적수익률이나 샤프비율의 관점에서 볼 때 훨씬 탁월하여 실시간 포트폴리오를 구성하는 데는 회계적인 정보를 사용하여 굳이 집단을 구분할 필요가 없다는 것을 보였다.

OLMAR 전략의 경우에는 OLMAR-S전략의 누적

수익률과 OLMAR-E 전략의 누적 수익률이 중간에 교차할 가능성이 있어서 두 전략중 어느 전략이 더 나은 전략인지는 확실치 않은 것을 보았다. 현실적으로 샤프비율의 관점에서 볼 때 RMR전략이 가장 좋다면 굳이 OLMAR전략을 선택할 동기는 없는 것으로 보인다. CWMR이나 PAMR전략은 RMR이나 OLMAR보다 성과가 낮은 전략이라는 점은 우리나라의 자료에 대해서도 그대로 성립하는 것을 확인하였다.

본 연구에서는 거래비용과 높은 수익률이 예상되는 주식을 추가로 매입하는 가능성에 대해서는 다루지 않았다. 추후 연구에서는 이들 두 요소를 고려하여 보다 현실에 가까운 분석이 가능할 것으로 기대한다.

## 참고 문헌

고덕필. "주식투자수익률 예측에 대한 F\_SCORE 모형의 유용성과 현실적합성". 회계연구, 8(1), (2003)1-18.

이한득. "재무건전성지수 모형에 관한 연구-신용등급 및 주가 수익률과의 관계에 관한 실증분석". LG 경제연구원 (2001)

Abarbanell, Jeffery S., and Brian J. Bushee. "Abnormal returns to a fundamental analysis strategy." *Accounting Review* (1998): 19-45.

Borodin, Oleg, et al. "Molecular dynamics study of the influence of solid interfaces on poly (ethylene oxide) structure and dynamics." *Macromolecules* 36.20 (2003): 7873-7883.

Borodin, Allan, Ran El-Yaniv, and Vincent Gogan. "Can We Learn to Beat the Best Stock." *J. Artif. Intell. Res.(JAIR)* 21 (2004): 579-594.

Bondt, Werner FM, and Richard Thaler. "Does the stock market overreact?." *The Journal*

*of finance* 40.3 (1985): 793-805.

Cover, T. M. "Universal Portfolios", *Mathematical finance*, 1(1) (1991): 1-29.

Cover, T. M. and Thomas, J.A. "Elements of Information Theory" ISBN: 978-0-471-24195-9 (2006).

Das, Puja, and Arindam Banerjee. "Meta optimization and its application to portfolio selection." *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. ACM, (2011).

Duchi, John, et al. "Efficient projections onto the  $l_1$ -ball for learning in high dimensions." *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*. ACM, 2008.

Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "The Cross-Section of Expected Stock Returns." *the Journal of Finance* 47.2 (1992): 427-465.



Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "Size and Book-to-Market Factors in Earnings and Returns." *The Journal of Finance* 50.1 (1995): 131-155.

Finley, J. B., M. D. Harvey, and C. C. Watson. "Experimental study: Erosion of overburden cap material protected by rock mulch." *Management of uranium mill tailings, low-level waste, and hazardous waste*. (1985).

Gaivoronski, Alexei A., and Fabio Stella. "Stochastic nonstationary optimization for finding universal portfolios." *Annals of Operations Research* 100.1-4 (2000): 165-188.

Györfi, László, et al. *A distribution-free theory of nonparametric regression*. Springer Science & Business Media, 2006.

Györfi, László, Frederic Udina, and Harro Walk. "Nonparametric nearest neighbor based empirical portfolio selection strategies." *Statistics & Decisions International mathematical journal for stochastic methods and models* 26.2 (2008): 145-157.

Helmbold, David P., Darrell DE Long, and Bruce Sherrod. "A dynamic disk spin-down technique for mobile computing." *Proceedings of the 2nd annual international conference on Mobile computing and networking*. ACM, (1996).

Helmbold, David P., et al. "On-Line Portfolio Selection Using Multiplicative Updates." *Mathematical Finance* 8.4 (1998): 325-347.

Holthausen, Robert W., and David F. Larcker. "The prediction of stock returns using financial statement information." *Journal of Accounting and Economics* 15.2-3 (1992): 373-411.

Huang, Dingjiang, et al. "Robust median reversion strategy for on-line portfolio selection." *Proceedings of the Twenty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence* (2013):2006-2012.

Javid, Attiya Yasmin. "Time varying risk return relationship: evidence from listed

Pakistani firms." *Munich Personal RePEc Archive* (2008): 16-39.

Ju, Tao. "Robust repair of polygonal models." *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 23.3 (2004): 888-895.

Lakonishok, Josef, Andrei Shleifer, and Robert W. Vishny. "Contrarian investment, extrapolation, and risk." *The journal of finance* 49.5 (1994): 1541-1578.

Lev, Baruch, and S. Ramu Thiagarajan. "Fundamental information analysis." *Journal of Accounting Research* (1993): 190-215.

Li, Bin, et al. "Confidence weighted mean reversion strategy for online portfolio selection." *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD)* 7.1 (2013): 434-442.

Li, Bin, et al. "PAMR: Passive aggressive mean reversion strategy for portfolio selection." *Machine learning* 87.2 (2012): 221-258.

Li, Bin, and Steven CH Hoi. "On-line portfolio selection with moving average reversion." *Proceedings of the 29<sup>th</sup> International Conference on Machine Learning* Edinburgh, Scotland, UK (2012).

Lo, Andrew W., and A. Craig MacKinlay. "When are contrarian profits due to stock market overreaction?." *Review of Financial studies* 3.2 (1990): 175-205.

Miller, M., and K. Rock. "Dividend Policy under Asymmetric Information." *Journal of Finance* 40 (1985): 1031-1051.

Myers, Stewart C., and Nicholas S. Majluf. "Corporate Financing and Investment Decisions When Firms Have Information That Investors Do Not Have." *Journal of Financial Economics* 13.2 (1984): 187-221.

Novak, Bela, et al. "Irreversible cell-cycle transitions are due to systems-level feedback." *Nature Cell Biology* 9.7 (2007): 724-728.

Ou, Jane A., and Stephen H. Penman. "Financial statement analysis and the prediction of stock returns." *Journal of accounting and economics* 11.4 (1989): 295-329.

Piotroski, Joseph D. "Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers," *Journal of Accounting Research* 38. Supplement (2000): 1-41.

Poterba, James M., and Lawrence H. Summers. "Mean reversion in stock prices: Evidence and implications." *Journal of financial economics* 22.1 (1988): 27-59.

Saito, Yoshie. "The demand for accounting information: young NASDAQ listings versus S&P 500 NYSE listings." *Review of Quantitative Finance and Accounting* 38.2 (2012): 149-175.

Samuelson, P., "The "fallacy" of maximizing the geometric mean in long se-

quences of investing or gambling" *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 68, 10, (1971): 2493-2496.

Sloan, R. "Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? (Digest summary)." *Accounting review* 71.3 (1996): 289-315.

Sweeny, A. "Debt-Covenant Violations and Managers' Accounting Responses." *Journal of Accounting and Economics* 17 (1994): 281-308.

Vovk, Volodya. "Competitive on-line linear regression." *Advances in Neural Information Processing Systems* (1998): 364-370.

Vovk, Volodya, and Chris Watkins. "Universal portfolio selection." *Proceedings of the eleventh annual conference on Computational learning theory*. ACM, (1998).



## Effectiveness of F-SCORE on the Loser Following On-line Portfolio Strategy

Kyuhyong Kim\* (ChungAng University)  
Changwoo Lim\*\* (ChungAng University)  
Taegy Jeong\*\*\* (ChungAng University)  
Jiyun Jiang\*\*\*\* (ChungAng University)

### Abstract

This study picks up value stocks from Korean stock market and then apply F-SCORE of Piotroski(2000) to get winner group and loser group. For the two groups we get 10 years daily stock prices and apply six kinds of loser following on-line portfolio strategies. For each strategy, we calculate final returns and risk-return ratios and find that OLMAR and RMR strategies have superior performances than any other strategies. Specifically RMR strategy had superior performance when the two groups are added together than the groups are treated separately. This may imply that accounting information does not have long term effect as far as on-line portfolio strategy is concerned. On the other hand OLMAR-S strategy is appropriate for the whole group and winner group and OLMAR-E strategy is appropriate for the lose group only. General conclusion is that RMR strategy is the most appropriate strategy in Korean stock market as an on-line portfolio strategy.

Keywords : *F-SCORE, Lose following on line portfolio strategy, CWMR, PAMR, OLMAR, RMR*  
Article history : Received 4 April 2017, Revised 10 May 2017, Accepted 22 May 2017

\* Professor, College of Business and Economics, ChungAng University

\*\* Professor, College of Business and Economics, ChungAng University

\*\*\* Corresponding Author, Lecturer, College of Business and Economics, ChungAng University (E-mail : tgreen1004@naver.com)

\*\*\*\* The Graduate School of ChungAng University, Dept. International Trade & Logistics (E-mail : jiangjiyun125@gmail.com)