

KOSPI200 선물시장에서 기술적 거래규칙들의 수익성*

2007. 11

박 철 호[†]

* 본 논문을 위해 유익한 논평을 해주신 익명의 두 심사자들에게 감사 드립니다.

[†] 한국선물협회 조사팀장. 주소: (150-885) 서울시 영등포구 여의도동 35-4 화재보험협회빌딩 12층. E-mail: cpark7@gmail.com. 전화: 02-769-7540.

The Profitability of Technical Trading Rules in the KOSPI200 Futures Market

Cheol-Ho Park

< Abstract >

This article investigates the profitability of technical trading rules in the KOSPI200 futures market from 1997 through 2006 after accounting for transaction costs, risk, and data-snooping problems. To effectively mitigate data-snooping problems resulted from survivorship bias, we largely expand the full set of technical trading rules handled in the previous literature and measure statistical significance of technical trading performance using White's(2000) Bootstrap Reality Check(BRC) methodology and Hansen's(2005) Superior Predictive Ability(SPA) test that can take account of interdependency across individual technical trading rules. The results indicate that under the net return criterion the best trading rule generates the highest mean net return of about 32% per annum during the sample period but the trading return is statistically insignificant when the effect of data-snooping is considered. Similar results are found under the Sharpe ratio criterion. These findings suggest that substantial technical trading profits may be obtained due to chance rather than the inherent predictability of technical trading rules.

JEL Classification : C52, C53, F37, G11, G14

Keywords : Technical Analysis, Trading Rules, Data-Snooping, Market Efficiency

< 초 록 >

본 연구에서는 거래비용과 위험, 그리고 자료탐색(data-snooping)의 문제를 고려한 후 1997년부터 2006년까지 KOSPI200 선물시장에서 기술적 거래규칙들이 수익성이 있었는지를 분석하였다. 거래규칙들의 투자성과를 분석하는데 있어 생존 편향(survivorship bias)로 인한 자료탐색의 문제를 효과적으로 완화시키기 위해 기술적 거래규칙들의 전체집합을 기존의 문헌에서 다루어졌던 것 보다 크게 확대하였고, 개별 거래규칙들간의 상호의존성을 고려한 통계검정방법인 White(2000)의 Bootstrap Reality Check(BRC) 검정방법과 Hansen(2005)의 Superior Predictive Ability(SPA) 검정방법을 이용하여 거래규칙들의 투자성과에 대한 통계적 유의성을 측정하였다. 분석결과에 따르면, 순수익률 기준하에서의 최우수 거래규칙은 표본기간 동안 연평균 약 32%의 높은 순수익률을 거둔 것으로 나타났으나, 자료탐색의 영향이 고려되었을 때 그 결과는 통계적으로 유의하지 않았다. 거래규칙들의 투자위험을 고려한 샤프비율 기준하에서의 최우수 거래규칙도 이와 유사한 결과를 보였다. 이러한 결과는 기술적 거래규칙들의 높은 수익률이 거래규칙들 자체의 우수한 예측력에 기인한다기 보다 우연히 얻어졌을 가능성이 높은 것임을 시사한다.

KOSPI200 선물시장에서 기술적 거래규칙들의 수익성

I. 서론

기술적 분석(technical analysis)이란 과거의 가격, 거래량, 그리고 미결제약정(선물시장에서)의 정보를 이용하여 미래의 자산가격을 예측하는 방법을 말한다. 기술적 분석은 다양한 형태로 이루어지는데, 차트분석(chart analysis)과 여러 가지 기술적 지표들(technical indicators)을 이용한 기계적인 거래시스템(mechanical trading systems)이 그 대표적인 예이다. 신문의 경제면에 자주 등장하는 ‘이동평균선’, ‘지지선’, ‘저항선’ 등과 같은 표현들은 기술적 분석을 위해 이용되는 주요 지표들을 일컫는다. 대부분의 기술적 거래규칙들은 추세추종매매의 시점 포착(market timing)을 위해 사용되거나 얼마든지 추세반대매매를 위해 응용될 수도 있다.

1800년대 말 Charles H. Dow가 다우이론을 처음으로 소개한 이래, 기술적 분석은 증권, 선물, 외환시장을 포함한 다양한 투자금융시장에서 시장 참여자들에 의해 광범위하게 사용되어 오고 있다. 일반적으로 잘 알려져 있는 이동평균(moving averages) 거래규칙만 하더라도 이미 1900년대 초부터 사용되었던 것으로 전해진다(Gartley 1930). Gehrig and Menkoff(2006)의 최근 설문조사에 따르면, 독일과 오스트리아의 외환딜러들은 환율예측을 위해 압도적으로 기술적 분석을 사용하고 있는 것으로 나타났으며, 그 밖의 전 세계 주요 외환시장 거래자들의 30%-40%도 단기(6개월 이하) 환율예측을 하는데 있어 기술적 분석이 매우 중요한 요소임을 보고하고 있다(Cheung and Wong 2000; Cheung and Chinn 2001; Oberlechner 2001; Cheung *et al.* 2004).

우리나라 증권 및 선물시장에서의 투자자들에 대한 유사한 설문조사는 아직 발표된 바 없다. 그러나 증권·선물회사들의 홈트레이딩시스템(HTS)이 다양한 기술적 분석을 제공하고 있고 기술적 분석을 이용한 거래시스템을 만들어 판매하는 회사들이 있다는 점을 고려할 때, 많은 투자자들이 그와 같은 가격예측방법을 사용하고 있을 것으로 추정된다.

시장 참여자들의 긍정적인 평가와는 달리, 효율적 시장가설을 주장하는 일단의 재무학자들은 기술적 분석에 대해 회의적이다. 정보에 대해 효율적인 시장에서 현재의 가격은 이용 가능한 모든 정보를 반영하기 때문에(Fama 1970), 과거의 가격 정보에 주로 의존하는 기술적 분석은 가격예측방법으로서 무용하다는 것이다. 특히, 일련의 연속된 자산가격이 Martingale 확률 과정을 따르는 것을 보인 Samuelson(1965, p. 44)은 과거의 가격 변화를 이용하는 차트나 다른 수학적 장치를 통해 기대이익을 실현하는 것은 불가능하다고 주장하였다.

그럼에도 불구하고, 1980년대 이후 개발된 투자자 행위에 관한 다양한 이론들은 기술적 분석의 광범위한 사용과 수익성에 대한 이론적 토대를 제공하고 있다. 구체적으로, 잡음이 있는 합리적 기대균형모형(noisy rational expectations equilibrium

models: Brown and Jennings 1989; Blume *et al.* 1994), 피드백모형(feedback models: De Long *et al.* 1990, 1991; Slezak 2003), 불균형모형(disequilibrium models: Beja and Goldman 1980), 군집모형(herding models: Froot *et al.* 1992), 대리인 기반모형(agent-based models: Schmidt 2002), 그리고 혼돈이론(chaos theory: Clyde and Osler 1997) 등이 그것들이다. 예를 들어, 행태재무론(behavioral finance)의 피드백모형들은 “noise trader risk”로 인해 잡음에 근거하여 거래하는 투자자들(noise traders)이 ‘가격이 오를 때 매입하고 내릴 때 매도하는’ 추세를 쫓는 거래를 통해 합리적인 투자자들 혹은 차익거래자들(arbitrageurs)보다 단기에 평균적으로 높은 수익을 낼 수 있으며, 장기에도 시장에서 생존해 나갈 수 있음을 보인다.

이와 같은 이론적 논쟁을 실증적으로 검증하기 위해 혹은 우수한 투자성과를 내는 기술적 거래규칙들을 발견하기 위해 (혹은 두 가지 모두의 목적을 위해) Donchian(1960) 이래 수많은 연구들이 기술적 거래규칙의 수익성을 분석하였다.¹ 특히, Alexander(1961, 1964)의 연구는 필터규칙(filter rules)에 기반한 기술적 분석의 유용성에 관한 논쟁을 불러일으켰는데, 주식시장에 관한 대부분의 초기 연구들은 이동평균, 필터, 상대강도(relative strength) 등을 이용한 기술적 거래규칙들이 단순한 매입보유전략(buy-and-hold strategy)보다 우수한 투자성과를 내지 못함을 보고하였다(Fama and Blume 1966; Van Horne and Parker 1967, 1968; Jensen and Benington 1970). 그러나, 장기간에 걸쳐 다양한 기술적 거래시스템을 조사한 최근의 연구들은 기술적 거래전략들이 적어도 1980년대 중반까지는 미국의 주식시장에서 수익성이 있었음을 발견한다(Brock *et al.* 1992; Sullivan *et al.* 1999; Ready 2002).

Brock *et al.*(1992)은 이동평균과 지지·저항선(support and resistance) 규칙들을 1897년부터 1986년까지의 다우존스 산업평균지수(DJIA)에 적용하였는데, 이동평균 규칙들로부터 얻는 수익률(연평균 약 19%)이 매입보유전략의 수익률(연평균 약 5%)보다 평균적으로 훨씬 높고 통계적으로도 유의함을 보였다. 특히, 그들은 기술적 분석의 연구에서 흔히 나타날 수 있는 자료탐색(data-snooping)의 문제에 주목하였다.

자료탐색의 문제는 모형의 선택이나 통계적 추론을 목적으로 주어진 자료를 반복적으로 사용할 때 나타난다(White 2000). 예를 들어, 좋은 거래규칙을 선택하기 위해 수천 개의 거래규칙들을 주어진 자료에 반복적으로 적용하다 보면 그 중 우수한 투자성과를 내는 규칙들을 발견할 수도 있는데, 이는 그 거래규칙들 자체의 우수한 가격 예측력 때문이 아니라 우연히 행운에 의해 얻어진 결과일 수 있다. 이때 전통적인 개념의 통계검정(예를 들어, *t*-test)을 사용하여 우수한 거래규칙들의 투자성과에 대해서만 유의성을 검증하게 되면, 일반적으로 과장된 유의수준을 얻게 되며, 연구자는 이를 거래규칙의 예측력이 우수한 것으로 잘못 해석하는 오류를 범할 수 있다(Denton 1985; Lo and MacKinlay 1990; Cooper and Gulen 2006).

Brock *et al.*(1992)은 자료탐색의 문제를 완화시키기 위하여 다음의 네 가지 방법을

¹ 기술적 분석에 관한 체계적인 기존 문헌 연구는 Park and Irwin(2004, 2007)을 참조하라.

제시하였다: (1) 오랜 기간에 걸쳐 잘 알려진 기술적 거래규칙들을 선택한다; (2) 고려하는 거래전략들로부터 얻은 모든 결과를 보고한다; (3) 장기간의 자료를 이용한다; (4) 중복되지 않는 다양한 하위표본기간들(subperiods)에 대해 결과들이 일관됨을 보인다.

그러나 장기간에 걸쳐 잘 알려진 기술적 거래규칙들은 생존 편향(survivorship bias)을 갖는 규칙들일 가능성이 높다. 즉, 어떤 거래규칙들은 오랜 표본기간 동안에 걸쳐 우연히 우수한 투자성과를 내면서 ‘생존’할 수 있는데 반해, 투자성과가 낮은 대부분의 거래규칙들은 투자자들에 의해 이용되지 않고 시장에서 퇴출된다. 따라서 장기간에 걸쳐 생존한 거래규칙들에 대해서만 통계검정을 실시할 경우, 훨씬 많은 수의 열등한 거래규칙들을 표본집합에 포함하지 않게 되어 가성결과(spurious results)를 얻을 수 있다.

이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, Sullivan *et al.*(1999)은 5가지 대표적인 기술적 거래시스템(필터규칙, 이동평균, 지지·저항선, Channel Breakouts, On-Balance Volume)으로부터 약 8,000여 개의 거래규칙들을 추출하여 기술적 거래규칙들의 전체집합을 구성하고, White(2000)가 개발한 Bootstrap Reality Check(이하 BRC) 방법을 응용하여 거래규칙들간의 상호의존성(interdependency)을 반영할 수 있는 통계검정을 실시하였다. White의 BRC 검정절차는 먼저 가장 우수한 거래규칙의 성과통계량(performance statistic)을 구한 뒤, 이를 고려되는 각 거래규칙들의 성과통계량들을 부트스트랩(bootstrap) 방법으로 재표본추출하여 구한 최대값들의 점근분포(asymptotic distribution)와 비교함으로써 자료탐색의 영향을 계량화 한다.

Sullivan *et al.*(1999)은 각각의 거래규칙들을 Brock *et al.*(1992)의 표본기간에 10년을 추가한 100년간(1897-1996)의 다우존스 산업평균지수(DJIA)와 1984년부터 1996년까지의 S&P 500 선물지수에 적용하였다. 이들의 분석 결과에 따르면, 평균수익률과 샤프비율(Sharpe ratio)의 두 성과기준하에서 Brock *et al.*(1992)의 표본기간(1897-1986) 동안 가장 우수한 투자성과를 낸 규칙은 5일 이동평균으로, 연평균 18.7%의 수익률과 0.91의 샤프비율을 기록하였고 두 성과 측정치 모두에 대해 자료탐색의 영향을 고려한 p -값은 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 그러나 추가적인 10년의 표본외 기간(1987-1996)에서 5일 이동평균은 통계적으로 의미 없는 연평균 2.8%의 수익률을 보였고, S&P 500 선물지수에 대해 가장 우수한 성과를 올린 규칙 또한 표본기간(1984-1996) 동안 통계적으로 유의하지 않은 연평균 9.4%의 수익률을 기록하였다.

Hsu and Kuan(2005)은 기술적 거래규칙들을 포함한 약 40,000여 개의 거래규칙들을 1990년부터 2002년에 걸쳐 DJIA, S&P 500, NASDAQ Composite, 그리고 Russell 2000 등의 주가지수들에 적용하고 White(2000)의 BRC 검정방법과 이를 보완하여 발전시킨 Hansen(2005)의 Superior Predictive Ability(이하 SPA) 검정방법을 이용해 기술적 거래규칙들의 수익성에 대한 통계적 유의성을 검정하였다. 그들은 가장 우수한 성과를 내는 규칙들이 DJIA와 S&P 500 주가지수들에 대해 통계적으로 유의하지 않은 수익률을 내는 반면, 상대적으로 성숙하지 않은 시장인 NASDAQ Composite과 Russell

2000 주가지수들에 대해서는 통계적으로나 경제적으로 유의한 수익률을 내는 것을 발견하였으며, 이에 따라 시장의 효율성이 시장의 성숙도와 관련이 있을 것으로 추정하였다.

시장 참여자들의 광범위한 이용과 높은 관심에도 불구하고 기술적 분석을 연구한 국내문헌은 많지 않은 편이다(예, 이근영(1995), 김진호, 신성환(1996), 김상환, 조태근(2003, 2004)). 이근영(1995)은 Brock *et al.*(1992)의 거래시스템들을 이용하여 1986년부터 1993년까지의 KOSPI 지수를 분석하였으며, 대부분의 거래규칙들이 단순한 매입보유전략보다 높은 수익률을 내는 것을 보였다. 김진호, 신성환(1996)도 이동평균 거래시스템과 신경망 모형을 이용해 1989년부터 1995년까지의 주식, 채권, 그리고 단기자금시장을 분석하였는데, 특히 이동평균 거래규칙들이 거래비용을 차감하였을 때 조차도 벤치마크 포트폴리오에 비해 비슷한 표준편차 수준에서 월등히 높은 수익률을 내는 것을 발견하였다. 김상환, 조태근(2003)은 Brock *et al.*(1992)의 방법론과 Sullivan *et al.*(1999)의 방법론을 원용하여 이동평균, 지지·저항선, 그리고 필터규칙들이 KOSPI 지수와 KOSDAQ 지수에 대해 우월한 성과를 실현하는지를 분석하였다. 이들이 고려한 거래규칙들은 KOSDAQ 시장에서 거래비용과 위험을 감안하더라도 매입보유전략에 비해 우수한 투자성적을 올린 것으로 나타났다.

그러나 이상의 국내 문헌들이 다룬 기술적 거래규칙들은 대부분 이미 시장에서 오랫동안 사용되어져 온 것들로 생존 편익에 노출된 것들이다. 김상환, 조태근(2003)은 White(2000)와 Hansen(2005)의 부트스트랩 검정방법들을 사용하여 생존 편익의 문제를 완화시키려 하였으나, 단지 4개의 기술적 거래시스템으로부터 유도된 308개의 거래규칙들만을 고려하여 거래규칙들의 전체집합을 지나치게 축소, 설정하였다. Sullivan *et al.*(1999, p. 1684)이 지적한 바와 같이, 만약 고려되는 거래규칙들이 훨씬 더 큰 전체집합하의 부분집합이고 과거에 우수한 성과를 보였다면, 자료탐색 편익(data-snooping bias)를 통계적으로 검정하는 White와 Hansen의 검정방법들은 영(0)으로 편향된 p -값을 전달하게 된다(제1종 오류). 그러므로, 생존 편익을 완전하게 제거하는 것은 불가능하다 할지라도 효과적으로 완화시키기 위해서는 표본기간 전부터 사용되었던 다양한 거래시스템들을 충분히 고려할 필요가 있다.

기술적 분석에 관한 국·내외 문헌에서 발견되는 또 한가지 문제점은 기술적 거래규칙의 성과에 대한 표본외 검증(out-of-sample verification)을 하지 않았다는 것과 표본외 검증을 하였다 하더라도 실제 기술적 분석가들이 사용하는 방법과는 상당한 괴리를 보였다는 점이다. 예를 들어, Sullivan *et al.*(1999)은 90년간의 표본내 기간과 그 후 10년간의 표본외 기간을 설정하였는데, 어떤 투자자도 과거 90년간에 걸쳐 최적화한 한 거래규칙을 이후 10년 동안 계속해서 사용하지는 않았을 것이다.

본 논문에서는 위에서 지적한 기존 문헌의 한계점들을 감안하여 거래비용과 위험, 그리고 자료탐색의 문제를 고려하는 것에 의해 1997년부터 2006년까지 KOSPI200 선물시장에서 기술적 거래규칙들이 수익성이 있었는지를 분석한다. 선물시장 거래는 기술적 거래규칙들의 투자성적을 평가하는데 매우 적절한 조건을 갖추고 있다. 현물시장에서는 공매도(short selling)가 사실상 금지되어 있는데 반해, 선물시장에서는

자유롭게 매도 포지션(short positions)을 취할 수 있기 때문이다. 이런 이유로, 다수의 CTA들(commodity trading advisors)과 헷지펀드(hedge funds) 매니저들은 자동화된 기술적 거래시스템을 이용하여 투자행위를 하고 있는 것으로 보고되고 있다(Billingsley and Chance 1996; Fung and Hsieh 1997).

기술적 거래규칙들의 투자성과에 대한 자료탐색의 영향을 측정하기 위해 본 논문은 총 16개 시스템, 21,054개의 규칙들로 구성된 거래규칙의 전체집합을 고려하고, 이 전체집합의 맥락에서 각 거래규칙들의 표본기간 동안의 투자성과에 대해 White와 Hansen의 검정방법들을 적용하여 통계적 유의성을 살펴본다. 즉, 선행연구에서 다루어졌던 거래시스템뿐만 아니라 실제 시장 참여자들에 의해 사용되어져 왔을 다수의 거래시스템들을 포함함으로써 자료탐색의 영향을 효과적으로 계량화 한다. 또한 본 논문은 기술적 거래규칙들의 실질적인 유용성을 검토하기 위해 투자자들이 실제 사용하고 있는 방법으로 알려진 동적 최적화 거래전략(dynamic optimization trading strategy)을 응용하여 거래규칙들의 표본외 투자성과를 분석한다. 동적 최적화 거래전략이란 시간 변화에 따른 시장 흐름의 변화를 반영하기 위해 최적화된 거래규칙을 주기적으로 변경해 주는 전략을 말한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 자료탐색 편의를 계량화 할 수 있는 통계검정법들을 기술하였으며, 제3장에서는 본 논문에서 사용된 기술적 거래시스템들을 소개하였다. 제4장에서는 분석방법과 실증분석결과를 제시하였고, 제5장에서는 결론을 도출하였다.

II. 자료탐색 편의(data-snooping bias)를 고려한 통계검정

대부분의 기술적 거래시스템들은 추세추종형이란 점에서 각각의 기술적 거래규칙들의 수익률이나 다른 성과측정 시계열들은 서로 독립적일 수 없다. 따라서 사후적으로 좋은 투자성과를 보인 거래규칙들에만 적용되는 전통적인 통계검정법은 기술적 거래규칙들의 상호의존성을 전혀 고려하지 못하며, 우연히 얻은 좋은 결과에 대해서도 통계적으로 유의하다는 결론을 도출하는 자료탐색 편이의 문제를 발생시킬 수 있다(Denton 1985; Lo and MacKinlay 1990). White(2000)는 자료탐색 편의를 계량화할 수 있는 Reality Check(RC) 검정방법을 소개하였는데, 이를 통해 모형들의 전체집합 가운데 가장 우수한 성과를 내는 모형의 성과가 벤치마크(benchmark) 모형의 성과보다 우수하지 않다는 귀무가설을 검정한다. 이어 Hansen(2005)은 White의 검정방법을 보완하여 발전시킨 Superior Predictive Ability(SPA) 검정방법을 제안하였다.

본 논문에서는 White의 RC 검정방법과 Hansen의 SPA 검정방법을 응용하여 m 개의 규칙들로 이루어진 기술적 거래규칙들의 전체집합 가운데 최우수 거래규칙의 투자성과가 벤치마크의 투자성과보다 우수하지 않다는 귀무가설을 검정하며, 그 검정절차는 다음의 성과기준에 기초한다:

$$Y_{k,t+1} = r_{k,t+1} - r_{0,t+1}, \quad (1)$$

단 $r_{k,t+1}$ 와 $r_{0,t+1}$ 는 기술적 거래규칙 $k = 1, \dots, m$ 와 벤치마크(하첨자 0으로 표기)에 대한 $t+1$ 기의 일별 투자성과(본 논문에서는 순수익률 혹은 샤프비율)를 각각 나타낸다. 그렇다면, 가설검정을 위한 귀무가설은 다음과 같이 정의된다: 만약 $\mu_k \equiv E(Y_k)$ 가 정의된다면,

$$H_0 : \max_{k=1, \dots, m} \mu_k \leq 0. \quad (2)$$

위 H_0 에 대한 통계검정은 $m \times 1$ 벡터를 가진 성과 통계량 $\bar{Y} = N^{-1} \sum_{t=1}^N Y_{k,t}$, $k = 1, \dots, m$ 에 기초해 이루어지며, White는 첫 번째 단계로 \bar{Y} 의 점근분포(asymptotic distribution)를 제공하는 West(1996)의 정리 4.1(a)를 이용한다: 즉, 점근분석을 허용하는 일정한 조건하에서,

$$N^{1/2}(\bar{Y} - \mu) \xrightarrow{d} N(\mathbf{0}, \Omega), \quad (3)$$

단 \xrightarrow{d} 는 $N \rightarrow \infty$ 에 따른 분포수렴을 나타내며, $\Omega = \lim_{N \rightarrow \infty} \text{var}(N^{-1/2}\bar{Y})$ 는 분산-공분산행렬을 나타낸다.

그러나 우리가 검정하고자 하는 귀무가설은 식별되지 않는 장애모수 (nuisance parameters)에 의존하는 복합가설(composite hypothesis)이므로 귀무가설하의 검정통계량의 점근분포를 구할 수 없다. 이 문제에 대한 해결방안으로 White는 대립가설에 대해 가장 비우호적인 귀무가설하의 점들(the least favorable configuration, LFC)을 가정하였는데, 이 가정하에서 모든 $k = 1, \dots, m$ 에 대해 $\mu_k = 0$ 이며, 고려하는 모든 거래규칙들이 적어도 벤치마크만큼은 성과를 낸다는 것을 의미한다.

LFC 가정하에서는 다음과 같이 주어지는 검정통계량 (T_m^{RC}) 의 점근행위(asymptotic behavior)를 알 수 있고,

$$T_m^{RC} \equiv \max_{k=1, \dots, m} N^{1/2}\bar{Y}_k, \quad (4)$$

H_0 의 검정을 위한 점근 p -값을 구할 수 있다. 여기서 점근 p -값을 구하기 위해서는 검정통계량 T_m^{RC} 의 분포를 알아야 하는데, White는 T_m^{RC} 의 분포를 추정하는 방법으로

(1) 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo simulation)과 (2) 부트스트랩(bootstrap)의 두 가지 대안을 제시하였다. 이 가운데 부트스트랩을 이용하여 구한 p -값을 “Bootstrap Reality Check p -값 (p_{RC})”이라 하며, White는 시계열 자료의 종속성(dependence)을 반영할 수 있는 부트스트랩 방법들 가운데 Politis and Romano(1994)의 ‘안정적 부트스트랩’(stationary bootstrap)을 사용하였다.

p_{RC} 를 추정하는 과정은 먼저 랜덤 인덱스(random indexes), $\eta(t)$, $t = 1, \dots, N$ 를

‘안정적 부트스트랩’ 방법으로 재표본추출(re-sampling)하여 각각의 거래규칙에 대해 $\bar{Y}_k^* = N^{-1} \sum_{t=1}^N Y_{k,t}^*$, $k=1, \dots, m$, $Y_{k,t}^* \equiv Y_{k,\eta(t)}$ 를 구하는 것으로부터 시작된다. 적절한 조건하에서, $N^{1/2}(\bar{\mathbf{Y}}^* - \bar{\mathbf{Y}})$ 의 분포는 표본의 크기(N)가 증가함에 따라 $N^{1/2}(\bar{\mathbf{Y}} - \boldsymbol{\mu})$ 의 분포로 수렴한다(Politis and Romano 1994, p. 1307). 요구되는 분포 $N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Omega})$ 의 추정치는 $N^{1/2}(\bar{\mathbf{Y}}^* - \bar{\mathbf{Y}})$ 를 반복 추출하는 것에 의해 구할 수 있으며, H_0 에 대한 p_{RC} 는 T_m^{RC} 를 $T_{m,b}^{RC*} \equiv \max_{k=1, \dots, m} N^{1/2}(\bar{Y}_{k,b}^* - \bar{Y}_k)$, $b=1, \dots, B$ 의 분위수(quantiles)와 비교함으로써 추정할 수 있다. 여기서 b 는 부트스트랩 표본의 수이다. 구체적으로, p_{RC} 는 다음과 같이 주어진다:

$$p_{RC} \equiv \sum_{b=1}^B \frac{\mathbf{1}_{\{T_{m,b}^{RC*} > T_m^{RC}\}}}{B}, \quad (5)$$

단 $\mathbf{1}_{\{\cdot\}}$ 는 $\{\cdot\}$ 의 내용이 옳으면 1, 그렇지 않으면 0을 취하는 지시함수(indicator function)이다. 만약 $p_{RC} \leq (\alpha/100)$ 이면, H_0 은 $\alpha\%$ 유의수준에서 기각된다. 샤프비율 성과기준에 대한 p_{RC} 또한 앞서 전개된 것과 유사한 방법으로 구할 수 있다(구체적인 전개과정은 Sullivan *et al.*(1999)을 참조하라).

한편, Hansen(2005)은 LFC 가정에 기초한 검정방법은 불편(unbiased)이기 위해 필요한 적절한 유사성 조건(similarity condition)을 충족시키지 못하므로, White 의 검정방법은 성과가 나쁜 모형들을 포함하는 것에 의해 H_0 의 기각확률을 감소시킬 수 있다고 주장하였다. 기술적 거래규칙에 관한 연구에서도 거래규칙을 선택하는 것과 관련된 적절한 이론적 근거가 부족하기 때문에, 결과적으로 투자성과가 낮은 거래규칙들이 다수 포함되는 경향이 있다. Hansen 의 SPA 검정방법은 표준화된(studentized) 검정통계량과 실제 자료에 기초한 H_0 을 채택함으로써 성과가 나쁜 모형(거래규칙)들의 영향을 줄이도록 고안되었으며, 따라서 검정력(power of the test)을 향상시킬 수 있다. 표준화된 검정통계량은 다음과 같이 주어진다:

$$T_m^{SPA} \equiv \max \left\{ \left(\max_{k=1, \dots, m} \frac{N^{1/2} \bar{Y}_k}{\hat{\sigma}_k} \right), 0 \right\}, \quad (6)$$

단 $\hat{\sigma}_k^2$ 는 $\sigma_k^2 \equiv \text{var}(N^{1/2} \bar{Y}_k)$ 의 일치추정량이다.

다음으로, $\mu_k = 0$ 인 모형들의 영향은 유지하면서 성과가 좋지 않은 모형들의 영향을 감소시키기 위해 Hansen은 $\boldsymbol{\mu}$ 에 대한 추정량을 다음과 같이 제시한다:

$$\hat{\mu}_k^c = \bar{Y}_k \mathbf{1}_{\{N^{1/2} \bar{Y}_k / \hat{\sigma}_k \geq -\sqrt{2 \log \log N}\}}, \quad k=1, \dots, m. \quad (7)$$

여기서 $1_{\{\cdot\}}$ 는 지시함수로서 \bar{Y}_k 가 $-\sqrt{(\hat{\sigma}_k^2/N)2\log\log N}$ 보다 작은 모형들을 배제시키는 역할을 한다. 결국, 임계율(threshold rates) $\sqrt{2\log\log N}$ 는 $\hat{\mu}^c$ 로 하여금 $\mu_k = 0$ 인 모형들을 효과적으로 수용하는 일치추정량이 되게 하여 H_0 에 대한 일치추정치를 유도하는 것이다.

유한표본공간에서는 임계율의 설정에 따라 p -값이 달라질 수 있으므로, Hansen은 두 가지 추가적인 추정량들, 즉 $\hat{\mu}_k^l = \min(\bar{Y}_k, 0)$ 과 $\hat{\mu}_k^u = 0$ 을 제시하였는데, 이들 각각은 검정통계량의 분포에 대한 상한과 하한을 제공한다. $\hat{\mu}^l$ 은 $\mu_k < 0$ 인 모형을 검정통계량으로부터 모두 배제하는 것에 의해 최소 p -값을 제공하는 반면, LFC 가정하의 $\hat{\mu}^u$ 는 $\mu_k < 0$ 인 모형을 모두 포함함으로써 최대 p -값을 제공한다.

H_0 하에서 검정통계량 T_m^{SPA} 의 분포는 앞서 살펴본 것처럼 다음의 부트스트랩 재표본들(re-samples)로부터 유도된 경험적 분포(empirical distribution)에 의해 근사될 수 있다:

$$Z_{k,b,t}^* \equiv Y_{k,b,t}^* - g_i(\bar{Y}_k), \quad i = l, c, u, \quad b = 1, \dots, B, \quad t = 1, \dots, N, \quad (8)$$

단 $g_l(y) = \max(0, y)$, $g_c(y) = y \cdot 1_{\{y \geq -\sqrt{(\hat{\sigma}_k^2/N)2\log\log N}\}}$, 그리고 $g_u(y) = y$. 그러므로

$Z_{k,b,t}^*$ 의 기대값은 $\hat{\mu}^l$, $\hat{\mu}^c$, 그리고 $\hat{\mu}^u$ 로 주어지는 것을 알 수 있으며, 이들 세가지 추정량들은 각기 다른 p -값을 제공하므로 이들로부터 세가지 SPA 검정을 유도해 낼 수 있다. 각 SPA 검정에 대한 p -값은 각각의 i 와 $b = 1, \dots, B$ 에 대해 $T_{b,m}^{SPA*} \equiv \max\{(\max_{k=1, \dots, m} N^{1/2} \bar{Z}_{k,b}^* / \hat{\sigma}_k), 0\}$ 를 구하고 T_m^{SPA} 를 $T_{b,m}^{SPA*}$ 의 분위수(quantiles)와 비교함으로써 구할 수 있다:

$$p_{SPA} \equiv \sum_{b=1}^B \frac{\mathbf{1}_{\{T_{m,b}^{SPA*} > T_m^{SPA}\}}}{B}. \quad (9)$$

$\hat{\mu}^c$ 를 이용해 구한 p -값은 참 p -값의 일치 p -값인 반면(SPA_c 검정), $\hat{\mu}^l$ 과 $\hat{\mu}^u$ 에 기초한 p -값은 각각 참 p -값의 상한과 하한을 제공한다(SPA_l 검정과 SPA_u 검정).

III. 기술적 거래시스템

White와 Hansen의 통계검정법들은 가장 우수한 기술적 거래규칙의 투자성과를 전체 거래규칙들의 맥락에서 평가한다. 따라서, 서론에서 지적한 것처럼 생존편의(survivorship bias)에 의한 통계검정의 오류를 줄이기 위해서는 표본기간 이전부터 투자자들이 사용할 수 있었던 다양한 거래시스템들을 고려하여 거래규칙의 전체집합을 구성할 필요가 있으며, 현재 시장에 널리 알려져 있는 거래규칙들(예를 들어, 이동평균이나 지지·저항선 등)은 이 전체집합의 부분집합이 되어야 한다.

본 논문에서는 16개 개별 거래시스템들의 광범위한 모수조합들(parameter combinations)로부터 유도된 21,054개의 거래규칙들로 기술적 거래규칙들의 전체집합을 구성하였다. 16개 거래시스템들은 이전의 연구논문들과 기술적 분석에 관한 주요서적들(Murphy 1986; Schwager 1996; Kaufman 1998; Pring 2002)로부터 추출되었으며, 이동평균, 채널(혹은 지지·저항선), 모멘텀 진동지표(momentum oscillator), 추적청산(trailing stop) 등의 개념을 이용한 주요 기술적 거래시스템들을 망라하고 있다. 응용되는 16개 거래시스템들은 모두 Fortran으로 프로그램되었다.

이하에서는 각 거래시스템들을 주요 범주별로 묶어 개략적으로 살펴보고 구체적인 모수조합들은 부록에서 다루었다. <표 1>은 본 논문에서 사용되는 기술적 거래시스템들의 일반적 특성을 나타내고 있으며, 거래량 정보를 이용하는 시스템을 제외한 모든 시스템들의 지표 계산방법과 거래규칙은 Park(2005)에 보다 자세하게 설명되어 있다.

<표 1>의 위치

1. 가격 이동평균(moving average) 거래시스템

이동평균을 이용하는 거래시스템들은 그 계산방법이 비교적 단순하고 그림으로도 쉽게 표현할 수 있기 때문에 시장 참여자들에게 가장 잘 알려져 있는 시스템들 가운데 하나이다(Taylor and Allen 1992; Lui and Mole 1998). 이동평균은 가격을 평활(smoothing)하여 잡음을 제거하는 것에 의해 단기의 변동스런 가격움직임들로부터 발생할 수 있는 잘못된 거래신호는 피하면서 가격의 흐름에 실재하는 추세를 파악할 수 있게 한다.

본 논문에서 사용되는 이동평균시스템들은 단순이동평균 크로스오버(Moving Average Crossover, MAC), 역단순이동평균 크로스오버(Counter Moving Average Crossover, CMA), 지수이동평균 크로스오버(Exponential Moving Average Crossover, EMC), 그리고 MACD(Moving Average Convergence-Divergence, MCD)를 포함한다. MAC 시스템은

단기이동평균선이 장기이동평균선을 장기이동평균 $\times b$ 이상 상향 돌파할 때 매수신호를 발생시키고 하향 돌파할 때 매도신호를 발생시킨다. 여기서 b 는 %밴드를 나타내며, 소폭의 가격등락으로부터 발생하는 잦은 매매신호에 의한 손실을 방지하기 위해 마련된 장치이다. CMA 시스템은 단순이동평균 크로스오버와 반대되는 매매신호를 만들어내며, EMC 시스템은 이동평균을 계산할 때 산술평균 대신 지수평균을 이용한다. 지수이동평균은 최근의 가격들에 더 높은 가중치를 부여함으로써 단순이동평균보다 최근의 가격움직임에 더욱 민첩하게 반응한다.

MACD 시스템은 3개의 지수이동평균으로부터 유도된 2개의 추세선, 즉 MACD선과 신호선(signal line)으로 구성된다. MACD선은 장·단기 지수이동평균 값들의 차이를 나타내며, 신호선은 MACD선의 지수이동평균이다. 이 시스템은 MACD선이 신호선을 |신호선의 값 $\times b$ 이상 상향 돌파할 때 매수신호를, 하향 돌파할 때 매도신호를 발생시킨다.

2. 가격채널(price channel) 거래시스템

가격채널 또는 지지선·저항선은 이동평균 다음으로 광범위하게 사용되고 있는 기술적 거래전략이다. 가격채널 시스템들에서 가격의 신고점이나 신저점을 향하는 시장의 흐름은 기존에 설정된 방향으로의 계속되는 추세를 의미한다. 모든 가격채널 시스템들은 현재의 가격을 과거의 특정 시점 혹은 과거 일정기간 동안의 극단치들(extreme prices)과 비교하여 거래신호를 발생시킨다.

본 논문에서 고려되는 가격채널 시스템은 세 가지이다. 먼저, 외부가격채널(Outside Price Channel, CHL) 시스템은 오늘의 종가를 과거 일정기간(n) 동안의 최고가격 및 최저가격과 비교하여 최고가격 이상으로 상승하면 매수신호를, 최저가격 이하로 하락하면 매도신호를 발생시킨다.

L-S-O 가격채널(L-S-O Price Channel, LSO) 시스템은 오늘의 종가가 과거 일정기간(n) 중 n 일 전부터 시작되는 참고 구간(reference interval: m , 단 $m < n$) 동안의 최고가격 이상으로 상승하면 매수신호를, 최저가격 이하로 하락하면 매도신호를 발생시킨다.

M-II 가격채널(MII Price Channel, MII) 시스템은 오늘의 종가와 n 일 전의 이론적 고가 및 저가를 비교하여 거래신호를 구한다. 여기서 이론적 고가(저가)는 n 시점에서의 종가와 다음날의 고가(저가) 중 상대적으로 더 높은(낮은) 가격이다. 이동평균 시스템들과 마찬가지로, CHL 시스템과 MII 시스템은 과거 가격의 최고점들 및 최저점들 주위로 형성되는 가격밴드 b 를 갖는다.

3. 모멘텀 진동지표(momentum oscillator) 시스템

가격의 절대적인 수준에 의존하는 가격채널 시스템들과는 달리, 모멘텀 진동지표 시스템들은 가격변화의 크기를 계량화하여 추세를 파악한다. 모멘텀 값들은

평활화된(smoothed) 가격 움직임으로 해석될 수 있다는 점에서 이동평균과 매우 유사하나 일반적으로 추세역전 현상이 일어나기 전에 증가 혹은 감소하므로 추세변화를 사전적으로 파악할 수 있는 유익한 정보를 제공한다. 모멘텀 진동지표는 방향성을 갖는 가격움직임의 속도를 측정하며(Wilder 1978, p. 63), 가격이 빠르게 상승하는 경우 어떤 적절한 시점에서 그 점은 과매수된 상태로 간주되고, 반대의 경우 어떤 적절한 시점에서 그 점은 과매도된 상태로 간주된다. 따라서, 모멘텀 진동지표 시스템들은 대개 모멘텀 지표와 미리 설정한 임계치(thresholds)를 비교하여 거래신호를 만들어 낸다.

본 논문에서 고려되는 다섯 가지 모멘텀 진동지표 시스템들은 다음과 같다: 방향지표(Directional Indicator, DRI), 범위지수(Range Quotient, RNQ), 참고편차(Reference Deviation, REF), 방향운동(Directional Movement, DRM), 그리고 상대강도지수(Relative Strength Index, RSI). DRI 시스템은 과거 일정기간(n) 동안의 전체가격변화에서 차지하는 순가격변화의 비중을 계산하여 이 방향지표(directional indicator)가 양(+의 특정 임계치(e))를 초과하면 매수신호를, 음(-의 특정 임계치를 초과하면 매도신호를 발생시킨다. 전체가격변화는 n 일 동안 일어나는 가격변화의 절대값의 총합이며, 순가격변화는 현재의 증가에서 n 일 전의 증가를 뺀 값이다.

RNQ 시스템은 주어진 n 일 동안 평균 일별 가격범위(average daily price range)와 전체 가격범위의 관계를 나타내는 범위지수(Range Quotient) 지표에 근거하여 DRI 시스템과 유사하게 거래신호를 발생시킨다.

REF 시스템은 n 일 동안의 일별 증가와 이동평균의 차이를 계산하여 편차값(reference deviation value)을 만들고 이를 양(+과 음(-)의 임계치들과 비교하여 거래신호를 구한다.

DRM 시스템은 n 기간 동안 일별 고가들의 변화(directional movement, +DM)의 합과 저가들의 변화(-DM)의 합을 각각 구한 뒤, 이들 각각이 일별 가격범위의 합에서 차지하는 비중을 지표(directional indicator, DI)화하여 두 지표들(+DI, -DI)의 값을 직접 비교하는 것에 의해 거래신호를 만들어 낸다. +DI가 -DI보다 크면 매수신호를, 작으면 매도신호를 발생시킨다.

Wilder(1978)에 의해 고안된 RSI 시스템은 n 일 동안의 일별 증가들의 가격변화를 양과 음의 가격변화로 나누고 이들의 평균비를 이용해 가격변화의 상대강도(relative strength)를 측정한다. 상대강도지수(Relative Strength Index)를 이용한 다양한 거래규칙이 개발되어 있으나 본 논문에서는 상대강도지수가 특정 임계치(e) 이하로 하락한 후 다시 상승하여 그 임계치를 상향 돌파하면 매수신호로 간주하고, $100-e$ 의 임계치 이상으로 상승한 후 다시 하락하여 그 임계치를 하향 돌파하면 매도신호로 간주하는 거래규칙을 채택한다.

4. 추적 청산(trailing stop) 시스템

추적 청산 시스템들은 현재 추세의 위·아래에 가격움직임을 추적하는 점들을

만들어 작은 가격변화들은 여과하고 큰 가격변화들에 대해서만 거래신호를 찾도록 고안된 규칙이다. 본 논문에서 다루어지는 추적 청산 시스템들은 Alexander(1961)의 필터규칙(ALX)과 Wilder(1978)의 포물선 시간/가격(Parabolic Time/Price, PAR) 시스템이다.

ALX 시스템은 적어도 1990년대 초반까지는 이동평균 시스템들보다 더욱 널리 연구된 거래전략으로, 현재의 가격을 가장 최근의 최저가 및 최고가와 비교하여 작은 가격움직임을 여과하는 것에 의해 거래신호를 발생시킨다. 본 논문에서 사용되는 필터규칙은 Logue and Sweeney(1977), Sullivan *et al.*(1999) 등에 의해 사용되어졌던 것과 유사한 것으로서, 오늘의 종가가 가장 최근의 최저가보다 $x\%$ 이상 상승하면 매수신호를, 가장 최근의 최고가보다 $y\%$ 이상 하락하면 매도신호를 발생시킨다.

PAR 시스템은 과거 가격들을 평활하는 것에 의해 거래신호를 발생시키는데, 이동평균과는 달리 가격의 움직임이 일어나는 시간과 방향에 의존하는 추적 청산점들(stops)을 이용한다. 이 추적 청산점들은 기존의 포지션과 일치하는 가격의 방향(즉, 매수 포지션의 경우 상승; 매도 포지션의 경우 하락)으로 점증하는 상수(incremental constant)만큼 매일 움직인다. 따라서, 만약 가격의 움직임이 구체화되지 않거나 기존의 방향과 반대로 흐른다면, 추적 청산점들은 현재의 포지션을 청산하고 반대 포지션을 취하는 거래신호를 발생시킨다. 추적 청산점들은 stop and reverse(SAR)로 언급되기도 한다.

5. 거래량관련 시스템

다양한 거래량관련 시스템들이 존재하나 가장 널리 이용되는 것들 중의 하나는 On-Balance Volume(OBV) 시스템이다. 거래량 정보는 가격이 전달하지 못하는 정보를 포함할 수도 있기 때문에 중요하게 취급되는 지표이다(Blume *et al.* 1994). OBV 지표는 어떤 날의 종가가 전날의 종가보다 상승했을 때에는 그날의 거래량에 양(+)의 부호를 주고, 하락했을 때에는 음(-)의 부호를 주어 그 값들을 누적 합계하여 구한다. OBV 지표를 이용한 거래규칙도 다양하게 개발되어 있으나, 본 논문에서는 Sullivan *et al.*(1999)이 사용한 것처럼 OBV 지표의 장·단기 단순이동평균을 계산하여 MAC 시스템과 같은 방법으로 거래신호를 발생시키도록 설계되었다.

6. 복합시스템

복합시스템(combination system)으로 고려되는 거래전략은 방향 포물선(Directional Parabolic, DRP) 시스템으로 위에서 살펴본 DRM 시스템과 PAR 시스템을 조합한 것이다. 즉, 두 시스템들이 같은 방향을 나타내면 PAR 시스템에 따른 거래를 실행하고, 그렇지 않으면 시장으로부터 퇴거하는 거래전략이다. 구체적으로, 만약 +DI가 -DI보다 크다면 PAR 시스템의 매수신호를 따르고, 그 반대의 경우라면 PAR 시스템의 매도신호를 따른다. 한 가지 예외는 시장에서 퇴거해 있는 동안 두 DI 지표들의 교차가 일어난다면 PAR 시스템의 진입시점 대신 DRM 시스템의 진입시점을 따르는

것이다.

7. 벤치마크(benchmark)

본 논문에서는 선물시장에 대한 기존 연구들(Peterson and Leuthold 1982; Lukac and Brorsen 1990)을 따라 항상 시장으로부터 퇴거해 있는 상태, 즉 영(0)의 수익률을 벤치마크로 삼는다. Peterson and Leuthold(1982)는 선물시장에서는 주식시장에서의 균형기대수익을 나타내는 정기적인 배당금 지급이 이루어지지 않고, 나아가 선물시장이 동수의 매수 포지션과 매도 포지션이 존재하는 제로섬(zero-sum) 게임이라는 점을 들어 영의 수익률이 벤치마크로서 타당하다고 주장하였다.

IV. 실증분석

1. 자료 및 성과기준

KOSPI200 선물지수에 대한 기술적 거래규칙들의 투자성과를 측정하기 위해 증권선물거래소로부터 구한 1997년 3월물부터 2006년 12월물까지의 KOSPI200 선물지수 일별 자료를 사용하였다. 이 기간 동안의 최근월물 일별 가격 및 가격변동성 추이는 <그림 1>에 나타나 있다. 거래신호를 얻기 위해 많게는 약 1년간의 과거자료가 필요하므로 실제 분석은 1998년 3월물부터 시작된다.

<그림 1>의 위치

본 논문에서 사용된 자료는 ‘지배적인 계약’(dominant contracts)으로 구성된 연속선물지수(continuous futures price series)이다. 연속선물지수를 사용하는 이유는 KOSPI200 선물지수가 최근월물 위주로만 거래가 되어왔기 때문이다. ‘지배적인 계약’은 거래되고 있는 월물들 가운데 미결제약정이 가장 높은 월물로, 시장의 특성을 가장 잘 나타낸다고 볼 수 있다. 따라서 표본기간 동안 각각의 ‘지배적인 계약’에 대해 연속선물지수를 구한 다음, 첫 번째 ‘지배적인 계약’에서부터 최종 ‘지배적인 계약’에 이르기까지 순차적으로 롤오버(rollover)시키면서 거래규칙들의 투자성과를 평가해 나간다. 이 같은 방법을 사용함으로써 각 월물에 대한 장기적인 가격분석이 가능하며, 롤오버 시점 이후의 연속선물지수에 대해서만 성과측정을 하게 되므로 실제 수익률을

왜곡하지 않게 된다.²

본 논문에서는 두 가지 성과기준, 즉 순수익률과 샤프비율을 사용하여 거래규칙들의 투자성과를 측정하였다. 먼저 t 기에 기술적 거래규칙 k 에 대한 일별 연속복리 총수익률은 다음과 같이 정의된다:

$$r_{k,t+1}^g = [\ln(P_{t+1}) - \ln(P_t)]S_{k,t}. \quad (10)$$

여기서 P_{t+1} 와 P_t 는 각각 $t+1$ 와 t 기의 선물가격이며, $S_{k,t}$ 는 지시변수로서, 거래규칙 k 가 매수신호를 나타낼 때는 $+1$, 매도신호를 나타낼 때는 -1 , 그리고 중립적인 신호(시장퇴거)를 나타낼 때는 0 의 값을 갖는다.

그렇다면, 일별 순수익률은 다음과 같이 계산될 수 있다:

$$r_{k,t+1} = r_{k,t+1}^g + d_{t+1} \left(\frac{n_k}{N_k^{in}} \right) \ln(1-c), \quad (11)$$

단 n 은 왕복거래횟수, N^{in} 은 시장에 진입해 있는 날의 수(즉, $N^{in} = N - N^{out}$, 단 N^{out} 은 시장에서 퇴거해 있는 날의 수), d_{t+1} 은 시장에 진입해 있을 때는 $+1$, 시장에서 퇴거해 있을 때는 0 의 값을 갖는 지시변수, 그리고 c 는 백분율로 표시된 왕복거래비용을 나타낸다. 금액으로 표시되는 왕복거래비용은 최소가격변동폭인 25,000원을 가정하였으며, c 는 이 금액표시 왕복거래비용을 거래월물의 평균가격(선물지수 \times 50만원)으로 나누어 구한 값이다. 25,000원의 왕복거래비용은 투자자들이 지불하는 실제 거래수수료보다 클 수도 있으나 체결비용(execution costs 또는 slippage costs)을 감안하여 보수적으로 책정한 것이다.

또 다른 성과기준인 샤프비율은 거래규칙의 위험 한 단위에 대한 초과수익률을 나타낸다. 선물시장에서는 거래증거금으로 대응증권을 예탁할 수 있으므로 무위험 이자율을 지불할 필요가 없다. 따라서, 거래규칙 k 의 샤프비율(SR_k)은 다음과 같이 계산될 수 있다:

$$SR_k = \bar{r}_k / \hat{\sigma}_k, \quad (12)$$

단 \bar{r}_k 는 거래규칙 k 의 평균 순수익률이고 $\hat{\sigma}_k$ 는 순수익률의 표준편차를 나타낸다.

성과기준을 계산할 때 사용되는 그 외 다른 가정들은 다음과 같다: (1) 모든 거래는 한 계약 기준이다. 즉, 투자자는 한 계약만을 거래한다; (2) 포지션의 피라미딩(pyramiding)이나 수익의 재투자는 허용되지 않는다; (3) 투자자는 거래증거금을 항상 충족시킬 수 있을 만큼 충분한 자금을 가지고 있다.

² ‘지배적인 계약’의 연속선물지수에 관한 보다 구체적인 논의는 박철호(2006)를 참조하라.

2. 부트스트랩(bootstrap) 표본추출 방법

앞에서 언급한 바와 같이 본 논문에서는 기술적 거래규칙들의 통계적 유의성을 검정하기 위해 Politis and Romano(1994)의 ‘안정적 부트스트랩’(stationary bootstrap) 방법을 이용한다. 안정적 부트스트랩 방법은 기하분포(geometric distribution)를 따르는 무작위의 블록길이(l)로 원시계열을 재표본추출(re-sampling)하여 부트스트랩 시계열을 구성하므로 원시계열의 종속성(dependence)과 안정성(stationarity)을 보존할 수 있는 장점이 있다.

재표본추출 알고리즘은 랜덤 인덱스, $\eta(t)$, $t=1, \dots, N$ 를 뽑는 방법과 직접적으로 관련되며, 본 논문은 White(2000, p. 1104)에 의해 제안된 방법을 따른다: (i) 먼저 평활모수(smoothing parameter) $q=1/l=q_N$ 를 선택한다. 여기서 $0 < q_N \leq 1$ 이고, $N \rightarrow \infty$ 임에 따라 $q_N \rightarrow 0$, $Nq_N \rightarrow \infty$ 이다. q 는 블록길이와 역의 관계에 있기 때문에 큰 q 값은 종속성이 낮은 시계열에 사용되고 작은 q 값은 종속성이 높은 시계열에 사용된다; (ii) $t=0$ 으로 놓고 $\eta(0)$ 를 무작위로, 독립적으로, 그리고 균등하게 추출한다; (iii) t 를 증가시키되 만약 $t > N-1$ 이면 중지하고, 그렇지 않으면 다른 모든 확률변수와 독립적인 표준균등확률변수(standard uniform random variable) U 를 $[0,1]$ 구간에서 추출한다: (a) $U < q$ 이면, $\eta(t)$ 를 $[0, \dots, N-1]$ 로부터 무작위로, 독립적으로, 그리고 균등하게 추출한다. (b) $U \geq q$ 이면, $\eta(t) = \eta(t-1) + 1$ 이고 만약 $\eta(t) > N-1$ 이면 $\eta(t) = 0$ 으로 다시 놓는다; (iv) (iii)의 과정을 반복한다.

본 논문에서는 평활모수 q 를 평균 블록길이 20에 상응하는 0.05로 가정하였고 부트스트랩 표본수 B 는 1,000개로 정하였다. 김상환, 조태근(2004, p. 85)은 KOSPI지수의 수익률을 이용한 분석에서 블록길이가 20정도일 때 원시계열의 종속성이 충분히 잘 구현됨을 보였다. 한편, Sullivan *et al.*(1999)은 다우존스 산업평균지수와 S&P 500 선물지수에 대해 $q=0.1$, $B=500$ 으로 정하고 White의 BRC 검정을 실시하였는데, 그들의 검정결과가 평활모수의 선택에 의해 크게 영향받지 않음을 관찰하였다.

3. 통계적 검정방법에 의한 기술적 거래규칙들의 투자성과분석

<표 2>는 1998-2006년 기간 동안 각 성과기준하에서 가장 우수한 투자성과를 낸 거래규칙들의 상세정보를 담고 있다.³ 순수익률 기준하에서 최우수 거래규칙은 MCD(30,100,30,0)으로 30일 단기 지수이동평균과 100일 장기 지수이동평균의 차이에 의해 정의되는 MACD선과 그 MACD선의 30일 지수이동평균인 신호선을 비교하여 거

³ 정확히 기술하자면 성과측정기간은 1998년 3월물부터 2006년 12월물까지이다. 해당 연도의 투자성과 또한 역년(calendar year) 기준이 아닌 그 해 3월물부터 12월물까지의 거래를 기준으로 측정한 것이다. 예를 들어, 2005년도 수익률은 2004년 12월물에서 2005년 3월물로 롤오버(rollover)한 시점에서부터 2005년 12월물의 거래가 끝나는 시점까지의 수익률이다.

래신호를 발생시키는 MACD규칙인 것으로 밝혀졌다.⁴ 이 규칙은 표본기간 동안 연평균 9회 정도의 왕복거래를 통해 연평균 31.71%의 높은 순수익률을 거둔 것으로 나타났다. 그러나, <그림 2>에서 보는 바와 같이 그 수익률의 대부분은 2003년 이전에 실현된 것으로서, 특히 1998년의 약 150%에 달하는 높은 수익률이 크게 반영된 결과라 볼 수 있다. 1998년을 제외한 나머지 기간에서의 연평균 순수익률은 17.41%인 것으로 나타났다.

<표 2>의 위치

<그림 2>의 위치

거래규칙들의 투자위험을 고려한 샤프비율 기준하에서의 최우수 거래규칙도 순수익률 기준하에서의 최우수 거래규칙과 매우 유사한 MCD(20,100,30,0.05)인 것으로 나타났다. 이 규칙의 연평균 샤프비율은 0.84였으며, 왕복거래횟수, 순수익률과 그 변화추이 등은 순수익률 기준하에서 선택된 최우수 거래규칙의 그것들과 크게 다르지 않았다.

최우수 기술적 거래전략들의 수익성이 시간이 지남에 따라 감소한 주요 원인 중의 하나는 시장의 구조적인 변화 때문일 수 있다. 기술적 거래전략들은 시장이 새로운 균형점을 찾아가는 조정과정에서 수익을 창출하기 때문에, 가격변동성이 줄어들 경우 수익을 낼 수 있는 거래기회 또한 감소하게 된다. <그림 1>에서 보는 것처럼 KOSPI200 선물가격의 변동성은 상장초기 이후 점차적으로 감소해왔으며, 특히 2004년 이후에는 큰 폭으로 축소되었음을 알 수 있다.

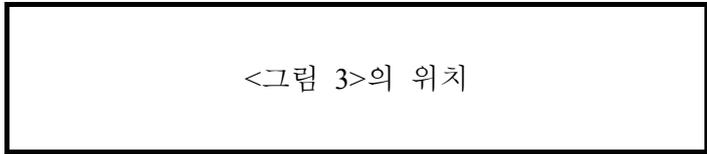
White 와 Hansen 의 p -값은 White 의 BRC 검정방법과 Hansen 의 SPA 검정방법을 21,054 개로 구성된 거래규칙들의 전체집합에 각각 적용하여 구한 것으로 거래규칙들의 상호의존성을 반영하여 자료탐색(data-snooping)의 영향을 조정한 p -값들이다. 반면, 명목(nominal) p -값은 두 검정방법을 최우수 거래규칙에만 적용하여 얻은 것으로 자료탐색의 영향을 고려하지 않은 p -값들이다. 따라서 두 p -값들의 차이는 주어진 성과기준에 대한 자료탐색 편이의 크기를 나타낸다.

<표 2>의 명목 p -값들이 함의하고 있는 것처럼, 최우수 거래규칙들만을 고려했을 때 각 성과기준하에서 최적화된 거래규칙의 투자성과가 벤치마크에 비해 우수하지 않더라는 귀무가설은 모두 1% 유의수준하에서 기각되는 것으로 나타난다. 그러나, 그 최우수 거래규칙들을 포함하고 있는 거래규칙들의 전체집합을 고려했을 때, 즉

⁴ MACD 시스템의 네 번째 모수는 신호선을 둘러싼 밴드를 나타낸다. MCD(30,100,30,0) 규칙은 영의 밴드를 가지므로 MACD 선과 신호선을 직접 비교하여 거래신호를 구한다.

자료탐색의 영향을 감안했을 때의 p -값들은 모두 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이러한 결과는 투자자나 연구자들이 거래규칙의 전체집합을 고려하지 않고 단지 최우수 거래규칙만을 고려할 경우 또는 생존 편의를 갖는 소수의 거래규칙들만을 고려할 경우 그릇된 결론에 도달할 수도 있음을 시사하는 좋은 예이다.

<그림 3>은 순수익률 기준하에서 전체 거래규칙들의 연평균 순수익률을 표시하고 있으며, 동시에 전체 규칙들을 순차적으로 고려해 나갈 때 포함되는 거래규칙들의 상호의존성을 반영한 White 의 p -값들을 나타내고 있다. 그림에서 전체 거래규칙의 각각은 x -축에 순차적으로 표시되어 있는데, 진한 선은 해당 지점까지의 모든 거래규칙을 고려하여 가장 높은 연평균 순수익률(좌측의 y -축에 의해 측정)을 추적하고, 옅은 선은 그에 상응하는 White 의 p -값(우측의 y -축에 의해 측정)을 추적한다.



고려되는 첫 번째 거래규칙의 수익률은 약 -6%로 이 때 White 의 p -값은 0.689 이다. 세 번째 규칙에 이르렀을 때 수익률은 13.83%로 급상승하고 p -값 또한 0.173 으로 크게 개선된다. 그러나 거래규칙들의 전체집합을 확장해 나감에 따라 투자성과가 크게 개선되지 않자 p -값은 점차 상승하기 시작하여 약 7,600 개의 규칙들을 고려했을 때 0.973 의 수준까지 높아진다. 이후 우수한 투자성과를 보이는 규칙들이 나타날 때마다 p -값은 하락을 거듭하고 마침내 최우수 규칙인 10,665 번째 규칙(MCD(30,100,30,0))에 이르렀을 때 0.451 까지 향상된다. 그러나 추가로 고려된 나머지 규칙들에서 더욱 우수한 투자성과가 나오지 않음에 따라 White 의 p -값은 미세하게 상승하기 시작하여 결국 최종 거래규칙을 전체집합에 포함시켰을 때 0.559 로 마감하게 된다. 고려되는 거래규칙(혹은 시스템)의 배열순서에 따라 최종 White 의 p -값에 이르는 경로는 각각 다르게 나타날 수도 있으나 최종 White 의 p -값은 항상 같게 된다.

4. 동적 최적화 전략을 이용한 투자성과분석

앞에서 살펴본 투자성과분석의 결과는 표본내(in-sample) 분석을 기초로 하고 있다. 순수익률 기준하에서 최우수 거래규칙은 비록 통계적으로 유의하지는 않았으나 연평균 약 32%의 높은 수익률을 기록하였다. 그럼에도 불구하고 투자자들이 그와 같은 최우수 거래규칙을 표본기간 전에 사전적으로(ex ante) 알기란 사실상 불가능하다. 오히려 투자자들은 주기적으로 과거 일정기간 동안의 자료를 분석하여 거래규칙을 최적화하고 그 최적화된 거래규칙을 표본외(out-of-sample) 기간에 적용하여 투자성과를 분석하는 경향이 있다. 이 장에서는 이와 같은 동적 최적화 거래

전략을 이용하여 거래규칙들의 투자성과를 분석하였다.

표본내 최적화 기간은 1, 2, 3, 4년을 고려하였고 각각의 기간 동안 21,054개의 거래규칙 가운데 가장 우수한 투자성과를 낸 거래규칙을 다음 1년 동안의 표본외 기간에 적용하여 투자성과를 측정하였다. 예를 들어, 1년의 최적화 기간을 사용한다면, 1999년의 표본외 투자성과를 측정하기 위해 사용되는 거래규칙은 1998년 동안 가장 우수한 투자성과를 거둔 규칙이며, 차례로 2000년의 표본외 성과분석을 위한 규칙은 1999년 동안 가장 우수한 투자성과를 낸 규칙이다. 만약 4년의 최적화 기간을 사용한다면, 표본외 투자성과가 측정되는 첫 해는 1998년부터 2001년까지의 최적화 기간을 이용하는 2002년이 될 것이다. 같은 방식으로 2003년에 대한 투자성과는 1999년부터 2002년까지의 기간 동안 가장 우수한 투자성과를 낸 규칙을 사용해 측정된다.

<표 3>은 동적 최적화 전략의 분석결과를 정리한 것이다. 패널 A의 결과는 순수익률 기준하에서 최우수 거래규칙들의 투자성과를 나타내고 있다. 최적화 기간에 따른 투자성과를 비교해 보면, 최적화 기간이 1년일 때 연평균 순수익률은 -12.12%, 2년일 때 8.74%, 3년일 때 -2.00%, 그리고 4년일 때 -0.94%인 것으로 나타나 최적화 기간이 비교적 짧은 2년일 때 가장 높은 투자성과를 보였다. 4개의 최적화 기간을 공평하게 비교하기 위해 최근 5년 동안의 성과만을 고려했을 때에도 과거 2년간에 걸쳐 최적화된 거래규칙들이 가장 높은 15.45%의 연평균 순수익률을 거두었으며, 다음으로 1년간의 최적화 기간을 가진 규칙들이 연평균 8.34%의 순수익률을 거둔 것으로 나타났다.

<표 3>의 위치

<표 3>의 패널 B는 샤프비율 기준하의 투자성과를 나타내고 있는데, 기술적 거래규칙들은 고려된 4개의 최적화 기간 모두에 대해 영(0)이하의 연평균 샤프비율을 기록하였다. 이는 어떤 투자자가 거래규칙들의 투자위험을 고려한 성과기준을 이용해 거래규칙을 선택하였을 경우, 그 거래규칙들로부터 아무런 투자성과도 얻지 못했을 것임을 의미한다.

특기할 만한 사항은 최우수 거래규칙들에 역단순이동평균 크로스오버(Counter Moving Average Crossover, CMA) 시스템이 다수 포함되어 있다는 사실이다. 이는 다수의 투자자가 따를 것으로 예측되는 추세추종매매보다는 그 같은 일반 투자자의 행태를 역이용한 추세반대매매에 의해 더 높은 수익을 낼 수도 있음을 시사하는 것이다.

V. 요약 및 결론

본 연구에서는 거래비용과 위험, 그리고 자료탐색(data-snooping)의 문제를 고려한 후 1997년부터 2006년까지 KOSPI200 선물시장에서 기술적 분석에 근거한 시스템 트레이딩이 수익성이 있었는지 여부를 분석하였다. 먼저 거래규칙들의 투자성과를 분석하는데 있어 생존 편향(survivorship bias)로 인한 자료탐색의 문제를 실질적으로 완화시키기 위하여 기술적 거래규칙들의 전체집합을 기존의 문헌에서 다루어졌던 것 보다 크게 확대하였고, 개별 거래규칙들간의 상호의존성을 고려한 통계검정방법인 White(2000)의 Bootstrap Reality Check(BRC) 방법과 Hansen(2005)의 Superior Predictive Ability(SPA) 검정 방법을 이용하여 거래규칙들의 투자성과에 대한 통계적 유의성을 검정하였다. 거래규칙의 전체집합은 총 16개의 거래시스템들로부터 유도된 21,054개의 거래규칙들로 구성되었다. 또한 기술적 분석가들이 실제로 사용하고 있는 것으로 알려진 동적 최적화 전략을 이용하여 거래규칙들의 투자성과를 분석하였다.

분석결과에 따르면, 순수익률 기준하에서의 최우수 거래규칙은 표본기간 동안 연평균 약 32%의 높은 순수익률을 거둔 것으로 나타났으나 통계적으로는 유의하지 않았으며, 거래규칙들의 투자위험을 고려한 샤프비율 기준하에서의 최우수 거래규칙도와 유사한 결과를 보였다. 이러한 결과는 기술적 거래규칙들의 높은 수익률이 거래규칙들 자체의 우수한 가격 예측력에 기인한다기 보다 우연히 얻어졌을 가능성이 높은 것임을 시사한다.

동적 최적화 전략을 이용한 분석에서는 순수익률 기준하에서 2년간에 걸쳐 최적화된 거래규칙들이 가장 우수한 성과를 보였으며, 2000년부터 2006년까지 연평균 약 9%의 순수익률을 거둔 것으로 나타났다. 그러나 샤프비율 기준하에서는 최적화 기간에 관계없이 아무런 투자성과도 얻지 못하였다. 비록 기술적 거래규칙들이 동적 최적화 전략을 이용한 분석에서 부분적인 투자성과를 보였다지만 이에 대한 해석은 신중함을 요한다. 다양한 최적화 기간이 고려되었으므로 우연히 잘 맞아 떨어진 결과일 가능성을 배제할 수 없기 때문이다. 이 문제는 추가적인 연구를 통해 검증되어야 할 필요성이 있다.

기술적 거래규칙에 관한 연구들은 표본기간과 분석 대상에 따라 서로 다른 결과를 나타내기도 하지만, 일반적으로 그 거래규칙들이 널리 통용되지 않았던 기간과 시장(예, 신흥 금융시장)에서 비교적 우수한 투자성과를 내는 것을 보고하고 있다(Park and Irwin 2007). 일부 연구자들은 그 원인을 가격예측모형의 자기파괴적인(self-destructive) 속성에서 찾는다 (Schwert 2003; Timmermann and Granger 2004). 새로운 가격예측모형은 처음 소개되었을 시에는 수익을 내기도 하나, 일단 그것이 시장에 널리 알려지고 나면 그 예측모형이 갖는 정보가 현재의 가격에 즉각 반영되게 되어 도입 초기의 수익성이 사라지게 된다는 것이다. Schwert(2003)는 규모효과(size effect)나 가치효과(value effect)와 같은 주식시장의 이상현상들(market anomalies)이 학술저널에 발표된 이후로 점차 사라지는 경향이 있음을 보고한 바 있다.

그런 의미에서, 해외 선진시장과 신흥시장을 비교 분석하여 시장간 상대적 효율성을 평가해 보는 것은 흥미있는 추후 연구과제가 될 것이다.

향후 연구에서는 또한 투자자들의 실제 행태를 적극 반영할 수 있는 좀더 다양하고 세련된 거래규칙들을 고려할 필요가 있다. 일반적으로 기술적 분석을 이용하는 투자자들은 복수의 거래시스템들을 조합하여 거래신호를 여과하거나 확인하는 방법에 의해 손실 폭을 최대한 줄이고자 노력한다. 특히, 모멘텀 진동지표(momentum oscillator) 거래시스템들에서 흔히 발견되는 가격과 기술적 지표의 방향성 괴리현상(divergence)을 이용한 거래전략들은 비교적 예측력이 뛰어난 것으로 평가되고 있다. 이러한 현상은 차트상에서는 쉽게 식별이 가능하나 정교하게 시스템화하기에는 적지 않은 어려움이 따르는 것도 사실이다. 그럼에도 불구하고, 기술적 분석의 유용성에 대한 실질적인 답을 얻기 위해서는 다수의 조합된 시스템들뿐만 아니라 차트상에서 우수한 예측력을 보이는 것으로 알려진 거래전략들을 거래규칙들의 전체집합에 함께 포함시켜 분석할 필요가 있다.

거래전략들의 과잉최적화(overfitting) 문제도 선결되어야 할 부분이다. 무수한 거래규칙들을 순수익률이나 샤프비율과 같이 한 성과기준만을 적용하여 최적화할 경우, 최적화기간 동안 가장 우수한 투자성적을 거둔 규칙이 표본외 기간에서는 열등한 성과를 보일 수도 있다. 따라서, 향후 연구에서는 분석 대상이나 기간에 관계없이 일정수준 이상의 꾸준한 성과를 내는 거래규칙이 우수한 투자전략으로 선택될 수 있도록 다양한 제약조건을 부여해보는 것이 필요하다. 물론, 이 경우에는 자료탐색(data snooping)의 문제를 고려한 통계검정의 어려움이 뒤따를 수 있다.

부 록 : 거래시스템들의 모수값(parameter values)

A1. 이동평균 시스템들 (단순이동평균 크로스오버, 역이동평균 크로스오버, 지수이동평균 크로스오버, On-Balance Volume)

- s = 단기 이동평균을 계산하기 위해 사용된 일수: 1, 2, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200 (21개 값)
- l = 장기 이동평균을 계산하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200, 250 (20개 값, 단 $s < l$)
- b = %밴드: 0, 0.001, 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.03 (7개 값)

A2. MACD 시스템

- n = 장·단기 지수이동평균을 계산하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200, 250 (20개 값, 단 단기일수 < 장기일수)
- m = 신호선의 지수이동평균을 계산하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50 (10개 값)
- b = %밴드: 0, 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.5 (6개 값)

A3. 외부가격채널 시스템과 M-II 가격채널 시스템

- n = 과거 최고가격 및 최저가격을 구하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200, 250 (20개 값)
- b = %밴드: 0, 0.001, 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.03 (7개 값)

A4. L-S-O 가격채널 시스템

- n = 과거 최고가격 및 최저가격을 구하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200, 250 (20개 값)
- m = 참고 구간: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200 (19개 값, 단 $m < n$)

A5. 방향지표(Directional Indicator) 시스템

- n = 방향지표를 계산하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200, 250 (20개 값)
- e = 임계치: 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24, 27, 30, 33, 36, 39, 42, 45, 48, 51, 54, 57, 60, 63, 66, 69, 72, 75, 78, 81, 84, 87, 90 (30개 값)

A6. 범위지수(Range Quotient) 시스템

- n = Range Quotient 지표를 계산하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40,

45, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 125, 150, 175, 200, 250 (20개 값)

• e = 임계치: 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90 (9개 값)

A7. 참고편차(Reference Deviation) 시스템

• n = 편차값(reference deviation value)을 계산하기 위해 사용된 일수: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50 (10개 값)

• e = 임계치: 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90 (18개 값)

A8. 방향운동(Directional Movement) 시스템

• n = 방향지표를 계산하기 위해 사용된 일수: 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, 28, 30, 32, 34, 36, 38, 40, 42, 44, 46, 48, 50, 52, 54, 56, 58, 60 (30개 값)

A9. 상대강도지수(Relative Strength Index) 시스템

• n = 상대강도지수(relative strength index)를 계산하기 위해 사용된 일수: 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, 28, 30, 32, 34, 36, 38, 40, 42, 44, 46, 48, 50 (25개 값)

• e = 임계치: 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, 28, 30, 32, 34, 36, 38, 40, 42, 44, 46, 48 (20개 값)

A10. Alexander의 필터(Alexander's Filter) 시스템

• $x = y$ = 필터: 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.025, 0.03, 0.035, 0.04, 0.045, 0.05, 0.06, 0.07, 0.08, 0.09, 0.10, 0.12, 0.15, 0.20 (18개 값)

A11. 포물선 시간/가격(Parabolic Time/Price) 시스템

• ic = 점증 상수(incremental constant): 0.001, 0.002, 0.003, 0.004, 0.005, 0.006, 0.007, 0.008, 0.009, 0.010, 0.011, 0.012, 0.013, 0.014, 0.015, 0.016, 0.017, 0.018, 0.019, 0.020, 0.021, 0.022, 0.023, 0.024, 0.025, 0.026, 0.027, 0.028, 0.029, 0.030 (30개 값)

A12. 방향 포물선(Directional Parabolic) 시스템

• n = 방향지표를 계산하기 위해 사용된 일수: 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, 28, 30, 32, 34, 36, 38, 40, 42, 44, 46, 48, 50, 52, 54, 56, 58, 60 (30개 값)

• ic = 점증 상수(incremental constant): 0.001, 0.002, 0.003, 0.004, 0.005, 0.006, 0.007, 0.008, 0.009, 0.010, 0.011, 0.012, 0.013, 0.014, 0.015, 0.016, 0.017, 0.018, 0.019, 0.020, 0.021, 0.022, 0.023, 0.024, 0.025, 0.026, 0.027, 0.028, 0.029, 0.030 (30개 값)

참 고 문 헌

- 김상환, 조태근, “기술적 거래전략의 예측력 검증,” 「재무연구」, 16, 2003, 67-93.
- 김상환, 조태근, “기술적 분석의 성과측정에 대한 시뮬레이션연구,” 「증권학회지」, 33, 2004, 69-104.
- 김진호, 신성환, “이동평균법과 신경망 기법을 이용한 마켓타이밍 전략의 투자성과,” 「증권학회지」, 19, 1996, 111-143.
- 박철호, “거래전략 평가를 위한 선물가격 시리즈,” 「선물시장」, 105, 2006, 24-31.
- 이근영, “기술적 거래방법을 이용한 주식수익률 분석,” 「금융연구」, 9, 1995, 39-64.
- Alexander, S.S., “Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random Walks,” *Industrial Management Review*, 2, 1961, 7-26.
- Alexander, S.S., “Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random Walks No. 2,” *Industrial Management Review*, 5, 1964, 25-46.
- Beja, A., and M.B. Goldman, “On the Dynamic Behavior of Prices in Disequilibrium,” *Journal of Finance*, 35, 1980, 235-248.
- Billingsley, R.S., and D.M. Chance, “Benefits and Limitations of Diversification among Commodity Trading Advisors,” *Journal of Portfolio Management*, Fall 1996, 65-80.
- Blume, L., D. Easley, and M. O’Hara, “Market Statistics and Technical Analysis: The Role of Volume,” *Journal of Finance*, 49, 1994, 153-181.
- Brock, W., J. Lakonishock, and B. LeBaron, “Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns,” *Journal of Finance*, 47, 1992, 1731-1764.
- Brown, D.P., and R. H. Jennings, “On Technical Analysis,” *Review of Financial Studies*, 2, 1989, 527-551.
- Cheung, Y.W., and M.D. Chinn, “Currency Traders and Exchange Rate Dynamics: A Survey of the US Market,” *Journal of International Money and Finance*, 20, 2001, 439-471.
- Cheung, Y.W., and C.Y.P. Wong, “A Survey of Market Practitioners’ Views on Exchange Rate Dynamics,” *Journal of International Economics*, 51, 2000, 401-419.
- Cheung, Y.W., M.D. Chinn, and I.W. Marsh, “How Do UK-Based Foreign Exchange Dealers Think Their Market Operates?” *International Journal of Finance and Economics*, 9, 2004, 289-306.
- Clyde W.C., and C.L. Osler, “Charting: Chaos Theory in Disguise?” *Journal of Futures Markets*, 17, 1997, 489-514.
- De Long, J.B., A. Shleifer, L.H. Summers, and R.J. Waldmann, “Positive Feedback Investment Strategies and Destabilizing Rational Speculation,” *Journal of Finance*, 45, 1990, 379-395.

- De Long, J.B., A. Shleifer, L.H. Summers, and R.J. Waldmann, "The Survival of Noise Traders in Financial Markets," *Journal of Business*, 64, 1991, 1–19.
- Denton, F.T., "Data Mining as an Industry," *Review of Economics and Statistics*, 67, 1985, 124–127.
- Donchian, R.D., "High Finance in Copper," *Financial Analysts Journal*, Nov./Dec. 1960, 133–142.
- Fama, E.F., "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work," *Journal of Finance*, 25, 1970, 383–417.
- Fama, E.F., and M.E. Blume, "Filter Rules and Stock Market Trading," *Journal of Business*, 39, 1966, 226–241.
- Froot, K.A., D.S. Scharfstein, and J.C. Stein, "Herd on the Street: Informational Inefficiencies in a Market with Short-Term Speculation," *Journal of Finance*, 47, 1992, 1461–1484.
- Fung, W., and D.A. Hsieh, "Survivorship Bias and Investment Style in the Returns of CTAs," *Journal of Portfolio Management*, 24, 1997, 30–41.
- Gartley, H.M., *Profits in the Stock Market*, New York, NY: H.M. Gartley Inc., 1930.
- Gehrig, T., and L. Menkhoff, "Extended Evidence on the Use of Technical Analysis in Foreign Exchange," *International Journal of Finance and Economics*, 11, 2006, 327–338.
- Hansen, P.R., "A Test for Superior Predictive Ability," *Journal of Business and Economic Statistics*, 23, 2005, 365–380.
- Hsu, P.-H., and C.-H. Kuan. "Reexamining the Profitability of Technical Analysis with Data Snooping Checks," *Journal of Financial Econometrics*, 3, 2005, 606–628.
- Jensen, M.C., and G.A. Benington, "Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence," *Journal of Finance*, 25, 1970, 469–482.
- Kaufman, P.J., *Trading Systems and Methods*, New York, NY: John Wiley & Sons, 1998.
- Murphy, J.J., *Technical Analysis of the Futures Markets*, New York, NY: New York Institute of Finance, 1986.
- Lo, A., and A.C. MacKinlay, "Data Snooping Biases in Tests of Financial Asset Pricing Models," *Review of Financial Studies*, 3, 1990, 431–467.
- Logue, D.E., and R.J. Sweeney, "'White-Noise' in Imperfect Markets: The Case of the Franc/Dollar Exchange Rate," *Journal of Finance*, 32, 1977, 761–768.
- Lui, Y.H., and D. Mole, "The Use of Fundamental and Technical Analyses by Foreign Exchange Dealers: Hong Kong Evidence," *Journal of International Money and Finance*, 17, 1998, 535–545.
- Lukac, L.P., and B.W. Brorsen, "A Comprehensive Test of Futures Market Disequilibrium," *Financial Review*, 25, 1990, 593–622.
- Oberlechner, T., "Importance of Technical and Fundamental Analysis in the European Foreign Exchange Market," *International Journal of Finance and Economics*, 6, 2001, 81–93.

- Park, C.-H., *The Profitability of Technical Trading Rules in US Futures Markets*, Ph.D. Dissertation, University of Illinois at Urbana-Champaign, 2005.
- Park, C.-H., and S.H. Irwin, "The Profitability of Technical Analysis: A Review," AgMAS Project Research Report No. 2004-04, University of Illinois at Urbana-Champaign, 2004. <http://ssrn.com/abstract=603481>
- Park, C.-H., and S.H. Irwin, "What Do We Know about the Profitability of Technical Analysis?" *Journal of Economic Surveys*, 21, 2007, 786-826.
- Peterson, P.E., and R.M. Leuthold, "Using Mechanical Trading Systems to Evaluate the Weak form Efficiency of Futures Markets," *Southern Journal of Agricultural Economics*, 14, 1982, 147-152.
- Politis, D.N., and J.P. Romano, "The Stationary Bootstrap," *Journal of the American Statistical Association*, 89, 1994, 1303-1313.
- Pring, M.J., *Technical Analysis Explained*, New York, NY: McGraw-Hill, 2002.
- Ready, M.J., "Profits from Technical Trading Rules," *Financial Management*, 31, 2002, 43-61.
- Samuelson, P.A., "Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly," *Industrial Management Review*, 6, 1965, 41-49.
- Schmidt, A.B., "Why Technical Trading May Be Successful? A Lesson from the Agent-Based Modeling," *Physica A*, 303, 2002, 185-188.
- Schwager, J.D., *Schwager on Futures: Technical Analysis*, New York, NY: John Wiley & Sons, 1996.
- Schwert, G.W., "Anomalies and Market Efficiency," In G. Constantinides, M. Harris and R. Stulz (ed.) *Handbook of the Economics of Finance* (pp. 937-972), Elsevier North-Holland, 2003.
- Slezak, S.L., "On the Impossibility of Weak-Form Efficient Markets," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 38, 2003, 523-554.
- Sullivan, R., A. Timmermann, and H. White, "Data Snooping, Technical Trading Rule Performance, and the Bootstrap," *Journal of Finance*, 54, 1999, 1647-1691.
- Taylor, M.P., and H. Allen, "The Use of Technical Analysis in the Foreign Exchange Market," *Journal of International Money and Finance*, 11, 1992, 304-314.
- Timmermann, A., and C.W.J. Granger, "Efficient Market Hypothesis and Forecasting," *International Journal of Forecasting*, 20, 2004, 15-27.
- Van Horne, J.C., and G.G.C. Parker, "The Random-Walk Theory: An Empirical Test," *Financial Analysts Journal*, 23, 1967, 87-92.
- Van Horne, J.C., and G.G.C. Parker, "Technical Trading Rules: A Comment," *Financial Analysts Journal*, 24, 1968, 128-132.
- West, K.D., "Asymptotic Inference about Predictive Ability," *Econometrica*, 64, 1996, 1067-1084.

White, H., “A Reality Check for Data Snooping,” *Econometrica*, 68, 2000, 1097–1126.

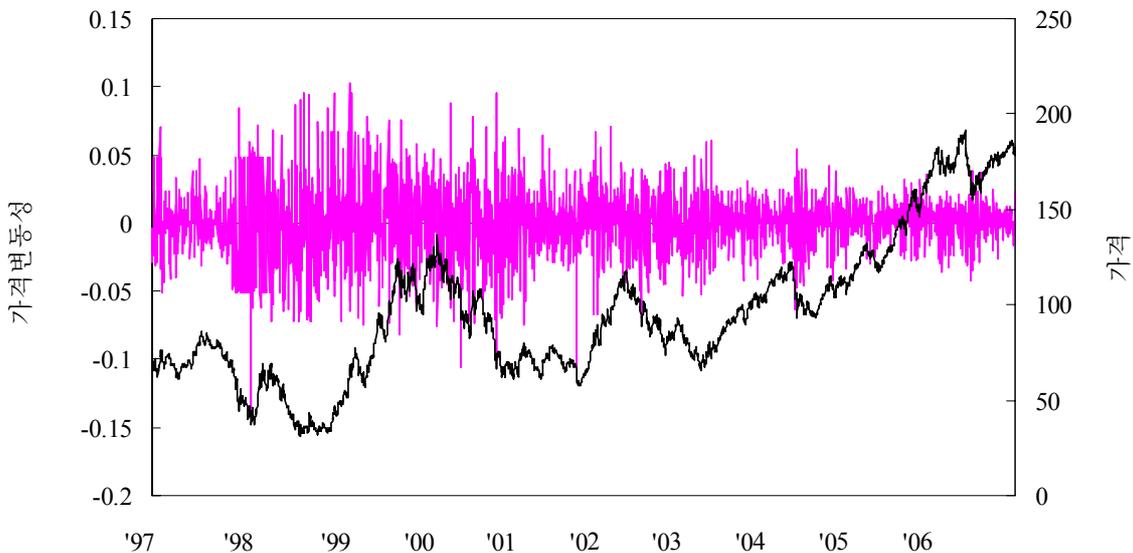
Wilder, J.W. Jr., *New Concepts in Technical Trading Systems*, Trend Research, Greensboro, NC: Hunter Publishing Company, 1978.

<표 1> 기술적 거래시스템들의 일반적 특성

기술적 거래시스템	시스템의 형태	거래가격	모수의 수	거래규칙의 수
1. 단순이동평균 크로스오버 (MAC)	가격 이동평균	시가	3	1,610
2. 역단순이동평균 크로스오버 (CMA)	가격 이동평균	시가	3	1,610
3. 지수이동평균 크로스오버 (DMC)	가격 이동평균	시가	3	1,610
4. MACD (MCD)	가격 이동평균	시가	4	11,400
5. 외부가격채널 (CHL)	가격 채널	종가	2	140
6. M-II 가격채널 (MII)	가격 채널	종가	2	140
7. L-S-O 가격채널 (LSO)	가격 채널	종가/지정가	2	190
8. 방향지표 (DRI)	모멘텀 진동지표	시가	2	600
9. 범위지수 (RNQ)	모멘텀 진동지표	시가	2	180
10. 참고편차 (REF)	모멘텀 진동지표	시가	2	180
11. 방향운동 (DRM)	모멘텀 진동지표	지정가	1	30
12. 상대강도지수 (RSI)	모멘텀 진동지표	시가	2	500
13. Alexander의 필터 (ALX)	추적 청산	종가	2	324
14. 포물선 시간/가격 (PAR)	추적 청산	지정가	1	30
15. On-Balance Volume (OBV)	거래량 이동평균	시가	3	1,610
16. 방향 포물선 (DRP)	복합시스템	지정가	2	900

주) 거래가격에서 시가(종가)는 오늘 거래신호가 발생하였을 때 거래가 내일의 시가(오늘의 종가)에서 이루어지는 것을 의미하며, 지정가는 브로커에게 지정가 주문(a stop order)이 전달되고 그 지정가에서 거래가 이루어지는 것을 나타낸다. 종가/지정가는 시장 진입은 오늘의 종가에서, 시장 퇴거는 오늘의 지정가에서 이루어지는 것을 의미한다.

<그림 1> KOPSI200 선물지수의 최근월물 일별 가격 및 가격변동성 추이, 1997-2006

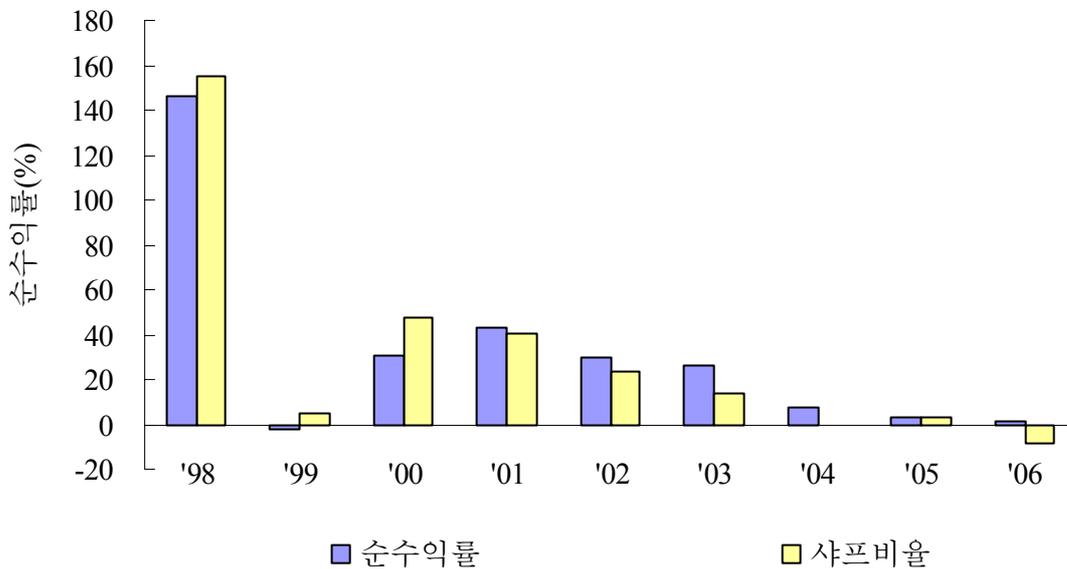


<표 2> KOSPI200 선물시장에서 최우수 기술적 거래규칙의 투자성과, 1998-2006

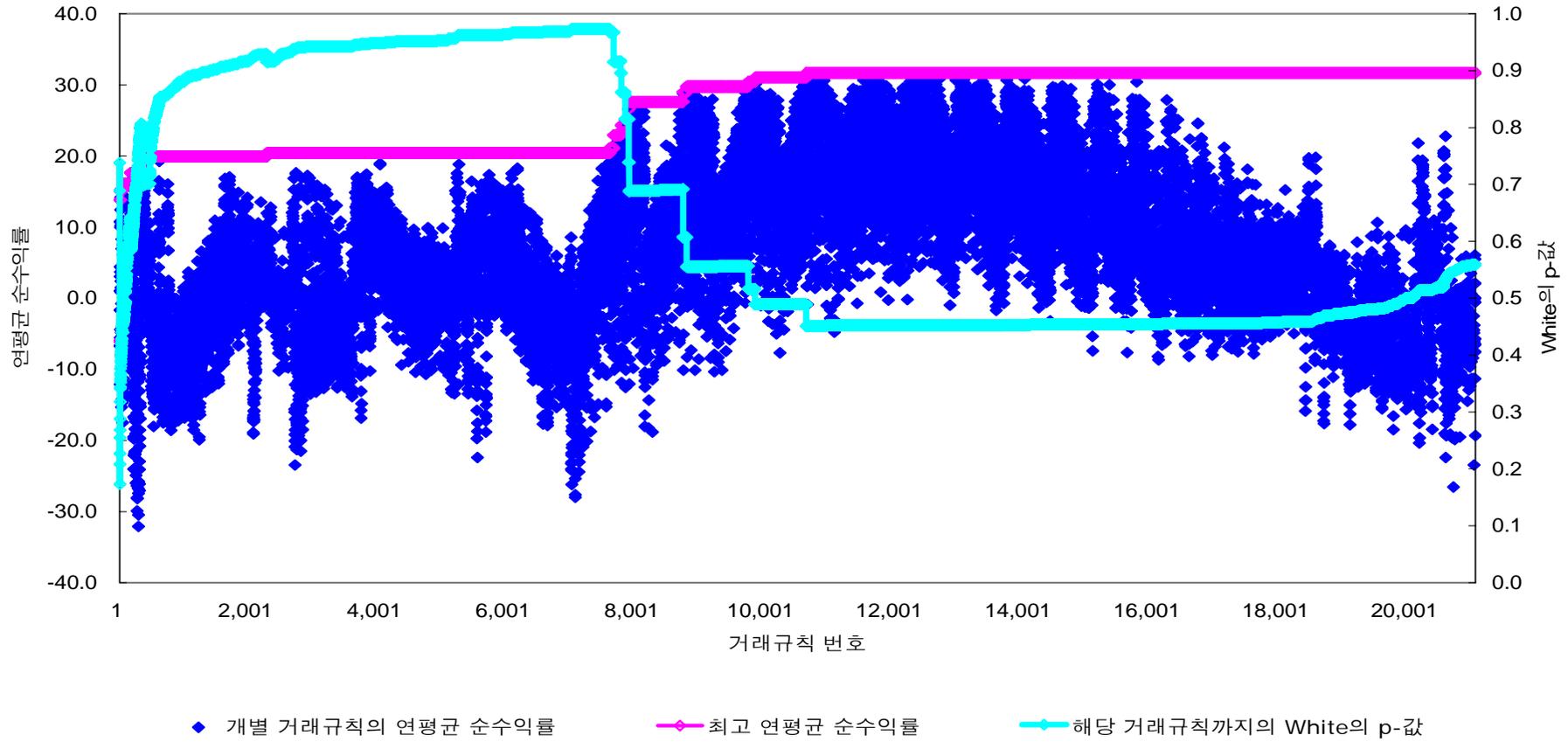
	성과기준	
	순수익률	샤프비율
최우수 거래규칙	MCD(20,60,45,0.05)	MCD(15,90,30,0.10)
연평균 수익률	31.71%	31.00%
샤프비율	0.83	0.84
연평균 왕복거래횟수	8.78	9.22
White의 p -값 (명목 p -값)	0.559 (0.008)	0.609 (0.000)
Hansen의 p -값 (명목 p -값)	0.464 (0.002)	0.464 (0.003)

주) MCD는 Moving Average Convergence-Divergence(MACD) 시스템을 나타내며, 투자성과와 왕복거래횟수는 연평균 값이다. White의 p -값과 Hansen의 p -값은 각각 White의 BRC 검정방법과 Hansen의 SPA 검정방법을 거래규칙들의 전체집합에 적용하여 구한 것으로 자료탐색의 영향을 고려한 것이며, 각각의 명목 p -값은 두 검정방법을 최우수 거래규칙에만 적용하여 얻은 것으로 자료탐색의 영향을 감안하지 않은 것이다.

<그림 2> 각 성과기준하에서 최우수 거래규칙들의 순수익률 변화 추이, 1998-2006



<그림 3> 순수익률 기준하에서 거래규칙들의 투자성과, 1998-2006



<표 3> KOSPI200 선물시장에서 동적 최적화 전략을 이용한 기술적 거래규칙들의 투자성과, 1999-2006

	최적화 기간이 1년일 때		최적화 기간이 2년일 때		최적화 기간이 3년일 때		최적화 기간이 4년일 때	
	최우수 거래규칙	투자성과	최우수 거래규칙	투자성과	최우수 거래규칙	투자성과	최우수 거래규칙	투자성과
Panel A: 순수익률 기준								
1999	RSI(50,36)	-52.31	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
2000	MCD(5,15,50,0.2)	-72.65	MCD(35,45,30,0)	24.91	N/A	N/A	N/A	N/A
2001	CMA(5,15,0.015)	-13.71	EMA(50,100,0)	-41.02	MCD(15,90,30,0.1)	37.50	N/A	N/A
2002	CMA(60,70,0.001)	-24.25	MCD(25,175,15,0)	39.81	MCD(20,25,25,0)	-26.28	MCD(25,60,25,0.1)	7.32
2003	CMA(5,15,0.005)	12.37	MAC(15,25,0.001)	5.57	CMA(5,15,0.015)	18.09	MCD(25,250,15,0)	9.55
2004	CMA(5,10,0)	22.95	CMA(5,10,0)	22.95	REF(15,20)	-13.39	CMA(5,15,0.015)	4.81
2005	RSI(2,28)	16.72	CMA(5,10,0.001)	-15.91	CMA(5,10,0.001)	-15.91	RSI(4,44)	-14.42
2006	OBV(125,150,0.005)	13.89	RSI(2,28)	24.84	OBV(45,50,0.001)	-11.98	OBV(45,50,0.001)	-11.98
평균		-12.12		8.74		-2.00		-0.94
Panel B: 샤프비율 기준								
1999	MCD(25,45,35,0.2)	0.02	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
2000	MCD(5,15,50,0.2)	-1.52	MCD(30,45,35,0.1)	0.56	N/A	N/A	N/A	N/A
2001	CMA(5,15,0.015)	-0.42	MAC(150,175,0.005)	-0.86	MCD(15,90,30,0.1)	1.10	N/A	N/A
2002	CMA(30,125,0.03)	-0.56	CMA(2,5,0.03)	-0.95	MCD(20,25,25,0)	-0.76	MCD(25,60,25,0.1)	0.23
2003	CMA(5,10,0.01)	1.50	MAC(15,25,0.001)	0.19	CMA(5,15,0.015)	0.71	MCD(15,175,25,0.05)	0.49
2004	MCD(80,175,50,0.2)	-0.51	CMA(5,10,0.015)	0.49	REF(15,20)	-0.54	CMA(5,15,0.015)	0.21
2005	RSI(2,28)	0.93	CMA(5,10,0.001)	-0.87	CMA(5,10,0.015)	-2.37	RSI(4,44)	-0.80
2006	OBV(125,150,0.03)	0.59	RSI(2,28)	1.23	OBV(45,50,0.001)	-0.62	OBV(45,50,0.001)	-0.62
평균		0.00		-0.03		-0.41		-0.10

주) 1. 투자성과는 각 성과기준하에서 해당 기간 동안의 순수익률(%)과 샤프비율을 나타낸다.

2. MAC: 단순이동평균 크로스오버; CMA: 역단순이동평균 크로스오버; DMC: 지수이동평균 크로스오버; MCD: MACD; CHL: 외부가격채널; MII: M-II 가격채널; LSO: L-S-O 가격채널; DRI: 방향지표; RNQ: 범위지수; REF: 참고편차; DRM: 방향운동; RSI: 상대강도지수; ALX: Alexander의 필터; PAR: 포물선 시간/가격; OBV: On-Balance Volume; DRP: 방향 포물선.