

한국 주식시장에서의 Piotroski의 FSCORE와 Mohanram의 GSCORE를 활용한 패자추종 실시간 포트폴리오 전략의 비교에 관한 연구*

김 규 형** (중앙대학교 경영경제학부 교수)

임 창 우*** (중앙대학교 경영경제학부 교수)

정 태 규**** (중앙대학교 경영경제학부 강사)

Abstract

가치주 집단에 대해서 Piotroski(2000)의 FSCORE 를 적용하여 매수주집단과 매도주집단을 구분해 내고 이들에 대해서 여러 가지 패자추종 실시간 포트폴리오 전략을 적용한 결과 RMR전략과 OLMAR전략이 여러 가지 지표에 비추어 볼 때 가장 좋은 성과를 보였다. 반면에 CWMR과 PAMR를 이용한 포트폴리오 전략은 RMR과 OLMAR보다 누적수익률이 상대적으로 낮았다. 이는 가치주의 경우에는 기계학습으로 그 패턴을 추정해 낼 수 있는 평균회귀과정이나 추세과정을 따르기 때문으로 보인다. 성장주집단에 대해서 Mohanram의 GSCORE를 적용하여 매수주집단과 매도주집단을 구분해내고 이들에 대해서 여러 가지 패자추종 실시간 포트폴리오 전략을 실행하였다. 그 결과 어떤 패자추종 전략도 최종 누적수익률에서 시장 수익률을 이기지 못하였다. 이는 성장주의 경우에는 기계학습으로는 그 패턴을 추정해낼 수 없는 임의 보행과정을 따르기 때문으로 보인다.

* 본 논문은 2018년 상반기 펀드평가3사(한국펀드평가, FnGuide, KG제로인)의 성균관대학교 자산운용연구센터(CAPM)연구비 지원으로 수행되었습니다.

주제어 : 패자추종전략, 실시간 포트폴리오, 기계학습, FSCORE, GSCORE, RMR(중위수회귀전략), OLMAR(온라인평균회귀전략), CWMR(확신가중평균회귀전략), PMAR(수동적평균회귀전략)

JEL 분류기호 : G11, G17

** 중앙대학교 경영경제대학 교수, 제1저자

*** 중앙대학교 경영경제대학 교수

**** 교신저자, 중앙대학교 경영경제대학 강사(E-mail : tgreen1004@naver.com)



[1] 서론

본 연구는 장부가-시장가 비율(book-to-market, BM)을 이용한 고BM투자전략과 저BM투자전략에 기계학습에 의한 여섯 가지의 전략을 가진 패자추종 실시간 포트폴리오전략을 적용함으로써 투자수익률 분포를 이동시킬 수 있는지 살펴보기 위한 실증분석이다. 지금까지 고BM투자전략이 투자수익률 분포를 오른쪽으로 이동시켜서 수익률이 증가한다는 연구가 많이 발표되었다. 그러나 이런 결과는 연구표본에 포함된 몇 개에 불과한 일부 종목들이 뛰어난 수익률을 보이기 때문에 나타나는 현상일 수 있다. 그렇기 때문에 장부가-시장가 비율(BM)을 이용한 투자전략은 그 유용성을 인정받지 못했다.

그런데 고BM주들 중에는 미래에 주가가 상승할 종목도 있지만, 주가가 하락할 종목도 있을 것이다. 다시 말하면 미래에 양(+)의 초과수익률을 기록할 종목(강한 종목)도 있지만, 음(-)의 초과수익률을 기록할 종목(약한 종목)도 있을 것이다.

만일 고BM종목들 중에서 강한 종목들과 약한 종목들을 구분할 수 있으면 장부가-시장가 비율을 이용한 투자전략이 개발될 수 있을 것이다. Piotroski (2000)는 이런 점에 착안하여 고BM종목들(가치주, value stocks) 중에서 강한 종목들을 골라낼 수 있는 선별모형을 개발하였다.

구체적으로 재무비율들을 이용하여 FSCORE라는 지표를 개발하였고, 그 지표에 의하여 가치주 중에서 강한 종목들(고FSCORE주)을 골라낸 결과, 1976-1996 기간 동안 연간수익률을 적어도 7.5% 향상시킬 수 있었고, 투자수익률 분포를 오른쪽으로 이동시킬 수 있었다.

또한 가치주 중에서 고FSCORE주를 바이엔홀드(buy and hold: BAH)하고 저FSCORE주를 공매도(short selling)하는 전략으로 연간수익률을 23.0% 향상시킬 수 있었다.

지금까지 살펴본 것처럼 고BM투자전략은 양의 초과수익률을 얻는다는 연구가 많이 발표되었는데 이는 성장주(growth stocks) 또는 미인주(glamour stocks)라고도 부르는 저BM주들의 경우, 평균적으로 음의 초과수익률을 얻는다는 것을 의미한다. 그렇기 때문에 저BM주들에 대한 연구는 그리 활발하지 않았다.¹⁾

고BM주(가치주)들 중에는 미래에 양의 초과수익률을 기록할 강한 종목도 있지만 음의 초과수익률을 기록할 약한 종목도 있는 것처럼, 저BM주(성장주)들 중에도 강한 종목도 있고, 약한 종목도 있을 것이다.

만일 성장주들 중에서 강한 종목들과 약한 종목들을 구분할 수 있으면 장부가-시장가 비율을 이용한 성장주 투자전략이 개발될 수 있을 것이다.

Mohanram(2005)은 이런 점에 착안하여 성장주 중에서 강한 종목들을 골라낼 수 있는 선별모형을 개발하였다. Mohanram은 재무비율들을 이용하여 GSCORE라는 지표를 개발하였고, 그 지표에 의하여 성장주 중에서 강한 종목(고GSCORE주)들과 약한 종목(저GSCORE주)들로 분류한 결과, 1978-2001 기간동안 연간수익률을 적어도 14.0% 향상시킬 수 있었고, 투자수익률 분포를 오른쪽으로 이동시킬 수 있었다. 또한 성장주 중에서 고GSCORE주를 바이엔홀드(buy and hold: BAH)하고 저GSCORE주를 공매도(short selling)하는 전략으로 연간수익률을 18.9% 향상시킬 수 있었다.

본 연구에서는 Piotroski의 접근법과 Mohanram의 접근법을 국내 주식시장에 적용하여 패자추종 실시간 포트폴리오전략의 효율성을 분석하고자 한다.

이를 위해서 첫 단계로 한국의 주식시장 상장법인들의 2005-2007년 재무제표를 사용하여 Piotroski의 FSCORE를 적용하여 가치주들을 선정하였다. 분석의 대상이 되는 가치주 집단은 48개의 주식으로 구성되었

1) Siegel(2014)에 따르면 기업의 펀더멘털에 비해 주가가 낮은 경우, 가치주(value stocks)라고 부르고, 기업의 펀더멘털에 비해 주가가 높은 경우, 성장주(growth stocks)라고 부른다. 실증분석에서는 기업의 펀더멘털을 일반적으로 PER, PBR(BM의 역수), PSR 또는 PCR로 대용한다.

는데, 그 중에서 매수주 집단은 26개의 주식, 매도주 집단은 22개의 주식으로 구성되었다. 그리고 성장주에는 Mohanram의 GSCORE를 적용하여 표본을 선정하였다. 분석의 대상이 되는 성장주 집단은 71개의 주식으로 구성되었는데, 그 중에서 매수주 포트폴리오는 35개의 주식, 매도주 포트폴리오는 36개의 주식으로 구성되었다. 그런 다음 각 포트폴리오에 대해서 2007년 4월 1일부터 2017년 9월 30일까지 10년간의 일별자료에 패자추종 실시간 포트폴리오 전략을 적용한 후, 승자가 될 것으로 예상하는 종목들(winners)을 바이엔홀드(buy and hold: BAH)하고 패자가 될 것으로 예상하는 종목들(losers)을 공매도(short selling)하는 투자전략을 사용하였다.

가치주 집단에 대해서 Piotroski(2000)의 FSCORE를 적용하여 매수주집단과 매도주집단을 구분해 내고 이들에 대해서 여러 가지 패자 추종실시간 포트폴리오 전략을 적용한 결과 RMR전략과 OLMAR전략이 여러 가지 지표에 비추어 볼 때 가장 좋은 성과를 보였다.

반면에 CWMR과 PAMR를 이용한 포트폴리오 전략은 RMR과 OLMAR보다 누적수익률이 상대적으로 낮았다.

성장주집단에 대해서 Mohanram의 GSCORE를 적용하여 매수주집단과 매도주 집단을 구분해내고 이들에 대해서 여러 가지 패자추종 실시간 포트폴리오 전략을 실행하였다. 그 결과 어떤 패자추종 전략도 최종 누적수익률에서 시장 수익률을 이기지 못하였다. 이는 성장주의 경우에는 기계학습으로는 그 패턴을 추정해 낼 수 없는 임의 보행과정을 따르기 때문으로 보인다.

II 장에서는 BM에 관한 선행연구와 Piotroski(2000)의 FSCORE 및 Mohanram(2005)의 GSCORE를 이용한 주식집단 구성방식을 설명한다. III장에서는 실시간 포트폴리오(Online Portfolio Selection) 전략에 대해서 설명한다. IV장에서는 표본과 포트폴리오 구성에 대하여 설명한다. V장에서는 분석결과를 제시한다. 마지막으로 VI장에서는 결론을 제시한다.

2 선행연구

2.1 BM 효과

BM효과는 투자론 분야에서 많은 연구가 수행된 내용으로 고BM기업들은 평균적으로 미래에 양의 초과수익률을 기록하고, 저BM기업들은 평균적으로 미래에 음의 초과수익률을 기록하는 것을 뜻한다. 그 동안의 연구결과, 가치주라고 불리는 고BM기업들은 뛰어난 수익률을 기록한 반면, 성장주 또는 미인주라고 불리는 저BM기업들은 실망스러운 수익률을 기록하는 것으로 나타났다(Rosenberg et al. 1984; Fama and French 1992; Lakonishok et al. 1994 등).

BM효과가 발생하는 원인에 대해 Fama & French(1992)는 BM이 기업의 재무적 어려움(financial distress)을 포착하는 변수이기 때문에 고BM기업들은 투자자들이 부담하는 위험에 대한 보상

으로 미래에 초과수익률을 얻는 것이라고 설명한다. 이 설명은 후속연구에서 입증되었다(Fama and French, 1995; Chen & Zhang 1998).

고BM기업과 저BM기업 사이에 BM효과가 발생하는 원인에 대한 두 번째 설명은 시장에서의 주가 산정의 오류(market mispricing)때문이라는 것이다. 고BM기업들은 실망스러운 실적 때문에 지나치게 비관적인 시장의 평가와 미래 성과에 대한 기대를 받게 되므로 주가가 저평가된다고 설명한다(Lakonishok, Shleifer, and Vishny 1994). 하지만 시간이 흐르면서 고BM기업들의 성과는 시장의 예상과 기대를 상회하여 주가가 올라가고 그 결과 높은 수익률을 기록한다는 것이다(La Porta et al. 1997).

그러나 BM효과는 투자전략으로는 유용하지 못했는데 고BM기업들중 일부는 일시적으로 재무적 어려



움을 겪고 있어서 시간이 흐르면서 어려움이 개선될 수 있지만, 다른 기업들은 겪고 있는 재무적 어려움이 일시적이 아니어서 시간이 흘러도 개선될 수 없기 때문이다. 이런 두 종류의 기업들을 구분하기 위한 방법으로 연구자들은 재무제표분석을 활용하였다. 재무제표분석에서는 과거의 재무자료에 근거하여 미래에 양의 초과수익률을 보일 것으로 예상되는 종목들(강한 종목들, winners)과 음의 초과수익률을 보일 것으로 예상되는 종목들(약한 종목들, losers)을 구분하려고 시도하였다. Piotroski(2000)는 고BM주(가치주)들 중에서 강한 종목들과 약한 종목들을 분류하여 초과수익률의 차이를 밝혀냄으로써 고BM주들을 대상으로 하는 연구에서 재무제표분석이 매우 유용함을 밝혀냈다.

그러나 재무제표분석이 저BM주(성장주)들을 대상으로 하는 연구에서도 유용할 것인가에 대해서는 회의적인 시각이 지배적이었다. 왜냐하면 투자자들은 지금까지의 성장추세가 미래에도 계속될 것이라고 믿고 현재의 펀더멘털을 단순히 미래로 연장하여 추정(naive extrapolation)하는 경향이 있기 때문이다(La Porta 1996; Dechow & Sloan 1997). 뿐만 아니라 투자자들이 기업들이 보수적으로 회계를 처리(conservative accounting)한다는 사실을 감안하지 않은 채 미래의 기업성과를 예측하는 경향이 있기 때문이다(Penman & Zhang 2002).

그런데 Mohanram(2005)의 분석 결과, 재무제표 분석이 저BM주(성장주, 미인주)들을 대상으로 하는 연구에서도 유용할 수 있다는 사실이 밝혀졌다. 그는 저BM주들을 대상으로 강한 종목들과 약한 종목들을 효과적으로 구분해낼 수 있었다. 지금부터 Piotroski와 Mohanram의 연구모형을 살펴보기로 한다.

2.2 Piotroski의 연구모형

Piotroski(2000)는 BM이 높은 기업들 중에서 강한 종목들과 약한 종목들을 구분할 수 있는 선별모형을 개발하였는데, 이 모형은 고BM기업들의 재무제표분석에 근거하여 크게 세 가지 기업특성이 고BM기업들

의 미래 초과수익률에 영향을 미친다는 사실을 밝혀내고 그 특성들을 이용하여 종목들을 분류할 수 있는 선별지표인 FSCORE를 개발하였다.

세 가지 기업특성은 수익성, 재무적 레버리지와 유동성, 운영효율성이다. 이 세 가지 특성을 대변해주는 9개의 재무변수를 선별한 다음, 각 재무변수가 향후 주식 가격과 수익 면에서 긍정적인 영향을 미칠 것으로 예상되는 경우에 1점을, 부정적인 영향이 예상되는 경우에는 0점을 부여하는 지시변수화 한 후, 9개의 재무변수에 부여된 개별 지시변수 점수들을 모두 더하여 FSCORE를 만들었다. Piotroski가 선별모형에 포함시킨 9개의 재무변수들에 대해서 자세히 살펴보자.

2.2.1 수익성

수익성에 관한 요인을 만들기 위하여 ROA, CFO, ΔROA, ACCRUAL 등의 4개 재무변수를 선택하였다. ROA는 당기 순이익을 기초 자산총계로 나누어 계산하였고, ROA가 0보다 크면 지시변수 F-ROA에 1을, 0보다 작으면 0으로 지정하였다. CFO는 당기 영업활동으로 인한 현금흐름을 기초 자산총계로 나누어 계산하였고, CFO가 0보다 크면 지시변수 F-CFO에 1을, 0보다 작으면 0을 지정하였다. ΔROA는 당기 ROA에서 전기 ROA를 차감 한 값으로, ΔROA가 0보다 크면 F-ΔROA에 1을, 0보다 작으면 0을 지정하였다.

순이익과 현금흐름의 관계에서 순이익이 영업활동으로 인한 현금흐름보다 크다는 것은 미래 수익성과 주가수익률에 부정적인 시그널일 뿐 아니라 이익조정을 하려는 유인이 크다 라할 수 있다(Sloan, 1996; Sweeney, 1994). 따라서 ACCRUAL이라는 변수를 이용하여 순이익과 현금흐름의 관계를 보완하였다. 당기(순이익 - 영업활동으로 인한 현금흐름)을 기초 자산총계로 나누어 ACCRUAL을 계산하였고 ACCRUAL이 0보다 작으면 F-ACCRUAL에 1을, 0보다 크면 1을 지정하였다..

2.2.2 레버리지와 유동성

자본구조의 변화에 따른 부채의 상환능력을 나타내

기 위하여 $\Delta LEVER$, $\Delta LIQUID$, EQ_OFFER 등 3개의 재무변수를 이용하였다. 대부분의 BM이 높은 기업들은 재무적으로 어려운 상태에 있으므로 레버리지 증가, 유동성 하락, 지분 증가를 통한 자본 조달은 재무적 위험에 대한 부정적인 시그널이라고 가정할 수 있다.(Myers and Majluf 1984; Miller and Rock 1985). $LEVER$ 은 당기 비유동부채를 기초 자산총계로 나누어 계산하였고, $\Delta LEVER$ 은 당기 $LEVER$ 에서 전기 $LEVER$ 을 가감한 값으로, 레버리지의 감소를 좋은 시그널로 해석하여 $\Delta LEVER$ 이 0보다 작으면 지시변수 $F-LEVER$ 에 1을, 0보다 크면 0을 지정하였다. $\Delta LIQUID$ 는 당기 유동비율에서 전기 유동비율을 가감한 값으로, 유동비율의 증가를 좋은 시그널로 보고 $\Delta LIQUID$ 가 0보다 크면 지시변수 $F-\Delta LIQUID$ 에 1을, 0보다 작으면 0을 지정하였다. 자본을 늘리기 위하여 주식을 새로 발행하지 않으면 EQ_OFFER 의 지시변수 $F-EQ_OFFER$ 에 1을, 신규 발행하면 0을 지정하였다. 기업이 주식을 신규 발행하는 것은 내부적으로 유보금을 확보하는 데 문제가 있다는 것 뿐 아니라 부채조달(debt financing)을 하는 것보다 지분조달(equity financing)을 하는 것이 더 경제적인 만큼 부채비율이 크고 금융비용이 높아졌음을 의미하는 부정적 시그널로 여겨지기 때문이다(Myers and Majluf 1984; Miller and Rock 1985).

2.2.3 운영효율성

마지막으로 운영효율성 요인을 알아보기 위하여 $\Delta MARGIN$ 과 $\Delta TURN$ 두 개의 재무변수를 이용하였다. $MARGIN$ 은 매출총이익을 매출총액으로 나눈 매출총이익률을 말하는데 $\Delta MARGIN$ 은 당기 $MARGIN$ 에서 전기 $MARGIN$ 을 가감한 값으로 매출총이익률의 증가는 좋은 시그널로 여겨지므로 $\Delta MARGIN$ 이 0보다 크면 지시변수 $F-MARGIN$ 에 1을, 0보다 작으면 0을 지정하였다. $TURN$ 은 당기 매출총액을 기초 자산총액으로 나눈 총자산회전율을 말하는데 $\Delta TURN$ 은 당기 $TURN$ 에서 전기 $TURN$ 을 가감한 값으로, 총자산회전율의 증가는 좋은 시그널로 여겨지므로 $\Delta TURN$ 이 0보다 크면 지시변수 $F-TURN$ 에

1을, 0보다 작으면 0을 부여하였다.

지금까지 설명한 아홉 개의 수를 합하여 $FSCORE$ 를 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$FSCORE = F-ROA + F-\Delta ROA + F-CFO + F-ACCRUAL + F-\Delta LEVER + F-\Delta LIQUID + F-EQ_OFFER + F-\Delta MARGIN + F-\Delta TURN$$

$FSCORE$ 는 해당 기업의 재무상태에 관한 신호들(signals)의 합계로 0과 9 사이의 값을 가지는데 기업이 얼마나 바람직한지를 보여주는 지표이다. 이것은 긍정적인 시그널들을 갖는 승자들(winners)을 부정적인 시그널들을 갖는 패자들(losers)로부터 골라내는 역할을 수행한다.

실증분석에서 Piotroski는 2단계로 종목을 선정하였다. 1단계에서는 상장기업들을 BM의 크기에 따라 10그룹으로 분류하였다. BM이 가장 큰 그룹에 속한 기업들(고BM기업들)만을 선정하였다. 그리고 2단계에서는 고BM기업들 중에서 $FSCORE$ 가 높은 기업들, 즉 9점 만점의 $FSCORE$ 가 9점 또는 8점인 기업들을 고 $FSCORE$ 기업으로 분류하였다. 그리고 고BM기업들 중에서 $FSCORE$ 가 낮은 기업들, 즉 9점 만점의 $FSCORE$ 가 0점 또는 1점인 기업들을 저 $FSCORE$ 기업으로 분류하였다. 고 $FSCORE$ 기업들은 바이엔홀드(buy and hold: BAH)대상이 저 $FSCORE$ 기업들은 공매도(shortselling)대상으로 삼았다.

Piotroski는 현재의 이러한 요인들이 미래의 이러한 요인들을 예측할 수 있다는 전제 하에 현재의 $FSCORE$ 가 미래에 일어날 성과 및 수익률과 긍정적인 양의 관계에 있을 것으로 예상하였다. 특히 아홉 개의 재무변수들에 근거한 종합점수인 $FSCORE$ 를 사용하는 의사결정이 9개의 재무변수 중에서 하나의 변수만을 사용하여 내리는 의사결정보다 더 우수할 것으로 예상하는 것이다.

2.3 Mohanram의 연구모형

앞에서 설명한 것처럼 Mohanram(2005)은 $GSCORE$ 라는 지표를 개발하여 저BM기업들 중에서



미래에 양의 시장조정 추가수익률을 보일 것으로 예상되는 기업들을 골라낼 수 있는 선별할 수 있는 모형(screening model)을 개발하였다. Mohanram (2005)은 저BM기업들 중에서 강한 종목들(winners)과 약한 종목들(losers)을 분류할 수 있는 선별모형(screening model)을 개발하였는데, 이 모형은 저BM기업들의 재무제표분석에 근거하여 크게 세 가지 기업특성이 저BM기업들의 미래 초과수익률에 영향을 미치는 것으로 밝혀내고, 그 특성들을 이용하여 종목들을 분류할 수 있는 선별지표인 GSCORE를 개발하였다.

세 가지 기업특성은 수익성, 단순 보외법(naive extrapolation)에 의한 추정, 회계보수성(accounting conservatism)이다. 이 세 가지 특성을 대변해주는 8개의 재무변수를 선별한 다음, 각 재무변수가 미래의 주식 가격과 수익성에 긍정적인 영향을 줄 것으로 기대하는 경우에 1점을, 부정적인 영향을 줄 것으로 예상하는 경우에 0점을, 지시변수화 한 후, 8개의 재무변수에 부여된 개별 지시변수 점수들을 모두 합산하여 GSCORE를 계산하였다. Mohanram이 선별모형에 포함시킨 9개의 재무변수들에 대해서 자세히 살펴보자.

2.3.1 수익성

수익성에 관한 요인을 알아보기 위하여 ROA와 영업현금흐름을 사용하여 계산한 ROA, Accruals 등 3개의 재무변수를 선택하였다. 첫 번째 변수는 총자산이익률(ROA)이다. 기업의 투자에 대한 수익률이 자본비용보다 크면 기업가치가 창출된다. ROA가 동종 산업 내 저BM기업들의 중위수보다 크다는 것은 그 기업이 미래에도 이익을 창출할 수 있을 것이라는 긍정적인 신호(signal)로 해석할 수 있다. 만일 특정기업의 ROA가 동종산업 내 저BM기업들의 ROA 중위수보다 큰 경우, 지시변수 G1의 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다. 두 번째 변수는 영업현금흐름을 사용하여 계산한 ROACFO이다. 현금흐름은 순이익보다 더 유용할 수 있다. 특히 시설이

나 무형자산에 큰 규모의 초기투자를 해야 하는 일부 업종의 경우, 사업초기에 큰 감가상각이나 감모상각을 해야 하므로 순이익은 저조할 수밖에 없기 때문이다. 그러므로 순이익을 이용하여 계산하는 전형적인 ROA 대신 영업현금흐름을 이용하여 계산하는 ROACFO를 사용하였다. ROACFO가 동종 산업에 속한 기업들의 중위수보다 크다는 건 그 기업이 미래에 현금흐름을 창출할 수 있을 것이라는 긍정적인 신호로 해석할 수 있다. 그러므로 만일 특정기업의 ROACFO가 동종 산업 내 저BM기업들의 ROACFO중위수보다 큰 경우, 지시변수 G2의 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다.

세 번째 변수는 발생액(Accruals)이다. Sloan(1996)에 따르면 이익에 있어서 발생액의 비중이 클수록 이익의 질이 하락하므로 미래의 성과가 저조해진다. 발생액은 영업활동으로 인한 현금흐름과 순이익의 차이로 측정하였다. 그러므로 만일 특정기업의 영업활동으로 인한 현금흐름이 순이익보다 큰 경우, 지시변수 G3의 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다.

2.3.2 단순 보외법(naive extrapolation)에 의한 추정

단순 보외법(naive extrapolation)에 의한 추정요인을 측정하기 위하여 이익변동성과 매출액성장 변동성 등 2개의 재무변수를 선택하였다. 네 번째 변수는 이익변동성이다. Barth et al.(1999)은 이익변동성이 상대적으로 낮은 기업들의 미래이익성과가 더 좋다는 것을 밝혀냈다. 기업의 이익변동성이 상대적으로 낮다는 것은 긍정적인 신호로 해석할 수 있다. 이익변동성의 대용치로 지난 4년간의 분기별 ROA를 이용하여 계산한 분산을 사용하였다. 만일 특정기업의 이익변동성이 동종산업 내 저BM기업들의 이익변동성 중위수보다 작은 경우, 지시변수 G4의 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다.

다섯 번째 변수는 매출액성장 변동성이다. Lakonishok et al.(1994)과 La Porta(1996), Dechow & Sloan(1997)이 단순 보외법(naive ex-

trapolation)으로 추정된 결과, 매출액성장 변동성이 상대적으로 낮은 기업들의 미래이익성고가 더 좋다는 것을 발견하였다. 따라서 기업의 매출액성장 변동성이 상대적으로 낮다는 것은 긍정적인 신호로 해석할 수 있다. 매출액성장 변동성의 대용치로 지난 4년간의 분기별 매출액 증가액(Q_t-Q_{t-4})자료 16개의 분산을 사용하였다. 만일 측정치가 계산 불가능한 경우, 그 자료를 표본에서 제거하지 않고 측정치의 값(G5)을 0으로 지정한 후 그 자료를 표본에 남겨두었다. 만일 특정기업의 매출액성장 변동성이 동종산업 내 저BM 기업들의 매출액성장 변동성 중위수보다 작은 경우, 지시변수 G5의 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다.

2.3.3 회계보수성(accounting conservatism)

회계보수성 요인을 측정하기 위하여 R&D 지출, 자본적 지출, 광고비 지출 등 3개의 재무변수를 선택하였다. 여섯 번째 변수는 R&D 지출이다. 현재의 R&D 지출이 많으면 미래의 성장이 더 빠를 것으로 예상할 수 있기 때문이다. R&D 지출은 당기의 R&D 지출을 기초의 자산총계로 나누어 계산하였다. 만일 특정기업의 R&D 지출이 동종산업 내 저BM기업들의 R&D 지출 중위수보다 큰 경우, 지시변수 G6의 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다.

일곱 번째 변수는 자본적 지출이다. 현재의 자본적 지출이 많으면 미래의 성장이 더 빠를 것으로 예상할 수 있기 때문이다. 자본적 지출은 당기의 자본적 지출을 기초의 자산총계로 나누어 표준화하였다. 만일 특정기업의 자본적 지출이 동종산업 내 저BM기업들의 자본적 지출 중위수보다 큰 경우, 지시변수 G7의 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다.

여덟 번째 변수는 광고비 지출이다. 현재의 광고비 지출이 많으면 미래의 성장이 더 빠를 것으로 예상할 수 있기 때문이다. 광고비 지출은 당기의 광고비 지출

을 기초의 자산총계로 나누어 표준화하였다. 만일 특정기업의 광고비 지출이 동종산업 내 저BM기업들의 광고비 지출 중위수보다 큰 경우, 지시변수 G8 값은 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우, 0을 부여하였다.

지금까지 살펴본 모든 지시변수들의 값, 즉 G1부터 G8까지의 값을 합쳐서 통합점수 GSCORE를 계산하였다.

$$GSCORE = G1 + G2 + G3 + G4 + G5 + G6 + G7 + G8$$

GSCORE는 기업이 얼마나 바람직한지를 보여주는 지표로 각 기업의 재무적 상태에 대한 시그널들의 합계이다. 각 지시변수가 0 또는 1의 값을 가지므로 GSCORE는 0과 8 사이에 놓인다. Mohanram은 GSCORE를 약한 종목들을 배제하고, 강한 종목들을 골라내기 위한 지표로 활용하였다.

실증분석에서 Mohanram은 2단계로 종목을 선정하였다. 1단계에서는 상장기업들을 BM에 따라 10그룹으로 분류하였다. BM이 가장 작은 그룹에 속한 기업들(저BM기업들)만을 선정하였다. 그리고 2단계에서는 저BM기업들 중에서 GSCORE가 높은 기업들, 즉 8점 만점의 FSCORE가 8점 또는 7점인 기업들을 고GSCORE기업으로 분류하였다. 그리고 저BM기업들 중에서 GSCORE가 낮은 기업들, 즉 8점 만점의 GSCORE가 0점 또는 1점인 기업들을 저FSCORE기업으로 분류하였다. 고FSCORE기업들은 바이엔홀드(buy and hold: BAH)대상이고, 저FSCORE기업들은 공매도(shortselling)대상이다.

Mohanram은 현재의 이러한 펀더멘탈한 요인들이 미래의 펀더멘탈한 요인들을 예측 가능하다는 가정 하에 현재의 GSCORE가 미래의 성과 및 수익률과 양의 관계에 있을 것으로 예상한다. 특히 8개의 재무변수들에 근거한 종합점수인 GSCORE를 사용하는 의사결정이 8개의 재무변수 중에서 하나의 변수만을 사용하여 내리는 의사결정보다 더 우수할 것으로 예상하는 것이다.



[3] 실시간 포트폴리오(Online Portfolio Selection)의 구성

실시간으로 포트폴리오를 만들려면 미래의 가격에 대한 예측을 우선 실행한 후에 이 가격을 바탕으로 새로운 포트폴리오를 구성하여야 한다. 근래에 기계학습(Machine Learning)에 의한 미래가격을 예측하고 이를 바탕으로 포트폴리오를 최적화하는 연구들이 많다.

본 연구에서 이용하는 각종 기본적인 전략과 기계학습(Machine Learning)을 이용한 패자추종 실시간 포트폴리오 전략에 대해서 알아보도록 한다.

3.1 벤치마크 포트폴리오

본 논문에서 소개하는 각종 포트폴리오전략의 성과를 평가하기 위해서는 성과를 비교할 수 있는 벤치마크가 필요하다. 실시간 포트폴리오전략을 측정하고 평가하는데 이용되는 벤치마크 전략은 3 가지가 있다. 첫째는 바이엔홀드(buy and hold) 전략, 둘째는 사후적 최고주식 전략, 셋째는 지속적인 재조정 전략이다. 이들에 대하여 각각 살펴보자.

3.1.1 바이엔홀드 전략

바이엔홀드(BAH) 전략은 포트폴리오의 성과를 측정 평가하는데 가장 근간이 되는 벤치마크 전략이다. 이 전략은 초기에 포트폴리오 b_1 을 만든 후에 이를 현금화하는 마지막 기간까지 포트폴리오를 유지하는 전략이다. 이에 따라서 마지막 현금화 시기의 포트폴리오 가치, S_n 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_n(BAH(b_1)) = b_1 \cdot \left(\prod_{t=1}^n x_t \right).$$

예를 들자면 m 개의 주식에 각각 $1/m$ 씩 투자하면 이 포트폴리오는 $b_1 = (\frac{1}{m}, \dots, \frac{1}{m})$ 가 된다. 이는 현금화 할 때까지 불변함을 의미한다. 이를 단일형태 바이엔홀드(uniform BAH) 전략이라고 하는데 이는

시장지수를 추종하는 전략이라고 할 수 있다.

3.1.2 최고 주식 전략(Best Stock Strategy)

이 전략은 사후적으로 실행 가능한 전략으로서 실제로는 가능하지 않고 단지 미래 어느 시점에 사후적으로 과거의 성과를 평가하는 지표로 이용되는 전략이다. 즉 사후에 현금화하는 시기에 보았을 때 최고 성과의 주식을 택하여 이 주식으로만 포트폴리오를 만드는 전략이다. 사후적으로 볼 때 최고 성과의 하나의 주식을 택하여 이 주식에 100% 투자하는 것으로 다음 식을 이용하여 이 주식을 선택한다.

$$b^\circ = \arg \max_{b \in \Delta_m} b \cdot \left(\prod_{t=1}^n x_t \right).$$

이의 결과로써 갖게 되는 최종적인 포트폴리오 가치는 다음과 같다.

$$S_n(Best) = \max_{b \in \Delta_m} b \cdot \left(\prod_{t=1}^n x_t \right) = S_n(BAH(b^\circ)).$$

3.1.3 일정비율 재조정 포트폴리오전략(Constant Rebalanced Portfolio)

세 번째의 벤치마크(Benchmark) 전략은 매 포트폴리오 매 투자 시점마다 투자의 비중을 동일하게 유지하는 일정비율 재조정 포트폴리오(CRP)전략이며, 표현식은 다음과 같다.

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

이렇게 매 기간마다 처음 시점과 일정하게 포트폴리오 투자 비중을 유지하면 n 기간 후의 누적되어진 포트폴리오 가치는 다음과 같이 표현할 수 있다.

예를 들자면 매 포트폴리오 조정 시점마다 각각의 주식에 대한 투자비중을 동일하게 유지하면 b 는 다음과 같이 정의되고 이를 일정비율 재조정 포트폴리오

(Uniform Constant Rebalanced Portfolio, UCRP)라고 한다.

$$S_n(CRP(\mathbf{b})) = \prod_{t=1}^n \mathbf{b}^\top \mathbf{x}_t.$$

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

CRP 전략을 이용하여 볼 때 사후적인 최적의 \mathbf{b} 는 볼록함수(convex function)이며 다음 식을 이용하여 해를 얻을 수 있다.

$$\mathbf{b}^* = \arg \max_{\mathbf{b} \in \Delta_m} \log S_n(CRP(\mathbf{b})) = \arg \max_{\mathbf{b} \in \Delta_m} \sum_{t=1}^n \log(\mathbf{b}^\top \mathbf{x}_t),$$

최고의 일정비율재조정 전략 (BCRP: Best Constant Rebalanced Portfolio)이라 함은 최적의 \mathbf{b}^* 를 갖는 경우의 CRP 전략이다. BCRP의 최종적으로 누적된 포트폴리오 가치와 그에 상응하는 지수성장률은 다음식과 같이 정의된다.

$$S_n(BCRP) = \max_{\mathbf{b} \in \Delta_m} S_n(CRP(\mathbf{b})) = S_n(CRP(\mathbf{b}^*)),$$

$$W_n(BCRP) = \frac{1}{n} \log S_n(BCRP) = \frac{1}{n} \log S_n(CRP(\mathbf{b}^*)).$$

BCRP 전략 역시 사후적으로 실행 가능한 전략이며 시장가격이 주어질 때만 실행 가능하다. Cover(1991)는 벤치마크(Benchmark)로 사용된 수익률 지표로서 BCRP의 수익률을 사용할 것을 제안하였다. 왜냐하면 BCRP 수익률이 최고 주식(Best Stock) 전략의 수익률, 개별 주식 수익률(Value Line Index)의 기하평균의 수익률, 다우존스(Dow Jones Index)지수를 구성하고 있는 주식들의 산술평균 또는 바이엔홀드(Buy and hold) 수익률 보다 모두 높기 때문이다.) 또한 BCRP는 가격의 순서를 바꾸어도 같은 수익률을 얻는 특징을 갖는다. 그래서 Cover(1991)는 BCRP를 벤치마크(Benchmark)로 이용할 것을 제안하였다.

앞에서 언급했듯이 Cover(1991) 이후 많은 연구자들이 승자추종 전략을 개발하였다. 그러나 이러한 전략들의 성과가 본 연구에서 소개하는 패자추종 전략보

다 성과 면에서 우수하지 못하다는 것이 실증적으로 밝혀짐으로써 승자추종 전략에 대한 연구는 지금은 거의 하지 않고 있다. 결과적으로 본고에서는 근래의 최신 연구 경향이라고 볼 수 있는 패자추종 전략만을 살펴보도록 한다.

3.2 패자추종 전략

BCRP 전략을 사용할 때 수익률의 경우에 i.i.d 를 가정한다. 그러나 실제 상황에서는 i.i.d 가정이 언제나 성립하지는 않는다. 실제 상황에서 i.i.d 가정이 작동하지 않는다면 승자추종전략의 수익률 성과가 좋을 수가 없다. 실제적인 현실에서의 주식의 가격은 이번기에 수익률 성과가 좋은 주식은 다음기에 수익률 성과가 좋지않아지고 이번기에 수익률 성과가 좋지 않은 주식은 다음기에는 수익률 성과가 좋아지는 패턴의 경향이 있다. (Bondt and Thaler 1985; Poterba and Summers 1988; Lo and MacKinlay 1990).

즉 주식 가격은 i.i.d 라기 보다 평균으로 회귀하려는 현상을 보이는 것이다. 이것을 반영하여 주식 가격이 평균으로 회귀하려는 현상이 있음을 가정하면 이번기에 주가 수익률 성과가 좋은 주식은 다음기에 주식 수익률 성과가 좋지 않을 것이고 이번기에 주식 수익률 성과가 좋지 않은 주식은 다음기에 주식 수익률 성과를 좋게 예측할 수 있다. 따라서 이번기에 주식 수익률 성과가 좋게 나온 주식의 투자 비중은 줄이고 주식 수익률 성과가 좋지 않은 주식 투자의 비중을 늘린다면 우월한 효과적인 전략이 될 것이다. 이렇듯이 이번기의 주식 수익률 승자 주식에 대한 투자 비중을 줄이고 패자 주식에 대한 투자의 비중을 늘리는 전략을 패자추종전략이라고 부른다.

패자추종전략에는 다음과 전략들이 있다. 역상관계(Anti-Correlation)전략, 수동적 평균회귀(Passive Aggressive Mean Reversion)전략, 확신가중평균회귀(Confidence Weighted Mean Reversion)전략, 온라인 이동평균회귀(Online Moving Average Reversion)전략, 그리고 중위수 회귀(Robust

2) 본 논문에서도 BCRP를 벤치마크로 사용하여 성과를 평가한다.



Median Reversion)이러한 5개의 전략에 대해서 각각 보기로 하자.

3.2.1 역상관관계(Anti-Correlation)전략

패자추종전략 중에서 가장 먼저 소개된 것은 Borodin et al.[2003,2004]의 역상관관계(Anti-Correlation) 전략이 있다. 이것은 주가가 평균회귀를 따른다는 가정을 한다. 그래서 교차상관관계는 양의 값

$$y_1 = \log(x_{t-2w+1}^t) \text{ and } y_2 = \log(x_{t-w+1}^t)$$

을 갖고 자기상관관계는 음의 값을 갖는 다고 전제하여 역상관관계(Anti-Correlation) 전략을 제시하였다. 먼저 아래 식에 의하여 상대가격에 대하여 첫번째 윈도우(Window)와 두번째 윈도우(Window)의 상대가격 행렬에 대한 로그값을 구한다. $(W \times m)$ $(W \times m)$ 여기에서 x_{t-w-1}^t 는 $t-w-1$ 시점에서부터 t 시점까지의 상대가격행렬($W \times m$)이며 m 은 포트폴리오를 만들기 위해 구성하는 해당 주식의 수이고 W 는 상관계수들을 얻는 윈도우(Window)의 사이즈로써 외부에서 주어진다. 먼저 행렬 y_1 과 y_2 가 주어지게 되면 y_1 과 y_2 사이의 교차 상관계수 행렬은 다음 식을 이용하여 구하면 된다.

$$M_{cov}(i, j) = \frac{1}{w-1} (y_{1,i} - \bar{y}_1)^T (y_{2,j} - \bar{y}_2)$$

$$M_{cor}(i, j) = \begin{cases} \frac{M_{cov}(i, j)}{\sigma_1(i) \cdot \sigma_2(j)} & \sigma_1(i), \sigma_2(j) \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기에서 보면 주식 i 는 첫번째 윈도우(Window)에 속한 주식이고 주식 j 는 두번째 윈도우에 속한 주식이다. 이렇게 하여 교차 상관계수행렬이 구하여지면 다음단계로써 평균회귀에 바탕으로 한 트레이딩(Trading) 전략에 따라서 투자의 비중을 조절하면 된다.

첫 번째 윈도우(Window)에 속한 주식 i 로부터 두 번째 윈도우에 속한 주식 j 으로의 투자 대상의 이전이 $claim_{i \rightarrow j}$ 로 표시하기로 하자. 투자 대상의 이전이 이뤄지는 경우는 $\bar{y}_2(i) > \bar{y}_2(j)$ 이고 $M_{corr}(i, j) > 0$ 의

조건이 일치하게 하는 경우로써 $claim_{i \rightarrow j} = M_{corr}(i, j) + A(i) + A(j)$ 이 된다. 여기에서 다시 $A(h) = M_{corr}(h, h) < 0$ 일때의 $|M_{corr}(h, h)|$ 이 된다. 이렇게 $claim_{i \rightarrow j}$ 이 구하여서 주어지면 다음 식에 의해서 다음 기의 포트폴리오의 구성벡터, $b_{t+1}(i)$ 을 구하면 된다.

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

여기에서 $transfer_{i \rightarrow j} = b_t(i) \cdot claim_{i \rightarrow j} / \sum_j claim_{i \rightarrow j}$ 이 된다.

역상관관계(Anti-Correlation)에서 가장 핵심적인 변수는 윈도우(Window)의 크기를 나타내는 w 를 어느 정도 기간으로 할 것인가이다. 사후적으로는 가장 높은 성과의 수익률을 얻는 윈도우(Window)의 사이즈를 구할 수 있으나 사전적으로는 임의로 정할 수 밖에 없다. 이런 경우에 많은 경험이 바탕된 학습으로 알 수도 있겠지만 그 변동폭이 많이 큰 경우에는 많은 경험에 바탕한 학습 정보가 있다고 해도 꼭 최선의 윈도우(Window) 사이즈를 정할 수 있다는 보장이 없기 때문이다.

역상관관계(Anti-Correlation)는 앞에서 알아 본 것과 같이 임의의 윈도우(Window) 사이즈를 정하여야 하며, 상관관계를 사용하는 것 역시 임의적임을 알 수 있다. 이는 평균회귀의 회귀하는 특성을 충분히 반영하지 못하였음을 보여준다고 할 수 있다. 그럼에도 불구하고 역상관관계(Anti-Correlation)가 발표된 2003년 당시에는 실증적인 결과가 가장 우수한 방법론이었다.

3.2.2 수동적 평균회귀전략(Passive Aggressive Mean Reversion: PAMR)

PAMR의 핵심적인 아이디어는 다음과 같다. 만약 직전 투자 기간의 수익률이 임계치(threshold)보다 크다면 다음 기간에서는 수익률이 음의 방향으로 나올 것이라고 예상한다. 그러므로 직전 기간에 상승했던 사이즈에 비례해서 투자의 비중을 줄인다. 그러나 직전 투자 기간의 수익률이 임계치보다 작으면 다음

투자 기간에는 수익률이 0이 나올 것으로 예상하여 투자의 비중을 직전 투자 기간과 같게 유지한다. 이에 대하여 자세히 설명키 위해 손실함수에 대해서 알아보도록 보자.

$$\ell_{\epsilon}(\mathbf{b}; \mathbf{x}_t) = \begin{cases} 0 & \mathbf{b} \cdot \mathbf{x}_t \leq \epsilon \\ \mathbf{b} \cdot \mathbf{x}_t - \epsilon & \text{otherwise} \end{cases},$$

여기에서 $0 \leq \epsilon \leq 1$ 은 외부로부터 주어지는 민감도 파라미터로써 평균으로 회귀하는 임계치(Threshold)를 통제하는 값이다. 만약 손실 함수가 '0'이면 직전 투자기간의 포트폴리오를 동일하게 유지하고, 손실함수가 양의 값을 나타내면 손실함수가 '0'이 되게 포트폴리오를 능동적으로 다시 조정한다. 결론적으로 PAMR은 다음 투자 기간의 포트폴리오를 다음 투자 기간의 최적화 문제를 풀음으로써 얻을 수 있다.

$$\mathbf{b}_{t+1} = \arg \min_{\mathbf{b} \in \Delta_m} \frac{1}{2} \|\mathbf{b} - \mathbf{b}_t\|^2 \quad \text{s.t.} \quad \ell_{\epsilon}(\mathbf{b}; \mathbf{x}_t) = 0.$$

위의 최적화 문제를 풀어 보면, 다음 식에 따라서 새로운 포트폴리오로 재조정하면 된다. (Li et al. 2012, Proposition 1).

$$\mathbf{b}_{t+1} = \mathbf{b}_t - \tau_t (\mathbf{x}_t - \bar{x}_t \mathbf{1}),$$

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

위 식에 따르자면, 평균수익률보다 높은 성과의 수익률을 얻게 되는 주식 경우에는 투자 비중을 줄이고, 평균수익률보다 낮은 수익률을 얻게 되는 주식 경우에는 투자 비중이 높이는 것이다.³⁾ 특정 경우에는 투자의 비중이 음의 값을 갖게 되는 경우도 있으므로 이를 감안하여 투자의 비중을 결정하는 simplex projection step(Duchi et al. 2008)을 거치게 된다.

역상관관계(Anti-Correlation) 경우와 같이 PAMR

도 이론적인 배경이 약한 편임에도 불구하고, PAMR이 발표되었던 2012년에는 개발된 다른 알고리즘보다 가장 좋은 성과를 보여 주었다. PAMR의 단점이 있는데 다음 투자 기간에서 평균으로의 회귀하는 현상이 존재하지 않으면, 투자 리스크 관리의 측면에서 투자의 성과가 매우 나쁠 수도 있다. Borodin et al.(2003, 2004)과 Li et al.(2012)은 DJIA에 이 방법을 적용할 때 실증적으로 성과가 매우 나쁜 것을 보여줬기 때문이다.

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

Li et al. (2011b)은 기존의 포트폴리오 비중의 평균과 더불어 분산도 사용하여 새로운 포트폴리오 비중을 계산 가능한 확신가중 평균회귀전략(CWMR)을 제시하였다. 기본적인 아이디어는 포트폴리오 벡터 \mathbf{b} 가 자체적으로 다변량 정규분포(평균벡터 $\mu \in \mathbb{R}^m$ 과 비대각항의 경우 모두가 제로(Zero)인 분산-공분산 행렬 $\Sigma^2 \in \mathbb{R}^{m \times m}$)를 이루고 있다고 전제한다.⁴⁾

이에 따라 새로운 정보가 입력될 때마다 평균과 분산을 업데이트하여 $\mathbf{b}_t \in \mathcal{N}(\mu_t, \Sigma^2_t)$ 를 얻고, t 시점에서 사용 가능한 모든 정보를 이용하여 \mathbf{b}_{t+1} 을 구하게 된다. 다시 말해서 다음 투자 기간의 포트폴리오의 비중을 현재 투자기간의 수익률 벡터에 적용하여 수익률 $(\mu \cdot \mathbf{x}_t)$ 이 ϵ 보다 작을 확률이 어떤 특정한 임계점(θ)보다 크게 되면 포트폴리오 변화를 주지 않으며⁵⁾ 어떤 임계점보다 작으면 포트폴리오에 변화를 준다. 이에 따른 최적화를 위한 문제는 다음 식으로 정의될 수 있다.⁶⁾

$$(\mu_{t+1}, \Sigma_{t+1}) = \arg \min_{\mu \in \Delta_m, \Sigma} D_{KL}(\mathcal{N}(\mu, \Sigma) \parallel \mathcal{N}(\mu_t, \Sigma_t))$$

$$\text{s.t.} \quad \Pr[\mu \cdot \mathbf{x}_t \leq \epsilon] \geq \theta.$$

3) PAMR은 적응 승수 만 빼면 Lo and MacKinlay(1990)의 return-based contrarian 전략과 매우 비슷하다

4) 평균은 투자비중의 평균값이고 대각공분산행렬은 투자비중 평균값에 대해서 갖는 신뢰를 의미한다. 따라서 분산값이 클수록 신뢰수준이 낮고, 작을수록 신뢰수준이 높다.

5) Kullback-Leibler 발산의 관점에서 포트폴리오의 변화를 최소화한다.

6) 식()에서 DKL 은Kullback-Leibler divergence를 의미한다.



이러한 문제를 최적화 하기 위해, Li et al. (2013)은 2가지 방법을 이용하여 변환하였다. 첫 번째로 최적화 하기 위한 문제(Li et al. 2013, Eq. (3))는 아래와 같다.

$$(\mu_{t+1}, \Sigma_{t+1}) = \arg \min \frac{1}{2} \left(\log \left(\frac{\det \Sigma_t}{\det \Sigma} \right) + \text{Tr}(\Sigma_t^{-1} \Sigma) + (\mu_t - \mu)^\top \Sigma_t^{-1} (\mu_t - \mu) \right)$$

s. t. $\epsilon - \mu^\top \mathbf{x}_t \geq \phi \mathbf{x}_t^\top \Sigma \mathbf{x}_t$
 $\mu^\top \mathbf{1} = 1, \quad \mu \geq 0.$

이를 통하여 최적화 문제를 풀어 보면 아래와 같은 해를 갖는다.⁷⁾(Li et al. 2013, Proposition 4.1).

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

$$\Sigma_{t+1}^{-1} = \Sigma_t^{-1} + 2\lambda_{t+1} \phi \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^\top;$$

이식에서 λ_{t+1} 은 라그랑지안 승수 (Li et al. [2013] Equation [11]) 이고,

$\bar{x}_t = \frac{\mathbf{1}^\top \Sigma_t \mathbf{x}_t}{\mathbf{1}^\top \Sigma_t \mathbf{1}}$ 는 신뢰가중 상대가격의 평균(confidence weighted price relative average)을 나타내는 것이다. 앞의 식에서 알 수 있는 것은 평균으로 회귀를 사용하여 트레이딩(Trading)을 실행한 것이며, 포트폴리오 벡터의 1차와 2차의 모멘트를 사용하는 것을 알 수 있다.

Crammer et al.(2008)의 주장에 의하면 Σ 가 양반정치행렬(positive semi definite)이기 때문에 이것을 다시 분해할 수 있다. 이를 식으로 표현하면 Σ 의 고유치 $(\lambda_1, \dots, \lambda_m)$ 와 직교정규행렬 Q 가 주어지게 되면, $\Sigma = \mathbf{Y}^2$ 을 충족하는

$\mathbf{Y} = Q \text{diag} \left(\lambda_1^{\frac{1}{2}}, \dots, \lambda_m^{\frac{1}{2}} \right) Q'$ 를 얻게 되고 γ 역시 양반정치행렬이 된다. 이 경우의 문제를 최적화 하려면 다음 식으로 정의된다.

$$(\mu_{t+1}, \mathbf{Y}_{t+1}) = \underset{\mu, \mathbf{Y}}{\text{argmin}} \frac{1}{2}$$

$$\left(\log \left(\frac{\det \mathbf{Y}_t^2}{\det \mathbf{Y}^2} \right) + \text{Tr}(\mathbf{Y}_t^{-2} \mathbf{Y}^2) \right) + \frac{1}{2} ((\mu_t - \mu)^\top \mathbf{Y}_t^{-2} (\mu_t - \mu))$$

$\mu \cdot \mathbf{1} = 1, \quad \mu \geq 0, \quad \epsilon - \log(\mu \cdot \mathbf{x}_t) \geq \phi \|\mathbf{Y} \cdot \mathbf{x}_t\|.$

일 때 이것을 최적화 하면 아래와 같은 해를 갖게 된다(Li et al. 2013, Proposition 4.2).⁸⁾

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

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

여기서 $V_t = x_t' \Sigma_t x_t$ 라고 할 때

$$\sqrt{U_t} = \frac{-\lambda_{t+1} V_t \phi + \sqrt{\lambda_{t+1}^2 V_t^2 \phi^2 + 4V_t}}{2}$$

는 각각 t 일과 t+1 일의 분산을 나타낸다. λ_{t+1} 은 라그랑지안 승수 이고 t 번째 상대가격의 신뢰가중 평균 \bar{x}_t 는 다음과 같다.

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

Anticorrelation, PMAR와 같이 CWMR도 평균으로의 회귀하는 특성을 사용한다. CWMR가 알려졌을 때 당시에는 평균만을 사용한 PAMR보다 성과가 더 좋은 전략으로 여겨졌다. 그럼에도 불구하고 CWMR도 단일 기간에 평균으로 회귀하는 특성을 사용함에 따라서 단일 기간 평균으로의 회귀하려는 특성을 보이지 않는 데이터를 이용할 때에는 꼭 성과가 좋다는 보장이 없는데, PAMR에서 언급한 것과 동일 선상에 있다고 할 수 있다..

3.2.4 온라인 이동 평균 회귀 전략(Online Moving Average Reversion)

이전 장에서 보았듯이 PAMR과 CWMR은 단일

7) 본 논문에서는 이를 CWMR-variance 라고 한다.
 8) 본 논문에서는 이를 CWMR-stdev라고 한다.

기간 동안 평균으로 회귀하는 것을 전제로 인하여 현실적인 데이터를 사용하면 좋은 성과를 내지 못함이 실증적으로 관찰된다.

이에 Li et Hoi(2012)는 온라인 이동평균회귀(Online Moving Average Reversion: OLMAR)라고 불리는 다중 기간의 평균으로 회귀하는 현상을 사용한 실시간 포트폴리오를 제시 하였는데 살펴보도록 하자.

PAMR과 CWMR을 살펴 보면 목시적으로 $\hat{p}_{t+1} = p_{t-1}$ 을 전제한다. 이는 날마다 가격이 극단적인 변화를 갖는다는 것을 전제 하는 것이다. 그러나 현실적인 데이터를 보면 이런 극단적인 전제를 따르지는 않는다. 이는 투자 성과 면에서 좋지 않음을 관찰할 수 있다.

이러한 단점을 보완하기 위하여 Li et al.(2012)는 새로운 방법을 제시 하였다. 이는 다중 기간의 이동평균과 평균 회귀를 사용한 것인데, 이를 다중 기간 평균 회귀 라고 한다.

이는 처음에 가격 p_t 벡터와 윈도우의 크기 w 가 주어질 시에 이동평균, $MA_t = \frac{1}{w} \sum_{i=t-w+1}^t p_i$ 을 사용하여 다음 기간의 상대적인 수익률을 예측하는 것이다. 그러면 이후 다음 기간의 상대적 가격[Li and Hoi 2012, Eq. (1)]은 아래와 같이 표현할 수 있다.

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

여기에서 \odot 는 원소 사이의 곱을 말한다. 이때 윈도우 사이즈를 크게 하면 과거의 가격을 모두 반영할 수도 있다. 그러나 실증분석의 결과따르면 윈도우 사이즈가 크게 될수록 투자 성과는 하락하게 된다. (B.Li et al.(2015)) 윈도우 사이즈별이 아니고 전체 모든 자료를 고려하면 이동평균은 아래 식으로부터 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} EMA(\alpha) &= \alpha p_t + (1 - \alpha) EMA_{t-1}(\alpha) \\ &= \alpha p_t + (1 - \alpha) \alpha p_{t-1} + (1 - \alpha)^2 \alpha p_{t-2} \\ &+ \dots + (1 - \alpha)^{t-1} p_1 \end{aligned}$$

여기에서 $\alpha \in (0,1)$ 는 소멸지수(decaying factor)이며, $EMA(\alpha)$ 를 사용하여, 다음 기간의 상대적 가격은 아래 식을 이용하여 구한다.

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

어떤 방법을 사용하더라도 먼저 $\hat{x}_{t+1}(w)$ 가 구하여 지면 PAMR 또는 CWMR을 대하여 적용한다. Li and Hoi(2012)는 여기서 PAMR을 적용한 것을 온라인 이동평균회귀 (online moving average reversion: OLMAR)라고 명명 하였다.⁹⁾ 다시 말하자면 PAMR에서 살펴보았듯이 아래 식을 사용하여 b_{t+1} 을 구한다.

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

PAMR과 차이점은 이동평균을 사용하여서 다음 기간의 상대적 수익률을 예측하고 이를 바탕으로 하여 포트폴리오의 구성을 만드는 방법이다. 또한 성과 면에서 PAMR보다 좋다. OLMAR가 알려진 시점인 2012년에는 어떤 다른 알고리즘 보다 좋은 성과를 보여주었다. 또한 PAMR과 CWMR이 성과를 내지 못한 데이터의 집합에서도 가장 좋은 성과를 얻었다.

3.2.5 중위수 회귀전략 (Robust Median Reversion)

앞에서 보인 전략들은 데이터에 있는 노이즈와 이상치(outliers)를 모두 사용하였기에 예측을 위한 추정 값이 왜곡되어 반영될 가능성이 매우 높다하고 할 수 있다. 다시 말해서 예측된 상대적 수익률이 영향을 받아서 포트폴리오의 성과에 부정적인 영향을 미칠 가능성이 있다. 이들 노이즈와 이상치가 미치는 영향을 없애기 위하여 Huang(2013)가 새로운 시도를 하였는데, 중위수 회귀전략(Robust Median Reversion: RMR)이라고 부른다.

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



RMR의 바탕이 된 기본 전제는 t 시점에서의 L_1 중위수¹⁰⁾ 추정치 $\hat{\mu}_{t+1} = L_{1med\ t+1}(w) = \mu_{t+1}$ 를 아래 식을 사용하여 구한다. 여기에서 w 는 윈도우 사이즈이고 μ_{t+1} 는 아래 식에 의해서 구한다(Weber 1929, Fermat-Weber 문제).

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

단, $||\cdot||$ 는 유클리드 거리이다.

다시 말하자면 $L_1 - median$ 은 k 개의 가격 벡터가 주어질 시에, 유클리드 거리의 합이 최소가 되는 지점을 말한다. 앞의 경우에서 데이터들이 선형적인 종속이 아니라면 단일 해를 갖는다. 그러므로 $L_1 - median$ 을 사용하여 기대할 수 있는 상대적 가격은 다음과 같아진다.

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

먼저 t+1 시점의 가격의 추정치가 정해지면 RMR은 PAMR 또는 OLMAR(Li and Hoi(2012))에서와 같은 방법으로 포트폴리오를 만든다. 다시 말해서 아래 식을 최적화하는 것을 말한다.

$$b_{t+1} = \operatorname{argmin}_{b \in \Delta^2} \frac{1}{2} ||b - b_t||^2$$

$b \cdot \hat{x}_t \geq \epsilon$ 일 때

RMR은 거의 모든 데이터 집합을 대상으로 실증적으로 다른 어떤 알고리즘들보다 성과를 보여주었다.

3.2.6 포트폴리오전략의 성과 평가

실시간 포트폴리오의 투자 성과를 측정하는 최우선 기준은 최종적으로 누적된 수익률이다. 최초의 부의 사이즈를 1 로 지정($S_0 = 1$) 하면 S_n 이 최종적인

누적된 부의 사이즈가 된다. 당연히 S_n 이 크면 클수록 더 우월한 전략이라 할 수 있다.¹¹⁾ 성과를 평가하는 다른 기준으로 연간 비율을 적용한 연수익률(APY)은 n일의 거래에 해당하는 연의 수를 y라고 하면 ($APY = \sqrt[y]{S_n} - 1$)을 사용하여 구할 수 있다. 여기서 S_n 이 클수록 APY도 당연히 크므로 같은 기준으로 사용할 수 있다.

실시간 포트폴리오는 매일 포트폴리오를 바꿔주는 과정이 있어야 하므로 변동성에 대한 위험과 위험 대비한 수익률(Sharpe(1963,1994))을 측정하고 평가하는 과정이 꼭 필요하다. 변동성위험(σ)은 일별 수익률의 변동성을 연율화하여 계산하여 구하고 위험 조정 수익률은 샤프비율(Sharpe's ratio)을 연율화하여 구한다.

다시 말하자면, 샤프비율은 무위험이자율 R_f 가 주어지면 $SR = \frac{APY - R_f}{\sigma}$ 에 의해서 계산한다. 샤프비율이 높으면 높을수록 변동성과 관련된 트레이딩 전략의 성과가 더 우월한 것으로 판단한다.

감소율(draw down)이라는 개념은 실제로 현실적으로 자주 사용되는 데(Magdon-Ismail and Atiya (2004)), 이는 현재 누적된 수익률이 과거에 최대로 누적된 수익률 대비해서 얼마나 감소해졌는가를 측정한다.

각 시점에서의 누적된 수익률 시리즈 $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 가 주어지면, t 시점의 축소율은 $DD(t) = \max[0, \max_{i \in (0,n)} S_{(i)} - S_t]$ 가 된다. Maximum Draw Down(MDD)은 이들 중에서 최고값으로써 $MDD(n) = \max_{i \in (0,n)} [DD(t)]$ 로 정의된다. 이것은 실시간 포트폴리오 전략의 하방 위험을 측정하고 평가하는 좋은 방법론이다. 여기에서 MDD의 측정치가 작을수록 하방위험은 줄어들게 된다.

칼마비율(Calmar Ratio)는 $CR = \frac{APY}{MDD}$ 이며 위에서 설명한 MDD의 정의에 따라 최대로 감소한 비율 대비

10) 여기서 중위수 추정치는 w개의 과거 가격으로부터 구하는 다변량 추정치를 의미한다. 통계학에서는 w 개의 과거자료로부터 구하므로 공간중위수(spatial median)이라고 하기도 한다.
 11) 최종부의 크기가 클수록 좋은 전략이라는 관점은 일반적으로 위험을 고려하지 않는다는 관점에서 수많은 경제학자들로부터 비판을 받는다.

연간 수익률로 표현된다. 다시 말해서, APY가 크면 클수록, 반면에 MDD가 작으면 작을수록 위험대비 성과가 좋다고 정의할 수 있다.

여기에서 해당 전략의 성과가 우연한 운에 기인하여 얻을 수 있는 경우도 발생할 수 있기 때문에 이를 검증하기 위하여 (Grinold and Kahn (1999)) 포트폴리오의 수익률을 벤치마크와 관련 되어진 수익률과 벤치마크 수익률과 관련이 없는 수익률로 나누어 준다.

이런 과정을 위하여 종속 변수로서 포트폴리오의

일별 초과 수익률을, 독립변수로서 벤치마크의 초과 수익률을 사용한 1차 회귀식을 구한다. 다시 말해서 포트폴리오의 일별 수익률 s_t 와 무위험 자산의 일별 수익률 $s_t(F)$, 또한 시장지수의 일별수익률 $s_t(B)$ 가 주어지면 $(s_t - s_t(F) = \alpha + \beta(s_t(B) - s_t(F)) + \epsilon$ 에 따라서 α 값이 통계적으로 유의한지를 검정한다. 통계적으로 α 가 유의하고 양의 값을 보인다면 실시간 포트폴리오 전략이 신뢰성 측면에서 매우 높은 것으로 간주할 수 있다.

4 표본 및 포트폴리오 구성

본 논문에서는 Kis-Value 데이터베이스가 갖고 있는 비금융 상장기업 자료를 이용하여 Piotroski의 FSCORE와 Mohanram의 GSCORE를 계산하는 방식으로 연구표본을 선정하였다. 우선 Piotroski의 선정과정을 살펴보자. 1단계에서는 BM비율이 높은 고BM기업들을 구별하여 선정하기 위해서 Kis-Value 데이터베이스에 갖고 있는 비금융 상장기업들 전체를 BM을 기준으로 10개의 집단으로 구분한 후에, 그것들 중에서 상위 10%에 해당하는 기업들을 고BM기업으로 분류해냈다.¹²⁾ 2단계에서는 2005년부터 2007년까지의 재무자료를 이용하여 개별 표본의 FSCORE를 계산한 후, 그 지표를 이용하여 승자와 패자를 분류하였다. 고BM기업들 중에서 FSCORE가 높은 기업들, 즉 9점 만점의 FSCORE가 9점 또는 8점인 기업들을 고FSCORE기업으로써 분류하였다. 그리고 고BM기업들 중에서 FSCORE가 낮은 기업들, 즉 FSCORE가 0점 또는 1점인 기업들을 저FSCORE기업으로 분류하였다. 고FSCORE기업들을 바이엔홀드(buy and hold: BAH) 대상으로 분류하고, 저FSCORE기업들을 공매도(shortselling) 대상으로 분류하였다.

다음으로 Mohanram의 선정과정을 살펴보자. 1

단계에서는 BM비율이 낮은 저BM기업들을 구분하기 위해서 Kis-Value 데이터베이스가 갖고 있는 비금융 상장기업들 전체를 BM을 기준으로 10개의 집단으로 구분한 후에, 그것들 중에서 하위 10%에 해당하는 기업들을 저BM기업으로써 분류해냈다.¹³⁾ 2단계에서는 2005년부터 2007년까지의 재무자료를 이용하여 개별 표본의 GSCORE를 계산한 후 그 지표를 이용하여 승자와 패자를 분류하였다. 저BM기업들 중에서 GSCORE가 높은 기업들, 즉 8점 만점의 GSCORE가 8점 또는 7점인 기업들을 고GSCORE기업으로 분류하였다. 그리고 저BM기업들 중에서 GSCORE가 낮은 기업들, 즉 GSCORE가 0점 또는 1점인 기업들을 저GSCORE기업으로 분류하였다. 고GSCORE기업들을 바이엔홀드(buy and hold: BAH) 대상으로 분류하고, 저GSCORE기업들을 공매도(shortselling)대상으로 분류하였다.

이렇게 각각 FSCORE와 GSCORE를 이용해서 승자그룹과 패자그룹을 구분한 다음 각각의 그룹에 대해서 앞서 설명한 패자추종 실시간 포트폴리오를 10년 동안 유지하면서 이에 따른 성과를 관찰해본다.

앞서 설명한 FSCORE를 이용해서 가치주집단을 분

12) 포트폴리오를 구성하고 있는 주식의 리스트는 독자들이 요구하면 제공할 수 있다.

13) 포트폴리오를 구성하고 있는 주식의 리스트는 독자들이 요구하면 제공할 수 있다.



석한 결과 전체 가치주 집단은 48개의 주식으로 구성되었고, 그중에서 매수주 포트폴리오는 26개의 주식으로 반면에 매도주 포트폴리오는 22개의 주식으로 구성되었다. 그리고 GSCORE를 이용해서 성장주 집단을 분석한 결과 성장주집단은 71개의 주식으로 구성되었는데, 그중에서 매수주 집단은 35개의 주식, 그리고 매도주 집단은 36개의 주식으로 구성되었다.¹⁴⁾

Piotroski의 FSCORE 선정과정과 Mohanram의 GSCORE 선정과정을 거쳐 선택된 매수주 포트폴리오, 매도주 포트폴리오 그리고 매도주와 매수주를 합한 전체 포트폴리오를 대상으로 패자추종 실시간 포트폴리오 전략들을 적용하였다. 실시간 포트폴리오를 실행하는 기간은 2007년 4월 1일부터 2017년 9월 30일까지의 2,613일의 트레이딩 기준으로 일별종가를 사용하며 날마다 포트폴리오를 일정한 규칙을 사용하여 변경한다.¹⁵⁾

〈표 1〉은 Kis Value에서 제공받은 데이터를 통하여

Piotroski의 FSCORE와 Mohanram의 GSCORE에 의해서 포트폴리오를 선정하는 과정을 보여주고 있다.

〈표 1〉 Piotroski-F SCORE와 Mohanram의 GSCORE 이용한 포트폴리오의 구성

항 목	Piotroski	Mohanram
KV	1,877	1,877
감소사유:		
금융기관	67	67
자료미비	158	49
기타 BM 제거	1,487	1,585
중간자료 삭제	117	90
동종산업 내 표본수 불충분	-	15
최종표본수:	48	71
고FScore (GScore)	26	35
저FScore (GScore)	22	36

5 실증분석

〈표 2A〉와 〈표 2B〉는 각각 Piotroski의 FSCORE와 Mohanram의 GSCORE를 이용한 매수주, 매도주, 전체(매도주+매수주)의 3개 포트폴리오에 대해서 벤치마크로 사용되는 기본 전략(market, uniform, best stock, BCRP)과 4개의 실시간 패자추종 포트폴리오 전략(PAMR, CWMR, OLMAR, RMR)을 이용한 포트폴리오의 10년 동안의 누적수익률을 보여준다.

Piotroski의 FSCORE를 이용한 패자 추종 포트폴리오 전략의 누적수익률이 벤치마크로 사용된 어떤 기본전략들의 누적수익률보다 월등히 높다.¹⁶⁾ 즉 가치주에 대해서 실시간 포트폴리오전략을 적용한다면 기본전략보다는 패자추종전략을 선택해야 하는 것을 알 수 있다. 다만 매수주 포트폴리오와 매도주 포트폴리오에 대한 PAMR전략의 성과가 벤치마크로 사용된

14) Piotroski와 Mohanram에 의하면 매년 동일한 방법으로 승자와 패자를 선별해낸 다음, 승자가 될 것으로 예상하는 종목들(winners)을 바이앤홀드(buy and hold: BAH)하고 패자가 될 것으로 예상하는 종목들(losers)을 공매도(short selling)하는 투자전략을 사용하였다. 따라서 이들의 방법에 의하면 매년 포트폴리오의 구성이 바뀌게 된다. 그러나 여기서 제시하는 실시간 포트폴리오 전략은 일단 포트폴리오가 선택이 되면 구성종목이 10년동안 바뀌지 않는다고 가정한다. 실시간 포트폴리오전략에서도 매년 새로운 포트폴리오를 구성하면 좋겠지만 기계학습에서의 모수들이 안정적이 되는데 1년 이상의 긴 기간이 필요하여 승자와 패자를 구분해내는 전략은 초기에 포트폴리오를 구성하는데만 사용된다.

15) 각 주식에 대한 일별자료는 google finance에서 구하였다. Sklylife의 경우 google finance에서 2011년 6월 3일부터 자료를 제공하므로 이전의 기간은 일괄적으로 수익률이 0으로 지정하였다. 또한 삼성물산 2014년 12월 18일부터 자료를 제공하므로 이전의 수익률은 0으로 지정하였다. 2007년 4월 1일부터 일별 수익률을 사용한 이유는 전년도 회계자료의 경우 Kis-Value 데이터베이스에 업데이트 되는데 일반적으로 3개월 가량 시간이 필요하기 때문이다. 4월 1일 이전의 수익률을 사용할 경우, 확정 공시된 자료가 아닌 것을 이용할 시에 매수주와 매도주 수익률에 잘못된 영향을 미칠 수 있기 때문이다.

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

〈표 2A〉 Piotroski의 FSCORE를 이용한 포트폴리오 별 패자추종 전략의 누적 수익률

전 략		매 수 주	매 도 주	전 체
기본전략 (벤치마크)	Market	3.12	2.91	2.36
	Uniform	3.22	3.39	3.60
	Best Stock	22.99	22.99	6.50
	BCRP	23.79	24.22	9.67
패자추종	PAMR	18.29	21.38	10.69
	CWMR(Variance)	26.76	29.95	12.21
	CWMR(Standard Deviation)	26.84	29.92	12.18
	OLMAR-S	188.23	340.78	357.22
	OLMAR-E	286.79	132.12	89.59
	RMR	355.16	1090.00	279.66

〈표 2B〉 Mohanram의 GSCORE를 이용한 포트폴리오 별 패자추종 전략의 누적 수익률

전 략		매수주	매도주	전 체
기본전략 (벤치마크)	Market	2.17	2.19	2.14
	Uniform	4.44	3.39	5.39
	Best Stock	14.47	9.66	14.46
	BCRP	34.82	17.03	30.88
패자추종	PAMR	0.04	1.32	0.04
	CWMR(Variance)	0.09	2.23	0.07
	CWMR(Standard Deviation)	0.08	2.19	0.07
	OLMAR-S	0.04	1.02	0.14
	OLMAR-E	0.01	1.39	0.03
	RMR	0.01	1.58	0.15

기본전략인 BCRP와 Best Stock의 성과보다 낮았다. 그러나 전체포트폴리오에 대해서는 정반대의 결과를 나타 내므로 전체적으로 벤치마크의 누적 수익율보다 PAMR전략의 성과가 더 높은 것으로 판단해도 좋을 것으로 보인다.

전체적으로 볼 때 패자 추종 전략 중에서도 RMR과 OLMAR의 성과가 CWMR과 PAMR보다 더 높은 것으로 나타난다.¹⁷⁾ 이는 CWMR과 PAMR이 다음날 평균으로 회귀하는 것을 전제하므로 현실적인 상황과는

다른 반면에, OLMAR와 RMR은 평균으로 회귀가 실행되는 기간을 데이터로부터 추정하였기 때문에 실제 시장에서 발생할 수 있는 평균으로의 회귀 현상을 보다 근접하게끔 반영했기 때문이다.

한국의 주식 시장에서도 다른 나라의 주식 시장과 동일하게 RMR전략의 투자 성과가 나머지 모든 전략 대비 뛰어난 투자 성과를 보여준다.¹⁸⁾ 보다 특징적인 것은 RMR전략의 경우 매도주 포트폴리오에서의 성과가 특히 탁월한 것으로 나타나 Piotroski의 승자와

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

18) Huang et al.(2013)은 분석 대상이 되는 일별 데이터 전체에 대해서 RMR이 모든 타 전략보다도 우수한 성과를 냈다.



패자의 구분이 장기적인 성과의 우열로 이어지는 것을 볼 수 있다. 물론 매수주의 경우에도 전체의 경우보다 더 높은 성과를 보여 Piotroski의 승자와 패자의 구분이 매우 의미가 있는 것으로 나타난다.

또한 OLMAR전략의 경우 매수주, 매도주를 포함한 전체 포트폴리오에 대해서는 OLMAR-S전략의 투자 성과가 더 좋다. 반면에 매수주 포트폴리오 경우에는 OLMAR-E전략이 매도주 포트폴리오의 경우에는 OLMAR-S전략의 성과가 더 좋은 것으로 나타났다. CWMR의 성과는 BCRP나 Best Stock 보다 약간 더 나은 결과를 보여준다.

반면에 <표 2B>에서 보듯이 Mohanram의 GSCORE를 이용하여 패자 추종 포트폴리오 전략을 실행 시에는 벤치마크로 사용된 기본 전략들보다 매우 낮은 성과를 보여주고 있다. 승자와 패자구분이 없이 일어나고 있으며 전체그룹에 대해서는 대부분의 경우 성과가 훨씬 악화되는 것을 볼 수 있다. 이는 저BM 기업, 즉 성장주를 대상으로 실행하는 실시간 포트폴리오 전략은 한국의 주식시장에서는 전혀 실효성이 없는 전략임을 알 수 있다. Mohanram 전략자체의 경우에는 성과가 매우 좋는데 비해서 패자추종전략에서는 절망적인 성과가 나타나는 이유는 Mohanram의 접근법과 여기서 사용하는 패자추종전략이 전혀 다르기 때문으로 보인다.

즉 Mohanram은 GSCORE를 이용하여 승자와 패자를 구분하여 포트폴리오를 구성한 다음 그 포트폴리오는 일년 동안 만 유지하고 다음 년도에는 다시 새로운 승자와 패자를 선정하는 과정을 반복하고 그 성과를 누적한다. 매년 포트폴리오를 재편성 함으로써 수익률과 성과 면에서 본질적으로 좋은 결과가 나올 가능성이 매우 높은 것이다.

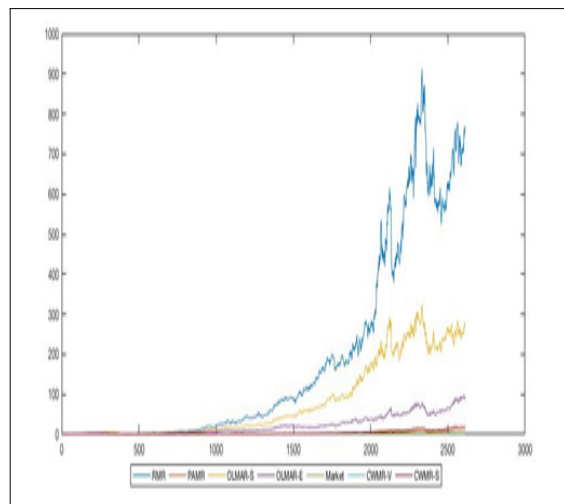
반면 패자추종전략에서는 첫년도에 포트폴리오를 선택하고 이를 10년간 유지하기 때문에 이번에 그대

로 노출되어 나쁜 성과가 지속되기 때문으로 보인다. 이러한 결과로부터 얻을 수 있는 시사점은 장기포트폴리오전략을 구사하는 경우에는 성장주보다는 가치주를 선택해야 한다는 점이다.¹⁹⁾

<그림 1A>은 Piotroski의 FSCORE를 이용한 패자추종 전략의 전체 포트폴리오의 누적 수익률의 패턴이다. 그림에서 보듯이 750 거래일 근처에서부터 RMR의 누적 수익률이 OLMAR-S과 OLMAR_E의 누적수익률을 초과하기 시작하였고, 이러한 추세는 마지막 거래일까지 지속되는 것을 볼 수 있다.

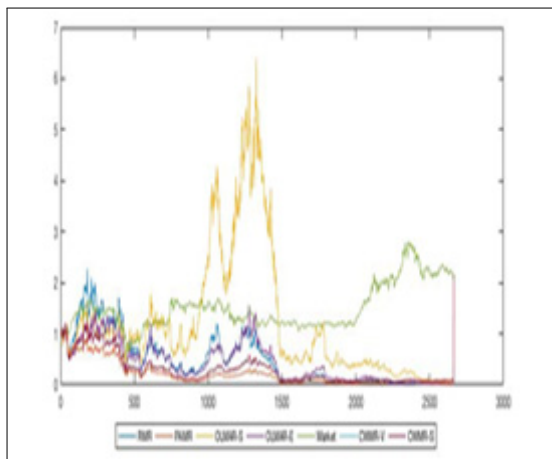
한편 변동성의 측면에서 보면 RMR의 변동성이 OLMAR의 변동성보다 매우 크나 상승 추세 또한 매우 커서 샤프비율을 비교하면 양자간 큰 차이는 없을 것이다. 실무적으로는 RMR의 누적 수익률의 상승추세에도 불구하고 그 변동성을 과연 감내해낼 수 있을 지가 과제일 것이다.²⁰⁾

<그림 1A> FSCORE를 이용한 전체 포트폴리오 누적수익률



19) 이는 워런버핏의 기본전략인 가치주를 오랜기간동안 보유하는 전략의 유효성을 실시간 포트폴리오전략을 통해서도 확인할 수 있다. 또한 이경우에도 승자와 패자를 구분해서 실시간 포트폴리오 전략을 구사하면 보다 높은 수익률의 실현이 가능하다는 점은 <표2A>에서 이미 살펴본 바 있다.
20) 실무적인 관점에서 볼 때 RMR 알고리즘이 안정화가 될 때까지 700일 이상을 기다려야 되는 것으로 해석할 수 도 있을 것이다. 그러나 이 기간 동안에는 다른 기본 전략들과 성과의 차이가 없으므로 굳이 포트폴리오의 재구성성이 필요 없을 것이며 따라서 기본적인 전략들과 거래비용상의 차이는 거의 없을 것으로 보인다.

〈그림 1B〉 GSCORE를 이용한 전체 포트폴리오 누적수익률



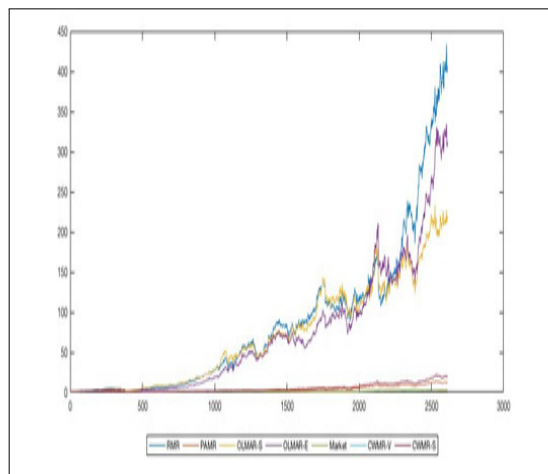
〈그림 1B〉은 Mohanram의 GSCORE를 이용한 패자추종 전략의 전체 포트폴리오의 누적 수익률의 패턴이다. 모든 패자추종 전략들이 일부구간에서의 OLMAR-S를 제외하고는 모든 구간에서 기본 전략들을 이기지 못하는 결과를 보여준다.

OLMAR-S의 경우 800일 근처에서 급격한 변동성을 보이면서 1,300일 즈음에서 시장 대비 3배 이상의 수익률을 보여 주다가 1,500일 근처에서 급격하게 시장 대비 0.5배 수준으로 떨어지는 모습을 보여준다. 그런 후에 다시 수익률이 회복되지 않은 채 0.14의 최종 누적수익률을 보여 주고 있다.

이렇게 패자추종 전략의 성과가 나쁜 것은 성장주의 경우에는 기계학습에 의한 추가 예측이 매우 어려운데 따른 것으로 보인다. 즉 성장주의 가격패턴은 임의보행과정을 따르는 반면 가치주의 가격패턴은 임의 보행과정이 아닌 평균회귀과정이나 추세과정을 따르기 때문인 것으로 보인다. 가격과정이 일정한 패턴을 보이는 경우에 기계학습의 효율성이 높은 것은 너무나 자명한 일이다.

〈그림 2A〉의 Piotroski FSCORE를 사용한 매수주 포트폴리오를 보면 500일 트레이딩 기준으로 RMR의 투자 성과가 어떤 다른 전략의 투자 성과보다 우월함을 보여준다. 이러한 패턴을 마지막 거래일까지 유지하고

〈그림 2A〉 FSCORE를 이용한 매수주 포트폴리오 누적 수익률



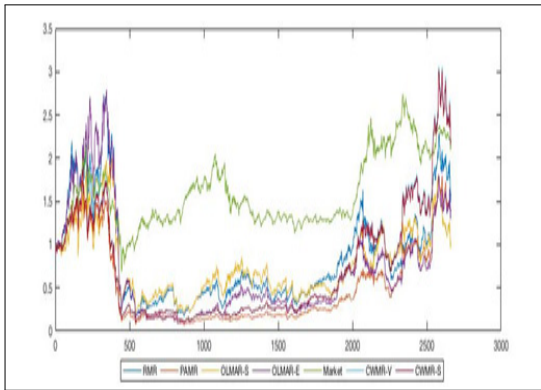
있다. 하지만 RMR과 OLMAR-E 사이의 투자 수익률의 차이는 크지 않다. 한편 OLMAR-E가 어느 시점부터 OLMAR-S를 초과하고 그 이후 지속되는 것을 보여준다. 이는 OLMAR-E와 OLMAR-S 전략의 경우, 투자 기간에 따라서 수익률에 영향을 미친다는 것을 알 수 있으므로 투자기간 설정과 수익률의 관계성을 보여준다.

장기적으로 볼 때 Piotroski에 의거한 매수주 포트폴리오를 대상으로 실시간 포트폴리오전략을 구사하는 경우 RMR전략이 언제나 우월한 성과를 보여줌으로써 가장 효율적인 전략인 것을 알 수 있다.

〈그림 2B〉는 Mohanram의 GSCORE를 이용한 매수주 포트폴리오의 누적 수익률을 보여주고 있다. 전략을 실행하여 400일 전까지는 RMR과 OLMAR-E가 시장 수익률 보다는 초과 수익률을 보이고 있다. 그러나 그 이후 급격하게 수익률이 떨어지면서 패자추종 각 전략 별로 0.1에서 0.6사이의 수익률을 1,800일 시기까지 유지하다가 급격한 변동성과 함께 수익률이 좋아졌지만 시장 수익률을 이기지 못한 누적 총 수익률을 기록하고 있다. 성장주의 경우에는 임의 보행과정을 따를 가능성이 매우 크고 그에 따라 기계학습에 의한 패자추종포트폴리오 전략의 유효성이 매우 제한적인 것을 〈그림 2B〉에서 확인 할 수 있다.²¹⁾

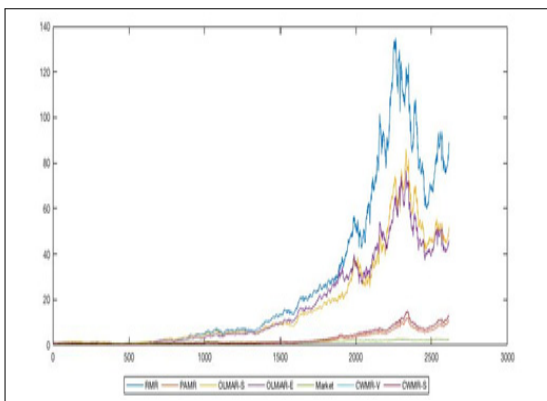


〈그림 2B〉 GSCORE를 이용한 매수주 포트폴리오
누적 수익률



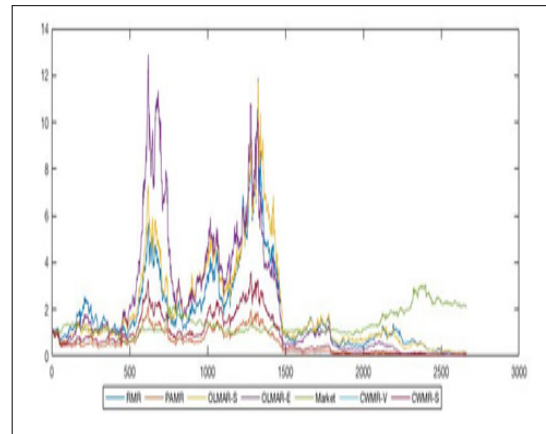
〈그림 3A〉는 Piotroski FSCORE를 이용한 매도주 포트폴리오의 누적 수익률을 보여준다. RMR 이 가장 높고 다음으로 OLMAR-S이다. 매수주 포트폴리오에서도 RMR의 성과가 더 좋다. 결론적으로 매도주와 매수주를 구분하여 투자할 때는 RMR전략이 우월하고 전체를 대상으로 할때는 OLMAR-S전략이 우월한 것이다. 특히 매수주와 매도주를 구분하여 투자할때는 RMR전략이 유효하고 양자를 구분하지 않을때는 OLMAR-S전략이 유효한 것으로 나타난다.

〈그림 3A〉 FSCORE를 이용한 매도주 포트폴리오
누적 수익률



〈그림 3B〉는 Mohanram의 GSCORE를 이용한 매도주 포트폴리오의 누적 수익률을 보여주고 있다. 전략을 실행하여 350일 시기 까지는 RMR과 OLMAR-E가 시장 수익률 보다는 초과 수익률을 보이고 있다. 그러나 350일에서 400일 사이에 급격한 변동성에 의하여 수익률이 떨어지면서 패자 추종 각 전략 별로 0.1에서 0.6사이의 수익률을 2,000일 시기 까지 유지하다가 점차적으로 수익률이 좋아졌지만 결국은 시장 수익률을 이기지 못한 누적 총 수익률을 기록하고 있다. 이러한 흐름은 매수주 포트폴리오에서 보여주었던 수익률 움직임과 매우 유사한 패턴을 보이고 있다. 결론적으로 전체와 매수주 포트폴리오에서 보았듯이 매도주 포트폴리오에서도 주가가 임의보행의 과정을 보여 주는 것을 알 수 있다.

〈그림 3B〉 GSCORE를 이용한 매도주
포트폴리오의 누적 수익률



〈표 3A〉는 Piotroski의 FSCORE를 이용한 패자 추종 전략의 성과를 시장수익률에 회귀시켰을 때의 절편 α 와 회귀계수 β 값 을 보여주고 있다. t 통계량과 p 값은 절편 α 에 대한 것으로서 모든 전략에 있어서 α 는 양의 값을 가지며 통계적인 유의성을 보여 준다. 이는 각 패자 추종전략이 벤치마크로 사용된 시장

21) 성장주는 시장에서 주목 받는 종목으로써 인기 있는 투자 대상이 될 가능성이 매우 높으며 이로 인하여 주가의 분절 가치 보다 고평가 되어 거래가 되기 쉬우며, 이로 인한 오가격(Mispricing)이 될 가능성이 높다. 또한 어느 시점에 주가의 고평가가 인지될 시엔 급격한 주가의 하락의 높은 변동성 특성을 갖고 있다. 이러한 점에 착안한다면 임의보행과정을 따를 가능성이 매우 높다.

대비 수익률에 비해서 높은 것이 우연에 의한 결과가 아니라 패자 추종 전략 자체가 유효하기 때문인 것으로 해석된다. 즉 각 전략에서의 기계학습에 의한 미래의 수익률에 대한 예측력이 매우 높다는 것을 의미한다. 이러한 유효성은 각 전략의 승률에서도 나타난다.

즉 모든 전략에서 50% 이상의 승률을 보여주고 있으며, 특히 OLMAR-E전략과 RMR전략에서는 약 81% 이상의 높은 승률을 보여주고 있다. 이들 두 가지 전략에서의 기계학습에 의한 미래의 수익률의 예측력이 다른 전략들에 비해서 매우 높다는 것을 알 수 있다.

〈표 3A〉 Piotroski의 FSCORE를 이용한 패자 추종 전략의 성과에 대한 t 검정 및 회귀계수

특 징	전체 포트폴리오 (매수주+매도주)	매수주 포트폴리오	매도주 포트폴리오
총거래일(일)	2,613	2,613	2,613
시장 평균수익률(벤치마크)	0.00052625	0.001566	0.001264
PMAR평균수익률	0.00162615	0.001556	0.001374
PAMR 승률	0.52972750	0.512386	0.511974
α_1	0.00102300	0.258734	-1.441200
β_1	1.21090700	0.483759	3.879590
t-statistics1	2.31065800	6.025128	-42.55670
p-value1	0.02090000	0.000000	0.000000
CWMR-V 평균수익률	0.00177530	0.001556	0.001436
CWMR-V 승률	0.57803468	1.000000	0.775392
α_2	0.00116700	0.258734	-1.329460
β_2	1.22575600	0.483759	3.656428
t-statistics2	2.59968400	6.025128	-41.390000
p-value2	0.00939000	0.000000	0.000000
CWMR-S 평균수익률	0.00177479	0.001726	0.001435
CWMR-S 승률	0.59454996	0.600330	0.839389
α_3	0.00116600	0.231985	-1.329010
β_3	1.22573600	0.537425	3.655525
t-statistics3	2.59853800	5.028375	-41.377100
p-value3	0.00942000	0.000000	0.000000
OLMAR-S 평균수익률	0.00294210	0.002643	0.002893
OLMAR-S 승률	0.58464079	0.597027	0.706028
α_4	0.00229400	-0.613380	-0.696540
β_4	1.33305000	2.227367	2.393174
t-statistics4	4.09799200	-6.509870	-25.000100
p-value4	0.00000000	0.000000	0.000000
OLMAR-E 평균수익률	0.00256976	0.002829	0.002325
OLMAR-E 승률	0.81048720	0.839389	0.875723
α_5	0.00192800	-0.140020	-1.382720
β_5	1.31560600	1.281864	3.763526
t-statistics5	3.34287100	-1.926010	-35.882900



특 징	전체 포트폴리오 (매수주+매도주)	매수주 포트폴리오	매도주 포트폴리오
p -value5	0.00084000	0.054220	0.000000
RMR 평균수익률	0.00340536	0.002900	0.002778
RMR 승률	0.81131296	0.839802	0.882329
α 6	0.00276800	-0.427920	-0.655940
β 6	1.30650400	1.857355	2.311908
t -statistics6	5.00969700	-4.510500	-22.450200
p -value6	0.00000000	0.000000	0.000000

〈표 3B〉는 Mohanram의 GSCORE를 이용한 패자 추종전략의 성과를 시장수익률에 회귀시켰을 때 절편 α 와 회귀계수 β 를 보여준다. t 검정과 p 값은 절편 α 에 대한 것으로서 매수주의 경우에는 음의 값을 갖고 매도주의 경우에는 양의 값을 가지면 통계적으로 모두 유의하다. 특히 매수주의 경우에 α 가 음의 값을 갖고 매도주의 경우에는 양의 값을 갖는 것은 예측력이

투자에서의 의도와는 반대방향으로 유의 하다는 것을 보여준다. 실제의 누적성과가 벤치마크의 수익률보다 낮은 결과에 비추어 볼 때 GSCORE를 이용한 패자추종전략은 전혀 유효성이 없는 것으로 보인다. 이러한 관찰의 결과는 각 패자 추종 전략의 승률에도 반영되는데, 모든 전략에서 50~52% 수준의 승률을 보여주고 있어서 거의 임의 보행의 수준에 가깝다고 볼 수 있다.

〈표 3B〉 Mohanram의 GSCORE를 이용한 패자 추종 전략의 성과에 대한 t 검정 및 회귀계수

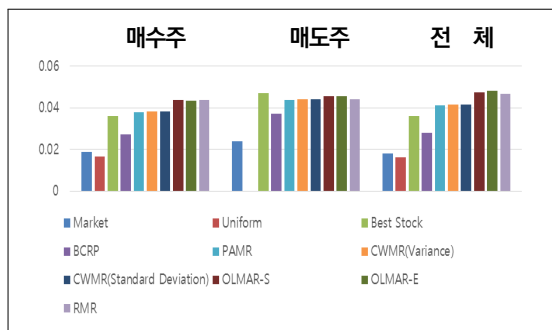
특 징	전체 포트폴리오 (매수주+매도주)	매수주 포트폴리오	매도주 포트폴리오
총거래일(일)	2,613	2,613	2,613
시장 평균수익률(벤치마크)	0.00043	0.00044	0.00050
PMAR평균수익률	0.02018	0.00086	-0.00013
PAMR 승률	0.52385	0.51521	0.51558
α 1	0.43889	-0.43214	1.03601
β 1	-0.15521	0.59344	-0.36238
t -statistics1	27.68944	-14.21380	41.13240
p -value1	0.00000	0.00000	0.00000
CWMR-V 평균수익률	0.00918	0.00105	0.00007
CWMR-V 승률	0.52234	0.51333	0.51483
α 2	0.57525	-0.97196	1.62763
β 2	-0.18487	1.07112	-0.57253
t -statistics2	30.30723	-26.14170	39.09853
p -value2	0.00000	0.00000	0.00000
CWMR-S 평균수익률	0.00936	0.00104	0.00007
CWMR-S 승률	0.52234	0.51371	0.51521
α 3	0.56812	-0.95217	1.63313
β 3	-0.18252	1.05276	-0.57468

특 징	전체 포트폴리오 (매수주+매도주)	매수주 포트폴리오	매도주 포트폴리오
t -statistics ³	30.05248	-25.91030	39.06651
p -value ³	0.00000	0.00000	0.00000
OLMAR-S 평균수익률	0.01994	0.00094	0.00072
OLMAR-S 승률	0.50544	0.49568	0.50620
α ⁴	2.49135	-0.04962	3.73010
β ⁴	-0.86296	0.51619	-1.21178
t -statistics ⁴	30.32847	-1.95301	34.25424
p -value ⁴	0.00000	0.05092	0.00000
OLMAR-E 평균수익률	0.09960	0.00108	0.00021
OLMAR-E 승률	0.50319	0.49831	0.50920
α ⁵	0.98237	-0.10252	4.24953
β ⁵	-0.36587	0.50391	-1.48860
t -statistics ⁵	39.64024	-2.29893	30.89203
p -value ⁵	0.00000	0.02159	0.00000
RMR 평균수익률	0.11039	0.00109	0.00078
RMR 승률	0.50432	0.50620	0.51183
α ⁶	1.03609	-0.15464	3.33337
β ⁶	-0.37331	0.62923	-1.07774
t -statistics ⁶	32.46817	-3.92311	35.99408
p -value ⁶	0.00000	0.00009	0.00000

<그림 4A>는 Piotroski의 FSCORE 이용한 4개의 패자 추종 전략과 4개의 기본 전략에 대한 변동성을 보여주고 있다. 매도주 포트폴리오와 전체포트폴리오에서 RMR의 변동성이 OLMAR의 변동성보다 낮음을

보여주었다. 이로부터 매도주와 전체의 경우 RMR의 샤프비율이 OLMAR의 샤프비율보다 더 높을 것으로 예상할 수 있다. 또한 PAMR이나 CWMR의 변동성은 RMR이나 OLMAR의 변동성보다 낮기 때문에 이들도 역시 높은 샤프비율을 예상할 수 있다.

<그림 4A> FSCORE을 활용한 패자추종전략의 변동성 위험(%)

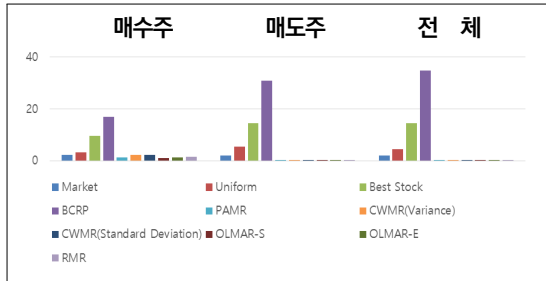


<그림 5>는 이러한 예상이 맞았음을 보여주고 있다.

<그림 4B>는 Mohanram의 GSCORE를 이용한 4개의 패자 추종 전략과 4개의 기본전략에 대한 변동성을 보여 주고 있다. 모든 포트폴리오에서 패자추종 전략이 4개의 기본 전략 보다 변동성이 매우 낮은 결과를 보이고 있다. 이렇게 너무나 낮은 변동성 때문에 수익률이 양의 값을 가지기만 하면 샤프비율이 의외로 높게 나타나는 가능성도 있어서 해석에 주의를 요한다.

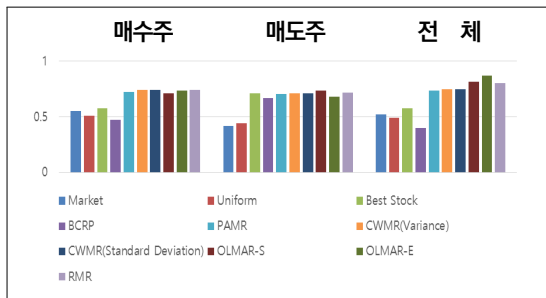


〈그림 4B〉 GSCORE를 활용한 패자추종전략의 변동성 위험(%)



〈그림 5A〉는 Piotroski의 FSCORE 를 이용한 패자 추종 전략에 대한 MDD를 보여주고 있다. 일반적으로 패자추종전략에서의 MDD가 기본전략에서의 MDD 보다 더 큰 경향을 보인다. MDD를 최소화할 수 있는 전략의 market 전략이나 uniform 전략의 두 가지이다. 추가 수익률을 얻기 위한 전략에서는 기본적인 전략보다는 높은 MDD위험을 각오해야 한다는 점을 알 수 있다. 대체적으로 최고점에 비해서 75%를 약간 상회하는 MDD를 감수해야만 기본전략보다 더 높은 수익률을 얻을 수 있는 것을 〈그림 5A〉로부터 알 수 있다. 결론적으로 MDD를 최소화 하고자 한다면 Market전략이나 Uniform 전략을 선택하여 기본에 충실한 것이 가장 최선의 전략인 점을 알 수 있다.

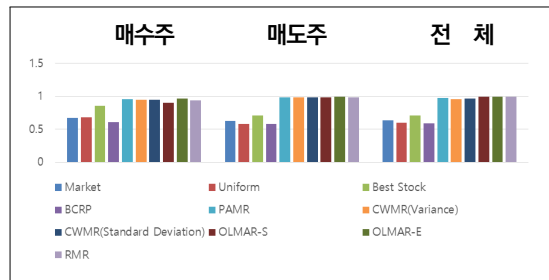
〈그림 5A〉 FSCORE를 활용한 패자추종 전략의 MDD 위험(%)



〈그림 5B〉는 Mohanram의 GSCORE 를 이용한 패자 추종 전략에 대한 MDD를 보여주고 있다. 패자추종전략의 MDD가 기본전략의 MDD 보다 훨씬 크고, 거의 1에 가까운 경우가 많은 것을 볼 수 있다. 이로부터

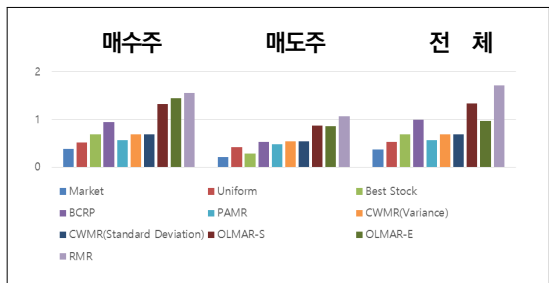
Mohanram을 활용한 주식선택전략의 장기적 유효성은 거의 존재하지 않는 것을 확인할 수 있다. 앞서의 Piotroski의 경우에서도 보았듯이 MDD를 최소화하기 위해서는 기본적인 전략이 가장 최선인 것을 알 수 있다.

〈그림 5B〉 GSCORE 활용한 패자추종전략의 MDD 위험(%)



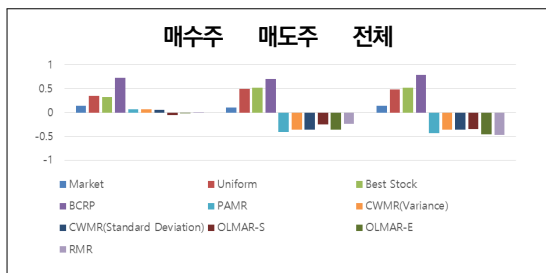
〈그림 6A〉는 Piotroski의 FSCORE를 활용한 각 전략에 대한 샤프비율을 보여주고 있다. 모든 포트폴리오에 대해서 RMR전략이 가장 좋은 성과를 내고 있으며, OLMAR전략이 바로 그 뒤를 따라 오는 것을 볼 수 있다. Market전략과 Uniform전략의 샤프비율이 가장 낮은 그룹에 속하며 BCRP나 Best Stock은 사후적 전략임에도 불구하고 샤프비율이 더 높은 RMR과 OLMAR 전략이 존재하는 점이 패자 추종 전략이 존재하는 이유가 될 수도 있겠다. CWMMR과 PAMR의 경우에는 패자 추종전략임에도 불구하고 샤프비율이 기본전략들과 큰 차이를 보이지 않는다.

〈그림 6A〉 FSCORE를 활용한 패자추종전략의 샤프비율(%)



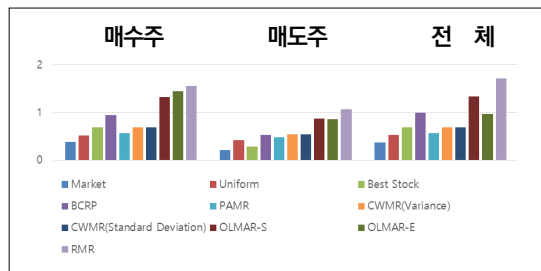
〈그림 6B〉는 Mohanram의 GSCORE를 활용한 각 전략에 대한 샤프 비율을 보여주고 있다. 모든 포트폴리오에 있어서 기본 전략 대비 매우 낮은 샤프 비율을 보여주고 있다. 특히 매도주와 전체 포트폴리오에서 음의 샤프 비율을 보이고 있어서 Mohanram을 활용한 패자 추종전략은 샤프비율의 관점에서 볼 때 아무런 의미가 없는 전략인 것을 알 수 있다.

〈그림 6B〉 GSCORE 활용한 패자추종전략의 샤프비율(%)



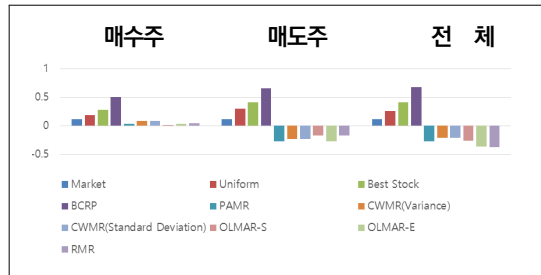
〈그림 7A〉는 Piotroski의 FSCORE를 활용한 각 전략에 대한 칼마 비율을 보여주고 있다. 모든 포트폴리오에서는 RMR 전략이 가장 높은 칼마 비율을 나타내고 있으며, 그 다음으로 OLMAR-S 전략이 유효한 것을 알 수 있다. PAMR과 CWMR은 전략은 기본 전략 중 시장과 유니폼 전략 보다는 높은 칼마비율을 보이나 기본 전략인 최고주식과 BCRP 전략 보다 낮은 것으로 나타났다. 이로부터 RMR 전략과 OLMAR 전략의 우위성을 다시 한번 확인 할 수 있다. 이들 전략이 다른 모든 전략 들 보다 최대 하락 위험 대비 투자효율이 매우 높은 전략임을 보여 주고 있다.

〈그림 7A〉 FSCORE를 활용한 패자추종전략의 칼마 비율(%)



〈그림 7B〉는 Mohanram의 GSCORE를 활용한 각 전략에 대한 칼마 비율을 보여 주고 있다. 모든 포트폴리오에 대해서 매우 낮은 칼마 비율을 보이고 있어서 Mohanram의 GSCORE를 활용한 패자 추종 전략의 그 유효성이 전혀 없는 것을 볼 수 있다. 특히 매도주와 전체에 대해서는 음의 값을 보여 주고 있어서 낮은 유효성을 다시 한번 확인 할 수 있다.

〈그림 7B〉 GSCORE 활용한 패자추종전략의 칼마 비율(%)



[6] 결 론

실시간 패자 추종전략을 구현하기 위해서는 먼저 그 대상이 되는 주식을 선택하여야 한다. 여러 가지 선택방법이 있겠으나 본 연구에서는 Piotroski의 FSCORE를 이용하는 방법과 Mohanram의 GSCORE를 이용하는 방법을 우리나라 주식시장에 적용하여

이들 방법들의 유효성에 대해서 살펴보았다.

모든 KOSPI 주식에 대해서 BM을기준으로 10개의 포트폴리오를 구성한 다음, 가치주 집단에 대해서는 Piotroski(2000)의 FSCORE를 적용하고, 성장주 집단에 대해서는 Mohanram의 GSCORE를 적용하



여 매수주 포트폴리오와 매도주 포트폴리오를 구성한다. 이런 과정을 거쳐서 선택된 각각의 집단에 대해서 10년 간의 일일 종가 자료를 구하고 이들 자료에 대해서 머신 러닝을 적용하여 미래의 수익률을 구한 다음 실시간 패자추종 전략 4가지 실행하여 최종적인 누적 수익률을 구하였다.

가치주 집단에 대해서 Piotroski(2000)의 FSCORE 를 적용하여 매수주집단과 매도주집단을 구분해 내고 이들에 대해서 여러 가지 패자 추종실시간 포트폴리오 전략을 적용한 결과 RMR전략과OLMAR 전략이 여러 가지 지표를 기준으로 볼 때 가장 좋은 성과를 보였다. CWMR과 PAMR전략은 RMR과 OLMAR전략보다 투자 성과가 낮았는데, 우리나라의 주식 데이터 대해서도 동일하게 성립하는 것을 실증적

으로 확인하였다.

성장주집단에 대해서 Mohanram의 GSCORE를 적용하여 매수주집단과 매도주 집단을 구분해내고 이들에 대해서 여러가지 패자추종 실시간 포트폴리오 전략을 실행하였다. 그 결과 어떤 패자추종 전략도 최종 누적수익률에서 시장 수익률을 이기지 못하였다. 이는 성장주의 경우에는 기계학습으로는 그 패턴을 추정해낼 수 없는 임의 보행과정을 따르기 때문으로 보인다.

본 연구에서는 거래비용과 투자 수익 비율이 높을 것으로 기대되는 주식에 대하여 추가 또는 제거하는 포트폴리오 재조정에 대해서는 다루지 않았다. 추후 연구에서 이들 두 요소를 고려한다면 좀 더 유용한 연구결과를 얻을 수 있을 것으로 기대한다.

참고 문헌

- Abarbanell, Jeffery S., and Brian J. Bushee. 1998, "Abnormal returns to a fundamental analysis strategy", *Accounting Review*, pp. 19-45.
- Barth, M., J. Elliott and M. Finn, 1999, "Market Rewards Associated with Patterns of Increasing Earnings", *Journal of Accounting Research* 37, pp. 387-413.
- Beneish, M. D., C. M. Lee and R. L. Tarpley., 2001, "Contextual Financial Statement Analysis through the Prediction of Extreme Returns", *Review of Accounting Studies* 6, pp. 165-189.
- Borodin, Oleg, et al. 2003, "Molecular dynamics study of the influence of solid interfaces on poly (ethylene oxide) structure and dynamics", *Macromolecules* 36(20), pp. 7873-7883.
- Borodin, Allan, Ran El-Yaniv, and Vincent Gogan. 2004, "Can We Learn to Beat the Best Stock", *J. Artif. Intell. Res.(JAIR)* 21, pp. 579-594.
- Bondt, Werner FM, and Richard Thaler. 1985, "Does the stock market overreact?." *The Journal of finance* 40(3), pp. 793-805.
- Chen, N., and F. Zhang, 1998, "Risk and Return of Value Stocks", *Journal of Business* 71, pp. 501-535.
- Cover, Thomas M. 1991, "Elements of Information Theory Thomas M. Cover, Joy A. Thomas Copyright© 1991 John Wiley & Sons, Inc. Print ISBN 0-471-06259-6 Online ISBN 0-471-20061-1."
- Das, Puja, and Arindam Banerjee. 2011, "Meta optimization and its application to portfolio selection", Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM,
- Dechow, P. and R. Sloan, 1997, "Returns to Contrarian Investment Strategies: Tests of Naive Expectations Hypotheses", *Journal of Financial Economics* 43, pp. 3-27.
- Duchi, John, et al. 2008, "Efficient projections onto the l1-ball for learning in high dimensions", Proceedings of the 25th international conference on Machine learning. ACM.
- Fama, E., and K. French, 1992, "The Cross-Section of Expected Stock Returns", *Journal of Finance* 47, pp. 427-65.
- Fama, E., and K. French, 1995, "Size and Book-to-Market Factors in Earnings and Returns", *Journal of Finance* 50, pp. 131-155.
- Finley, J. B., M. D. Harvey, and C. C. Watson. 1985. "Experimental study: Erosion of overburden cap material protected by rock mulch", Management of uranium mill tailings, low-level waste, and hazardous waste.
- Gaivoronski, Alexei A., and Fabio Stella. 2000. "Stochastic nonstationary optimization for finding universal portfolios", *Annals of Operations Research* 100(1-4), pp. 165-188.
- Györfi, László, et al. 2006. "A distribution-free theory of nonparametric regression", Springer Science & Business Media,
- Györfi, László, Frederic Udina, and Harro Walk. 2008, "Nonparametric nearest neighbor based empirical portfolio selection strategies", *Statistics & Decisions International mathemati-*



cal journal for stochastic methods and models 26(2), pp. 145-157.

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

Helmbold, David P., et al. 1998, "On-Line Portfolio Selection Using Multiplicative Updates", *Mathematical Finance* 8(4), pp. 325-347.

Holthausen, Robert W., and David F. Larcker. 1992, "The prediction of stock returns using financial statement information", *Journal of Accounting and Economics* 15(2-3), pp. 373-411.

Huang, Dingjiang, et al. 2013, "Robust median reversion strategy for on-line portfolio selection", : 2006.

Javid, Attiya Yasmin. 2008, "Time varying risk return relationship: evidence from listed Pakistani firms", : 16-39.

Ju, Tao. 2004, "Robust repair of polygonal models", *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 23(3), pp. 888-895.

Lakonishok, J., A. Shleifer, and R. Vishny, 1994, "Contrarian Investment, Extrapolation and Risk", *Journal of Finance* 44, pp. 1541-1578.

La Porta, R., J. Lakonishok, A. Shleifer, and R. Vishny, 1997, "Good News for Value Stocks: Further Evidence on Market Efficiency", *Journal of Finance* 52, pp. 859-874.

La Porta, R., 1996, Expectations and the Cross Section of Stock Returns", *Journal of Finance* 51, pp. 1715.

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

Li, Bin, et al. 2013, "Confidence weighted mean reversion strategy for online portfolio selection", *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD)* 7.1 : 4.

Li, Bin, et al. 2012, "PAMR: Passive aggressive mean reversion strategy for portfolio selection", *Machine learning* 87(2), pp. 221-258.

Li, Bin, et al. 2011, "Confidence Weighted Mean Reversion Strategy for On-Line Portfolio Selection", AISTATS.

Li, Bin, and Steven CH Hoi. 2012, "On-line portfolio selection with moving average reversion", arXiv preprint arXiv:1206.4626 .

Lo, Andrew W., and A. Craig MacKinlay. 1990, "When are contrarian profits due to stock market overreaction?" *Review of Financial studies* 3(2), pp. 175-205.

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

Mohanram, Partha S., 2005, "Separating Winners from Losers among Low Book-to-Market Stocks using Financial Statement Analysis", *Review of Accounting Studies*, 10, pp. 133-170.

Myers, Stewart C., and Nicholas S. Majluf. 1984, "Corporate Financing and Investment Decisions When Firms Have Information That Investors Do Not Have", *Journal of Financial Economics* 13(2), pp. 187-221.

Novak, Bela, et al. 2007, "Irreversible cell-cycle transitions are due to systems-level feedback", *Nature Cell Biology* 9(7), pp. 724-728.

Ou, Jane A., and Stephen H. Penman. 1989, "Financial statement analysis and the prediction of stock returns", *Journal of accounting and economics* 11(4), pp. 295-329.

Penman, S. and X. Zhang, 2002, "Accounting Conservatism, the Quality of Earnings, and

Stock Returns", *The Accounting Review* 77, pp. 237-264.

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

Poterba, James M., and Lawrence H. Summers. 1996, "Mean reversion in stock prices: Evidence and implications", *Journal of financial economics* 22(1), (1988): pp. 27-59.

Rosenberg, B., K. Reid, and R. Lanstein, 1984, "Persuasive Evidence of Market Inefficiency", *Journal of Portfolio Management* 11, pp. 9-17.

Saito, Yoshie. 2012, "The demand for accounting information: young NASDAQ listings versus S&P 500 NYSE listings", *Review of Quantitative Finance and Accounting* 38(2)

pp. 149-175.

Siegel, Jeremy J., 2014, "Stocks for the Long Run, 5th ed.", McGraw-Hill Professional Publishing, New York, NY.

Sloan, R. 1996, "Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? (Digest summary)", *Accounting review* 71(3), pp. 289-315.

Soliman, M., 2004, "Using Industry-Adjusted Dupont Analysis to Predict Future Profitability", Working paper, Stanford University.

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

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



A study of Comparing the Loser Following On-line Portfolio Strategy through Piotroski's FSCORE and Mohanram's GSCORE

Kyuhyong Kim* (ChungAng University)
Changwoo Lim** (ChungAng University)
Taegy Jeong*** (ChungAng University)

Abstract

We applied Piotroski's FSCORE (2000) to select value stocks as portfolio components. We subdivided the value stock portfolio into buying group and selling group, and then we applied various loser following on-line portfolio strategies. In the process, we decided what to buy and what to sell(short selling) on daily basis. We found RMR strategy and OLMAR strategy are the best performers, while CWMR and PAMR strategies are less successful. This may imply that the value stocks have mean reverting or trending properties. For the comparison, we applied Mohanram 's GSCORE to select the growth stocks and followed the same process as we did for the Piotroski's FSCORE. We found that every loser following on-line portfolio strategy that we applied did not outperform market returns in the final cumulative return. This seems to imply that the random walking property is dominant in the growth stock portfolio.

Key words : *Loser following on-line portfolio strategy, Machine Learning, FSCORE, GSCORE, RMR, OLMAR, CWMR, PMAR*

Article history : Received 28 March 2018, Revised 11 June 2018, Accepted 16 June 2018

JEL Classification : G11, G17

* 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)