

KOSPI 200과 S&P 500 주가지수 선물의 상대적 가치를 이용한 거래시스템 개발

김영민* · 이석준**

〈요 약〉

주식시장에서 트레이딩 시스템(trading system)은 투자 위험을 줄이면서 수익을 극대화하기 위해 일정한 규칙을 컴퓨터에 적용하여 기계적으로 거래를 실행하는 자동매매시스템이다. 그러나 단일 자산을 거래 대상으로 하는 트레이딩 시스템 개발은 그 자산의 움직임에 의해 수익 구조가 결정되는 문제점을 가지고 있기 때문에 위험을 초래할 우려가 존재한다. 따라서 두 자산 간 상대적 가치를 활용하여 한 자산의 위험 발생 시 다른 자산의 거래를 통해 안정적인 수익을 창출할 수 있는 트레이딩 시스템 개발에 대해 주목할 필요가 있다.

본 연구에서는 두 개의 주가지수 선물 간의 상대적 가치를 이용한 규칙기반 트레이딩 시스템을 개발하는 것이 목적이다. 이를 위해 차익거래 전략 시 활용되는 두 자산의 가격비율을 기반으로 기술적 지표(technical indicator)들을 생성하고, 데이터 마이닝 기법인 러프 집합 분석을 이용하여 거래규칙을 생성하였다. 생성된 거래규칙의 유용성을 확인하기 위해 슬라이딩 윈도우(sliding window) 방법을 사용하여 거래 시뮬레이션을 적용하였으며, KOSPI 200 지수선물과 S&P 500 지수선물을 분석 대상으로 선정하여 성과를 측정하였다. 실험 결과, 제안한 시스템이 시장의 흐름과 상관없이 절대적인 수익을 발생하는 것을 확인할 수 있었다.

핵심주제어: 상대적 가치, 규칙기반 거래시스템, KOSPI 200 지수선물, S&P 500 지수선물, 차익거래

논문접수일: 2013년 11월 12일 수정일: 2013년 12월 31일 게재확정일: 2014년 02월 02일

* 연세대학교 정보산업공학 박사과정(제 1저자), wealth38@gmail.com

** 광운대학교 경영대학 경영학부 조교수(교신저자), sjlee@kw.ac.kr

이 논문은 2013년도 광운대학교 교내 학술연구비 지원에 의해 연구되었음

I. 서론

트레이딩 시스템(trading system)은 주식시장에서 투자 위험을 줄이면서 수익을 극대화하기 위해 사전에 수립된 거래규칙이 컴퓨터에 의해 자동적으로 실행되는 거래시스템이다. 따라서 트레이딩 시스템에는 투자자의 주관적 판단이 전혀 개입되지 않으며, 기계적 거래로 인해 손실을 최소화 할 수 있는 장점을 가지고 있다. 그러나 주식시장에서는 트레이딩 시스템에 대해 큰 관심이 있는 반면에 학계에서는 주목을 받지 못하고 있다. 그 이유는 1960년대에 정립되기 시작한 효율적 시장 가설(Efficient Market Hypothesis, EMH)이 학계에서 큰 호응을 얻고 있었기 때문이다(김선웅·안현철, 2010). 효율적 시장 가설은 주가가 다양한 정보를 즉각적으로 반영하기 때문에 주가는 랜덤워크(random walk)로 움직인다고 가정하고 있다. 하지만 Granger(1981)가 주가와 같은 불안정한 시계열 자료 분석에서 선형회귀분석을 적용하는 것이 타당하지 않음을 밝힌 이후, 인과관계분석(causality) 기법 등이 소개되면서 계량경제학적 주가예측 모형에 대한 연구가 활발히 이루어지기 시작하였다. 또한, Caporale와 Pittus(1998)는 공적분 검정(co-integration test)을 이용하여 부분적 주가 예측이 가능하다는 것을 증명하였으며, McMillan (2007)은 영국을 포함한 4개국 주식시장의 거래량을 입력 변수로 설정하여 비선형회귀모형을 적용한 결과, 선형회귀모형보다 우수한 투자성적을 얻을 수 있음을 발표하였다.

최근, 고도의 통계처리 기법이나 인공지능, 데이터 마이닝 기법들을 활용하여 주가의 움직임이 랜덤워크가 아닌 고도의 복잡한 패턴으로 예측될 수 있다는 연구들이 소개되고 있다. 이들 중 상당수의 연구들은 로지스틱 회귀분석, 유전자 알고리즘, 인공신경망, 서포트 벡터 머신, 퍼

지 등을 활용하였다(David and Suraphan, 2005, Tang et al., 2009, Chang et al., 2009, Dymova et al., 2012, Luo and Chen, 2013). 또한 대다수의 선행 연구들에서 기술적 지표들을 활용하여 거래규칙을 생성하고 이것을 이용하는 트레이딩 시스템이 개발되었다(Lo, 2004, Savin et al., 2007, Lee et al., 2010). 하지만 선행 연구들은 단일 자산을 거래 대상으로 트레이딩 시스템을 개발하였기 때문에 시스템의 성과는 그 자산의 움직임에 의해 결정되는 위험을 가지고 있다. 따라서 두 자산 간 상대적 가치를 활용하여 하나의 자산에 위험이 발생할 때, 또 다른 자산의 거래를 통하여 안정적인 수익을 창출하는 트레이딩 시스템의 개발이 필요하다. 일반적으로 두 자산의 상대적 가치를 활용하여 고평가된 자산을 매도하고, 저평가된 종목을 동시에 매수하는 것을 차익(arbitrage) 거래라고 하며, 이 전략은 페어 트레이딩(pairs trading) 전략 혹은 롱숏(long-short) 전략으로 알려져 있다. 1980년대 월스트리트 퀀트인 Nunzio Tartaglia에 의해 개발된 이래 현재까지 주식시장에서 널리 활용되고 있다. 특히 페어트레이딩 전략은 시장의 상승 및 하락에 상관없이 절대적인 수익을 추구하는 전략이기 때문에 많은 투자자들의 관심이 증대되고 있다.

본 연구는 두 자산의 상대적 가치를 기반으로 거래규칙을 생성한 후, 생성된 거래규칙을 한 자산에만 적용하여 두 자산을 동시에 거래하는 페어 트레이딩 전략과 유사한 수익구조를 얻을 수 있는 트레이딩 시스템을 개발하고자 한다. 이를 위해 페어 트레이딩 전략 시 활용되는 두 자산의 가격비율을 산출하고, 이 비율로 기술적 지표(technical indicator)들을 입력변수로 생성한 후 이를 데이터 마이닝 기법인 러프집합 분석에 적용하여 거래규칙을 수립한다. 주식시장에서 발생하는 방대한 양의 데이터에서 거래를 위한 규칙을 생성하는 방법론으로 러프집합의 유용성이

확인된 바 있다(Lee et al., 2010). 제안한 시스템의 성과측정을 위하여 KOSPI 200 지수선물과 S&P 500 지수선물 데이터가 사용되었으며, 슬라이딩 윈도우(sliding window) 방법을 사용하여 학습기간에서 거래규칙을 생성하여 검증기간에 적용하는 거래 시뮬레이션을 수행하였다. 제안한 시스템의 성과를 측정할 결과, 시장의 상승 또는 하락 움직임과는 상관없이 안정적인 수익을 발생하는 것을 관찰할 수 있었다.

본 연구의 구성은 다음과 같이 구성된다. 제 2장에서는 트레이딩 시스템과 거래 규칙을 생성하기 위한 러프 집합을 설명한다. 제 3장에서는 본 연구가 제안하는 페어 트레이딩 시스템을 소개하며, 제 4장에서는 실증 분석을 통해 본 연구가 제안한 시스템의 성과를 측정한다. 마지막으로 제 5장에서 본 연구의 결론 및 한계점을 토의하고자 한다.

II. 선행 연구

1. 트레이딩 시스템

트레이딩 시스템이란 투자 위험을 줄이면서 수익을 극대화하기 위해 일정한 규칙에 따라 매매를 기계적으로 수행하기 위한 거래 시스템이다. 구체적으로는 과거의 주가 자료를 분석해 최적의 수익을 제공하는 진입 및 청산 규칙, 자금 관리 등으로 구성되어 있다. 트레이딩 시스템에 대한 연구는 정보 처리 능력의 발달로 인해 실시간 발생하는 복잡하고 방대한 양의 주식 정보에 대한 실시간 분석이 가능해지면서 활발하게 진행되고 있다. 최근에는 인공지능 기법을 활용한 트레이딩 시스템 개발에 대한 연구가 많아지고 있으며, 통계적 분석방법과 기계학습 알고리

즘을 혼합한 하이브리드(hybrid) 모델의 개발 또한 활발하게 진행되어 왔다. 통계적 분석방법을 이용한 거래 시스템은 자료의 통계적 분석에 기초하여 객관적이고 과학적인 매매를 할 수 있으며, 기계학습 알고리즘은 학습을 통해 투자 전문가 처럼 지능적으로 자동화시킬 수 있는 장점을 가지고 있다. 특히, 기계학습 알고리즘을 적용한 시스템 트레이딩에 관한 대표적인 연구로써, Nunes-Letamendia(2007)은 유전자 알고리즘을 적용하여 기술적 트레이딩의 최적화 방법론을 소개하였으며, Bao and Yang(2008)은 주식정보의 고차원적 표현을 확률모형과 결합하는 인공지능 트레이딩 시스템을 개발하였다. Chavarnakul와 Enke(2009)는 인공신경망, 퍼지, 유전자 알고리즘을 활용하여 임계치(threshold)에 따른 트레이딩 시스템을 제안하였다. 또한 규칙 기반(rule-based) 형태로 투자에 대한 의사 결정 지원 시스템을 제시한 Zarandi et al.(2009)과 Chang and Liu(2008)는 주식 가격 분석을 위해 퍼지를 이용한 규칙기반의 전문가 시스템을 제안하였다.

한편 국내 연구로는 안현철·이형용(2009)는 이중 임계치 모형을 사용하여 익일의 주가 패턴이 확실치 않은 경우 보류할 수 있도록 중립지대를 설정하여 실제 투자에 활용할 수 있는 거래 시스템을 개발하였다. 허진영 외(2010)는 매매시점을 결정하기 위하여 러프 집합과 의사결정나무의 비교 분석을 수행하였으며, 이를 통해 러프 집합 분석이 의사결정나무보다 수익성이 높은 거래 규칙을 생성한다는 것을 발견하였다. 김선용·안현철(2010)는 기술적 지표 외에 주가와 관련된 다양한 변수들을 사용하여 서포트 벡터 머신 및 유전자 알고리즘의 결합을 통한 지능형 트레이딩 시스템을 제안하였다.

2. 러프 집합 이론

러프 집합은 Pawlak(1982)에 의해 처음 소개되었으며, 부정확성, 모호성, 그리고 불확실성에 대한 새로운 수학적 접근법을 의미한다. 러프 집합의 가정은 모든 개체들은 그들이 가진 어떤 정보로부터 집합이 형성될 수 있다는 것이다. 동일한 정보의 외연을 가진 개체들을 동일한 것으로 파악하며, 이러한 동질성 관계(indiscernibility relationship)가 러프 집합 이론의 기본 개념이다. 이에 따라 동질성을 가진 집합을 기본집합(elementary set)이라 하고 이들이 하나의 전체 집합에 대한 지식의 기본 단위를 이룬다. 또한, 특정 기본집합의 합집합이 되는 집합은 일반집합(crisp set)이라 하며, 그렇지 않은 경우를 러프 집합(rough set)이라고 정의한다.

러프 집합은 어떤 집합에서 확실하게 분류되는 하한 근사(lower approximation)와 불확실하게 분류되는 상한 근사(upper approximation)를 집합 이론을 통해 표현된다(Pawlak, 1991). 또한 하한 근사와 상한 근사에 따라 경계영역(boundary region)을 계산할 수 있으며, 데이터의 분석과 가공은 행과 열로 구성된 데이터 집합에서부터 출발하며 분류(classification) 대상이 되는 데이터 집합을 정보 테이블이라 한다.

러프 집합에서는 개체가 갖는 원래의 속성을 하나씩 줄여가면서 개체를 구분하여 정확도를 유지하는 “리덕트(reduct)”라는 개념이 사용된다. 해당 분석 자료에 여러 개의 속성이 존재할 때 이 중에서 선택된 소수의 속성만으로도 전체 속성을 사용하여 분석한 정도의 분석 결과를 얻을 수 있다면, 분석의 효율성을 위해 선택된 소수의 속성만을 이용하여 분석하는 것을 의미한다. 이 때 선택된 소수의 속성군을 리덕트라고 표현하

며, 여러 개의 리덕트가 존재할 때 각 리덕트에 속한 속성들 중 공통적인 속성들을 코어(core)라고 한다.

따라서 러프 집합을 적용하여 의사결정규칙을 생성하는 알고리즘은 다음과 같다. 첫째, 정보 테이블의 모든 개체를 포괄할 수 있는 가장 적은 수의 규칙을 생성한다. 둘째, 정보 테이블을 위한 가능한 모든 규칙은 정보 테이블의 모든 개체를 모두 다 포괄하지 않고, 다수의 개체만을 포괄하지만 지지도가 높은 규칙을 생성할 수 있다(Grzymala-Busse, 1992; Skowron, 1993). 의사결정규칙은 조건속성(condition attributes)과 의사결정 속성(decision attributes)으로 구분되며 아래와 같은 형식의 의사결정규칙이 생성될 수 있다(Slowinski et al., 1997).

“IF 조건속성 then 결정속성.”

러프집합 분석을 통해 여러 개의 의사결정규칙이 생성될 수 있지만, 의사결정규칙을 무한히 허용하게 되면 전체 개체 수만큼의 의사결정규칙이 생성될 수도 있다. 이런 경우에는 향후 일반화된 의사결정을 할 수 없게 된다. 따라서 생성된 의사결정규칙들 중에서 최종적으로 사용할 소수의 의사결정규칙을 선택하여야 하는데, 이 선택의 기준으로 지지도(support)와 판별력(level of discrimination)을 사용한다(Dimitras et al., 1999). 지지도는 전체 개체 중에서 특정한 규칙을 지원하는 개체의 수를 의미하고, 판별력은 특정한 규칙에 의해 분류된 개체에 대한 클래스 분포를 나타내는 개념이다. 즉 지지도는 특정 의사결정규칙이 적용될 수 있는 개체의 수를 의미하고, 판별력은 특정 의사결정규칙이 적용된 사례에서의 분류정확도를 의미한다.

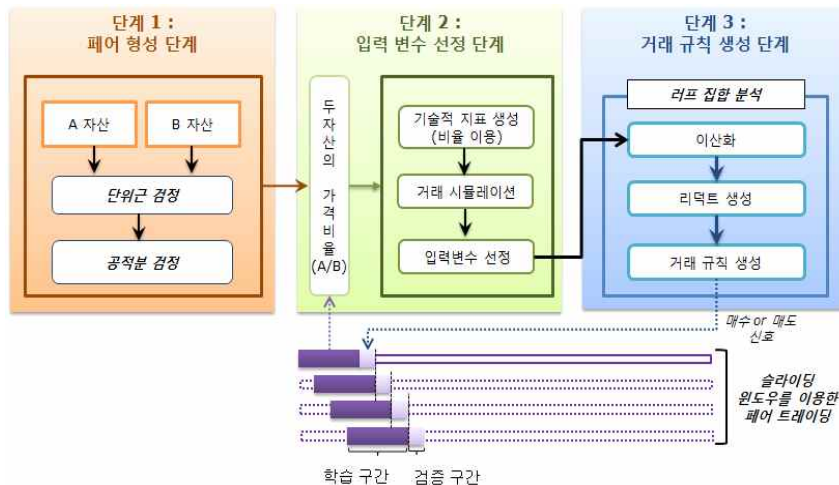
II. 연구 모형

본 연구에서 제안하는 페어 트레이딩 시스템의 개발 절차는 <그림 1>와 같이 3단계로 구성 되어 있다.

1단계에서는 페어 형성 단계로써 두 자산(A 자산, B 자산) 간의 장기적 균형 관계를 확인한다. 이 단계에서는 단위근(unit root) 검정과 공적분(cointegration) 검정을 수행한다. 단위근 검정은 주가의 움직임이 평균으로 회귀하지 않고 추세를 갖는 불안정한 시계열인지를 파악하는데 사용된다. 예를 들어, 단위근 검정을 통해 어떠한 시계열에 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하지 못하면, 그 시계열은 평균으로 회귀가 일어나지 않는 불안정한 시계열로 판단된다. 또한, 공적분 검정을 통해 각각의 단위근을 가진 두 자산의 시계열 데이터의 선형 결합 후 잔차(residual)들이 더 이상 확률적인 추세를 가지지 않고 특정 평균값으로 회귀한다면 두 시계열은 공적분 관계에 있다고 할 수 있다. 즉, 공적분 관계가 존재하게 되면 두 자산의 흐름은 안정적

인 관계에 있음을 의미하고, 만약 두 자산 가격의 간격이 비정상적으로 확대되었다면 앞으로 정상 수준으로 평균 회귀할 가능성이 높다고 볼 수 있다. 따라서 이 단계에서는 단위근 검정과 공적분 검정을 통해 제안한 시스템에 사용될 두 자산의 흐름이 안정적인지 확인하여 페어 트레이딩이 가능 여부를 판단한다.

2단계에서는 두 자산의 비율을 계산하고, 거래 규칙을 생성하기 위한 독립 변수들을 선정한다. 두 자산의 비율이란 하나의 자산(A 자산) 가격으로 나머지 하나의 자산(B 자산) 가격을 나눈 값을 의미하며, <표 1>에서 볼 수 있듯이 이 비율을 이용하여 독립 변수로서 사용될 기술적 지표들이 생성된다. 본 연구에서 적용된 기술적 지표들 8개는 주식가격 정보인 시가, 고가, 저가, 종가, 거래량 중에서 종가를 사용하여 산출할 수 있는 오실레이터 지표(oscillating indicator)들로 선정하였다. 오실레이터는 일정구간을 반복적으로 진동하기 때문에 매수, 매도 신호를 발생하여 금융 전문가들이 선호하는 대표적인 지표이며, 다른 기술적 지표들보다 투자 성과가 좋은 것으



<그림 1> 제안한 거래시스템의 모형

로 알려져 있다(Achelis, 1995). 비율로 생성된 기술적 지표들은 <표 1>에서 설명하고 있는 각각의 거래 전략이며, 학습기간에서 거래전략을 이용하여 시뮬레이션한 후 수익률이 가장 높은 5개의 지표들이 거래 규칙 생성 시 사용되는 최종 독립변수로 선정된다. 또한 종속 변수는 두 자산의 비율이 전일보다 상승하면 ‘매수’, 하락이면 ‘매도’, 같으면 ‘보유’처럼 거래 신호로 정의된다. 예를 들어 두 자산의 증가 비율(A 자산/B 자산)로 산출된 NCO 전략의 경우, 산출된 NCO가 0을 상향 돌파하면 ‘A 자산’을 매수하고, 0을 하향 돌파하면 ‘A 자산’을 매도한다.

마지막 거래 규칙 생성 단계에서는 전 단계에서 선정된 독립 변수와 두 자산 간 비율의 움직

임에 따른 거래 신호(매수, 매도, 보유)를 종속 변수를 사용하여 리프 집합 분석을 통해 거래 규칙을 생성한다. 이 단계에서는 순차적으로 독립 변수의 이산화 과정, 리덕트 생성, 거래 규칙 생성이 수행된다. 이산화 과정에서는 연속형 데이터인 기술적 지표 값들이 분위수(quantiles)를 통해 구간 값으로 변환된다. 이렇게 변환된 데이터들은 리프집합 이론에 언급했듯이 의사결정규칙에서 조건속성 데이터로 사용된다. 리덕트 생성은 리프집합 분석에서 핵심 역할을 하는 단계로써, 학습 구간마다에서 수익률이 우수한 5개의 독립변수들 중 핵심이 되는 변수들의 조합이 생성된다.

<표 1> 본 연구에서 사용된 기술적 지표의 공식 및 거래전략

기술적 지표	공식	거래 전략
NCO(Net Change Oscillator)	$NCO_t = C_t - C_n$	NCO_{12} 가 0을 상향 돌파하면 매수, 하향 돌파하면 매도
ROC(Rate of Change)	$ROC_t = \left(\frac{C_t}{C_{t-n}} - 1 \right) \times 100$	ROC_{12} 가 0을 상향 돌파하면 매수, 하향 돌파하면 매도
PO(Price Oscillator)	$PO_{s,t} = \frac{MA_s - MA_t}{MA_s}$ * MA_s 는 단기이동평균, MA_t 은 장기이동평균	$PO_{s,10}$ 이 0을 상향 돌파하면 매수, 하향 돌파하면 매도
Band %b	$Band\%b_t = \frac{C_t - Lower\ Band}{Upper\ Band - Lower\ Band}$ $Middle\ Band(MB) = \frac{\sum_{i=1}^n C_i}{n}$ $Upper\ Band = MB + \left[\alpha \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C_i - Middle\ Band)^2}{n}} \right]$ $Lower\ Band = MB - \left[\alpha \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C_i - Middle\ Band)^2}{n}} \right]$ * α 는 상수	$Band\%b_t$ 가 $Band\%b_{t-1}$ 을 상향 돌파하면 매수, 하향 돌파하면 매도
TRIX	$TRIX_t = \frac{(EMA_t^3 - EMA_{t-1}^3)}{EMA_{t-1}^3}$ * EMA 은 지수이동평균	$TRIX_t$ 가 $TRIX_{t-1}$ 을 상향 돌파하면 매수, 하향 돌파하면 매도
Momentum	$Momentum_t = \frac{C_t}{C_n} \times 100$	$Momentum_{10}$ 이 0을 상향 돌파하면 매수, 하향 돌파하면 매도

RSI(Relative Strength index)	$RSI_t = 100 - \frac{100}{1 + RS_n}$ $RS_n = AU_t / AD_t, AU_t = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{Up_{t-i}}{n}$ $AD_t = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{Dw_{t-i}}{n}$	RSI ₁₄ 가 70을 상향 돌파하면 매수, 30을 하향 돌파하면 매도
MACD(Moving Average Convergence-Divergence)	$MACD_{s,l} = EMA_s - EMA_l$ <p>* EMA 은 지수이동평균</p>	MACD _{12,26} 이 0을 상향 돌파하면 매수, 하향 돌파하면 매도

* C_t는 일정시점의 증가의 비율, C_n은 n일 전의 증가의 비율

본 연구에서는 Lee et al. (2010)의 연구에서 러프집합 분석 시 사용되었던 5개의 독립변수들 중에서 3개를 선택하여 총 10개의 조합을 사용하는 방법을 적용하였다. 즉 3개의 기술적 지표 값들의 이산화 데이터가 의사결정규칙을 생성하는데 있어 조건속성으로 사용되었으며, 결정속성으로는 거래 신호가 사용되었다. 이렇게 생성된 의사결정규칙은 거래 시뮬레이션 수행을 위한 거래규칙(trading rule)으로 사용되었다. 러프 집합 분석을 이용하여 거래규칙으로 변환하는 자세한 과정은 Lee et al. (2010)연구를 참고하였다.

IV. 실증분석

본 연구의 실험기간은 2000년 6월 9일부터 2010년 6월 10일까지이며, KOSPI 200 주가지수 선물과 S&P 500 지수선물 일별 데이터를 사용하였다. 상대가치 매매를 위해 다양한 자산들을 연구대상으로 선택할 수 있지만 상대적 가치 거래가 가능하기 위한 기본 전제인 두 자산 간의 장기간 균형관계의 성립을 충족하는 두 자산 KOSPI 200과 S&P 500을 거래대상으로 선택하였다. 본 연구에 사용된 데이터는 코스콤

(KOSCOM)에서 제공받았으며, <그림 2>는 전체 실험기간에서 KOSPI 200과 S&P 500의 흐름을 보여주고 있다.

약 10년 동안 두 지수의 움직임이 유사한 것을 확인할 수 있다. 또한, KOSPI 200 주가지수 선물의 거래시간과 S&P 500 지수선물의 거래시간은 서로 상이함으로 본 연구에서 제안하는 페어트레이딩 전략의 적용을 위해 한국 거래시간에 맞춰 두 선물지수 데이터를 일치시켰으며, 미국 혹은 한국이 휴일일 경우에는 거래를 하지 않는 것으로 설정하였다. 약 10년 동안 두 지수의 움직임이 유사한 것을 확인할 수 있다. 또한, KOSPI 200 주가지수 선물의 거래시간과 S&P 500 지수선물의 거래시간은 서로 상이함으로 본 연구에서 제안하는 페어트레이딩 전략의 적용을 위해 한국 거래시간에 맞춰 두 선물지수 데이터를 일치시켰으며, 미국 혹은 한국이 휴일일 경우에는 거래를 하지 않는 것으로 설정하였다.

본 연구에서 제안하는 시스템의 유용성을 확인하기 위해 학습기간을 3개월 단위로 증가시켜 3개월, 6개월, 9개월, 12개월로 지정하였으며, 검증기간(거래기간)은 3개월 단위로 설정하여 제안한 시스템의 성과(수익률)를 분석하였다.



<그림 2> 실험기간 동안의 KOSPI 200과 S&P 500의 흐름

수익률은 최초 거래시점의 주가지수를 초기 자본금으로 가정하여 금액으로 환산(주가지수 × 500,000원 = 초기 자본금)한 후, 각 검증기간에서 획득한 총 수익 포인트(1 포인트 = 500,000원)를 금액으로 환산하여 초기 자본금의 증감율로 산출되었다. 또한 실무에서 본 모델의 활용 가능성을 확인하고자 거래 수익률 계산 시 슬리피지와 거래수수료를 포함시켰으며, 슬리피지¹⁾는 1틱(25,000원), 거래수수료는 한 거래당 10,000원으

로 각각 계산하였다. 학습기간 및 검증기간의 크기는 <표 2>와 같이 구성되어 있으며, 2000년 6월 9일을 실험 시작일로 하여 3, 6, 9, 12개월 크기로 학습기간의 크기를 설정하고 슬라이딩 윈도우 방식의 거래 시뮬레이션을 수행하였다. 따라서 학습기간의 크기마다 적합한 실험 종료 일자도 각각 상이하므로, 검증기간의 크기는 3개월로 4개의 학습기간에 동일하게 적용되었다. 즉 학습기간마다 36개, 총 144개의 검증기간이 존재한다.

<표 2> 본 연구에서 사용된 기술적 지표의 공식 및 거래전략

실험 시작 일자	학습기간의 크기	검증기간의 크기	실험 종료 일자
2000년 6월 9일	3개월	3개월	2009년 9월 10일
	6개월		2009년 12월 10일
	9개월		2010년 3월 11일
	12개월		2010년 6월 10일

1) 슬리피지(slippage)란 매매 주문 시 체결 오차 현상이 발생하여 원하는 가격에 현물, 선물을 매수 할 수 없을 때 발생하는 비용을 의미한다.

두 자산이 제안한 시스템에서 사용될 수 있는 거래 대상 자산으로써 가능한지 확인하기 위하여 KOSPI 200과 S&P 500 간의 공적분 관계를 확인하였다. 공적분 관계의 확인을 위해 단위근 검정을 실시한 결과는 <표 3>에서 볼 수 있다. 두 자산의 원(raw)데이터에 자연로그를 취한 데이터를 이용하여 절편과 선형추세를 포함시킨

ADF(Augmented Dickey-Fuller) 검정을 실시하였다. 두 자산 모두 유의수준(0.05) 기준에서 KOSPI 200 주가지수선물은 p-value가 0.88047, S&P 500은 p-value 0.89057로 두 자산 모두 단위근이 존재함을 알 수 있었다. 즉, 단위근이 존재하다는 것은 확률적 추세 성분이 존재하기 때문에 평균과 분산이 일정하지 않다는 의미이다.

<표 3> 단위근 검정을 위한 ADF 검정 결과

귀무가설 (H_0)	t-statistic	p-value*
KOSPI 200은 단위근을 가지고 있음	-0.54138	0.88047
S&P 500은 단위근을 가지고 있음	-0.49009	0.89057

* $\alpha = 0.05$

두 자산 모두 단위근이 존재하기 때문에 공적분 검정이 가능하며, 이를 위해 Johansen 공적분 검정(Johansen, 1988)을 실시하였다. 선형추세와 절편이 있는 모형을 사용하여 검정한 결과, 두 종목이 유의수준(0.05)에서 공적분 벡터가 1개 이상 존재함을 알 수 있다(<표 4> 참고). 따라서 제안한 시스템의 거래 대상으로 두 자산을 사용할 수 있음이 확인되었다.

선정된 두 자산으로 리프 집합 분석을 적용하

여 거래 규칙을 생성하기 위한 독립 변수들을 선택하였다. 이를 위해 두 자산 간 비율을 산출하여 <표 1>에서 제시한 총 8개의 기술적 지표로 변환하였다. 독립 변수들은 각각의 해당 학습 기간에서 8개 지표들의 거래전략을 적용하여 거래 시뮬레이션 선별된 수익률이 우수한 5개를 사용하였으며, <표 5>는 36개의 학습기간에서 선별된 5개의 기술적 지표들을 보여주고 있다.

<표 4> 두 자산의 공적분 검정 결과

귀무가설 (H_0)	Trace statistic	5% Critical value	p-value*
두 자산은 공적분 관계가 없다. ^a	795.1313	12.21	0.0001
두 자산은 최소한 하나의 공적분 관계를 가지고 있다. ^a	362.4250	4.14	0.0001

^a 신뢰수준 0.05에서 귀무가설 기각

* $\alpha = 0.05$

<표 5> 3개월, 6개월, 9개월, 12개월 학습기간별 선정된 5개의 기술적 지표

(1) 3개월

학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표					학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표				
1	Momentum (17.77)	ROC (17.77)	MACD (15.78)	NCO (15.27)	TRIX (10.13)	19	Band %b (22.51)	MACD (14.72)	Momentum (18.67)	NCO (18.67)	ROC (18.67)
2	MACD (-0.52)	RSI (-1.62)	TRIX (-3.42)	NCO (-3.82)	PO (-6.32)	20	TRIX (7.63)	NCO (1.39)	PO (1.21)	RSI (-0.47)	Momentum (-1.01)

3	Band %b (3.32)	MACD (7.63)	RSI (4.33)	TRIX (0.00)	PO (-3.02)	21	Band %b (19.98)	RSI (19.98)	MACD (0.00)	PO (-9.88)	NCO (-16.09)
4	TRIX (12.53)	Momentum (9.93)	NCO (9.93)	ROC (9.93)	Band %b (6.43)	22	PO (19.28)	RSI (18.78)	Band %b (11.72)	TRIX (4.62)	NCO (-5.30)
5	MACD (4.08)	TRIX (0.13)	Momentum (-1.60)	ROC (-1.6)	PO (-6.87)	23	MACD (4.68)	PO (-2.07)	Band %b (-4.11)	RSI (-6.22)	TRIX (-6.88)
6	Band %b (22.15)	RSI (22.01)	TRIX (21.18)	NCO (-3.84)	Momentum (-6.63)	24	TRIX (29.62)	PO (13.9)	Momentum (-13.67)	ROC (-13.67)	NCO (-13.72)
7	Band %b (25.36)	MACD (0.00)	TRIX (0.00)	RSI (-1.49)	Momentum (-24.9)	25	NCO (16.78)	Band %b (15.08)	Momentum (14.83)	ROC (14.83)	TRIX (14.47)
8	TRIX (2.08)	MACD (0.23)	Band %b (-5.22)	Momentum (-5.57)	NCO (-5.57)	26	RSI (8.36)	TRIX (8.33)	Momentum (5.03)	NCO (5.03)	ROC (5.03)
9	TRIX (6.03)	NCO (-2.74)	Momentum (-8.54)	ROC (-8.54)	PO (-9.57)	27	Band %b (-0.32)	MACD (-1.52)	TRIX (-1.82)	RSI (-3.13)	NCO (-3.32)
10	PO (5.81)	RSI (-0.77)	MACD (-1.17)	TRIX (-1.69)	Band %b (-3.39)	28	Band %b (38.12)	Momentum (35.53)	ROC (35.53)	RSI (29.73)	MACD (0.00)
11	NCO (16.53)	Momentum (8.66)	ROC (8.66)	MACD (4.86)	RSI (-1.88)	29	Band %b (7.47)	PO (1.93)	TRIX (1.37)	RSI (-8.93)	NCO (-15.72)
12	Band %b (15.13)	Momentum (14.53)	NCO (14.53)	ROC (14.53)	MACD (9.38)	30	TRIX (14.23)	NCO (10.13)	Band %b (5.73)	MACD (-6.07)	Momentum (-6.07)
13	NCO (15.13)	Band %b (13.53)	RSI (7.33)	MACD (0.00)	PO (0.00)	31	NCO (17.48)	RSI (0.00)	MACD (-16.47)	Band %b (-35.17)	TRIX (-35.17)
14	NCO (10.37)	TRIX (10.37)	Momentum (9.18)	ROC (9.18)	PO (3.73)	32	Band %b (16.53)	Momentum (14.22)	ROC (14.22)	NCO (4.14)	MACD (-1.24)
15	TRIX (10.78)	Band %b (9.88)	RSI (2.93)	MACD (1.88)	PO (-11.94)	33	NCO (17.48)	RSI (1.49)	MACD (0.00)	PO (-28.77)	TRIX (-35.13)
16	PO (11.03)	NCO (9.12)	MACD (7.33)	TRIX (5.93)	Momentum (4.26)	34	TRIX (29.63)	NCO (6.45)	RSI (-32.68)	Band %b (-39.93)	Momentum (-39.93)
17	Band %b (9.21)	MACD (8.93)	Momentum (4.48)	ROC (4.48)	RSI (-3.61)	35	NCO (13.83)	TRIX (6.08)	MACD (-2.72)	RSI (-8.17)	PO (-9.19)
18	Band %b (4.23)	RSI (1.48)	TRIX (-2.02)	PO (-7.18)	MACD (-7.55)	36	Band %b (29.00)	RSI (13.53)	TRIX (5.18)	MACD (-1.57)	PO (-5.89)

(2) 6개월

학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표					학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표				
1	MACD (22.96)	Momentum (15.8)	ROC (15.8)	NCO (10.57)	TRIX (6.71)	19	Band %b (19.11)	Momentum (15.28)	NCO (15.28)	ROC (15.28)	MACD (11.32)
2	MACD (2.68)	RSI (1.58)	NCO (-0.62)	Momentum (-3.32)	ROC (-3.32)	20	TRIX (29.38)	PO (22.96)	RSI (19.51)	Band %b (16.08)	MACD (-2.76)
3	MACD (12.68)	TRIX (12.53)	RSI (9.38)	Band %b (8.37)	PO (2.03)	21	Band %b (41.38)	RSI (41.38)	MACD (-14.67)	PO (-18.99)	NCO (-21.39)
4	TRIX (2.48)	Momentum (-0.12)	NCO (-0.12)	ROC (-0.12)	Band %b (-3.62)	22	PO (20.03)	RSI (19.53)	Band %b (12.47)	TRIX (5.37)	MACD (-9.99)
5	TRIX (16.93)	PO (9.93)	RSI (8.14)	NCO (6.98)	Band %b (6.27)	23	NCO (14.31)	MACD (6.60)	Momentum (0.89)	ROC (0.89)	PO (-12.77)
6	Band %b (44.51)	RSI (44.36)	TRIX (43.53)	PO (19.23)	MACD (-8.03)	24	TRIX (22.46)	PO (7.34)	Momentum (2.43)	ROC (2.43)	NCO (2.37)
7	Band %b (21.91)	PO (20.9)	TRIX (2.08)	MACD (0.23)	RSI (-4.94)	25	NCO (23.58)	Band %b (21.88)	Momentum (21.63)	ROC (21.63)	TRIX (21.28)
8	TRIX (-7.47)	Band %b (-14.77)	Momentum (-15.12)	NCO (-15.12)	ROC (-15.12)	26	RSI (9.21)	TRIX (9.18)	Momentum (5.87)	NCO (5.87)	ROC (5.87)
9	TRIX (4.34)	NCO (-8.9)	PO (-12.32)	Band %b (-13.62)	Momentum (-13.93)	27	Band %b (39.43)	MACD (38.23)	TRIX (37.93)	RSI (36.62)	NCO (36.43)
10	NCO (10.37)	TRIX (6.16)	MACD (3.69)	Momentum (3.27)	ROC (3.27)	28	Band %b (48.57)	Momentum (45.97)	ROC (45.97)	RSI (40.18)	TRIX (1.37)
11	PO (8.23)	RSI (5.7)	NCO (5.54)	TRIX (1.83)	Momentum (-3.09)	29	Band %b (17.83)	TRIX (11.73)	RSI (1.43)	NCO (-27.99)	MACD (-29.59)
12	Band %b (29.93)	Momentum (29.33)	NCO (29.33)	ROC (29.33)	MACD (24.18)	30	TRIX (18.03)	MACD (4.21)	NCO (-28.77)	Band %b (-33.17)	Momentum (-44.97)
13	NCO (19.23)	Band %b (17.62)	RSI (11.43)	PO (3.73)	TRIX (-6.54)	31	NCO (21.62)	MACD (1.22)	RSI (-6.92)	Band %b (-17.47)	TRIX (-17.47)

14	NCO (20.93)	TRIX (20.93)	Momentum (19.73)	ROC (19.73)	PO (14.28)	32	MACD (35.11)	NCO (21.62)	PO (4.39)	TRIX (-14.03)	Band %b (-19.82)
15	TRIX (-1.02)	Band %b (-1.93)	NCO (-4.19)	Momentum (-8.41)	ROC (-8.41)	33	NCO (23.93)	RSI (-19.88)	MACD (-41.18)	PO (-62.57)	TRIX (-68.93)
16	MACD (11.61)	TRIX (9.68)	NCO (3.96)	Momentum (0.85)	ROC (0.85)	34	TRIX (35.71)	NCO (20.28)	RSI (-37.72)	Band %b (-44.97)	Momentum (-44.97)
17	Band %b (15.06)	MACD (14.78)	PO (12.28)	Momentum (10.33)	ROC (10.33)	35	MACD (32.62)	RSI (27.18)	PO (26.16)	Band %b (19.49)	TRIX (-24.02)
18	Band %b (22.47)	RSI (19.72)	TRIX (16.22)	PO (-7.18)	MACD (-11.00)	36	Band %b (61.2)	RSI (45.72)	TRIX (37.37)	PO (30.94)	MACD (-0.99)

(3) 9개월

학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표					학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표				
1	Band %b (71.68)	Momentum (71.68)	NCO (71.68)	PO (71.68)	ROC (71.68)	19	Band %b (40.86)	MACD (33.08)	Momentum (37.03)	NCO (37.03)	ROC (37.03)
2	MACD (7.73)	RSI (6.63)	NCO (4.43)	Momentum (1.73)	ROC (1.73)	20	TRIX (50.78)	PO (44.36)	RSI (40.9)	Band %b (37.47)	MACD (-17.43)
3	MACD (2.63)	TRIX (2.48)	RSI (-0.67)	Band %b (-1.68)	PO (-8.02)	21	Band %b (42.13)	RSI (42.13)	MACD (-9.99)	PO (-21.06)	NCO (-28.63)
4	TRIX (19.28)	Momentum (16.68)	NCO (16.68)	ROC (16.68)	Band %b (13.18)	22	PO (9.33)	NCO (9.01)	RSI (8.83)	Band %b (1.77)	TRIX (-5.32)
5	TRIX (39.28)	PO (32.28)	RSI (30.49)	NCO (29.33)	Band %b (28.62)	23	PO (3.33)	Band %b (1.29)	RSI (-0.82)	TRIX (-1.47)	MACD (-2.4)
6	Band %b (41.05)	RSI (40.91)	TRIX (40.08)	PO (9.78)	MACD (-7.8)	24	TRIX (27.09)	PO (11.24)	Momentum (9.23)	ROC (9.23)	NCO (9.18)
7	Band %b (12.36)	PO (11.36)	TRIX (-7.47)	RSI (-14.49)	MACD (-16.16)	25	NCO (24.43)	Band %b (22.73)	Momentum (22.48)	ROC (22.48)	TRIX (22.12)
8	TRIX (-10.22)	MACD (-17.32)	Band %b (-17.52)	Momentum (-17.87)	NCO (-17.87)	26	RSI (48.96)	TRIX (48.93)	Momentum (45.63)	NCO (45.63)	ROC (45.63)
9	TRIX (12.19)	NCO (7.63)	Momentum (-5.27)	ROC (-5.27)	MACD (-12.69)	27	Band %b (49.88)	MACD (48.68)	TRIX (48.38)	RSI (47.07)	NCO (46.88)
10	TRIX (3.59)	PO (-0.14)	NCO (-0.62)	RSI (-6.72)	MACD (-7.28)	28	Band %b (58.93)	Momentum (56.33)	ROC (56.33)	RSI (50.53)	TRIX (11.73)
11	PO (23.03)	RSI (20.5)	TRIX (16.63)	Band %b (8.36)	NCO (-4.66)	29	NCO (-10.51)	MACD (-19.31)	Band %b (-21.07)	TRIX (-27.17)	RSI (-37.47)
12	Band %b (34.03)	Momentum (33.43)	NCO (33.43)	ROC (33.43)	MACD (28.28)	30	MACD (2.97)	TRIX (2.71)	NCO (-11.07)	Band %b (-15.47)	Momentum (-27.28)
13	NCO (29.78)	Band %b (28.18)	RSI (21.98)	PO (14.28)	TRIX (-8.16)	31	NCO (39.1)	MACD (-35.13)	RSI (-43.27)	Band %b (-53.82)	TRIX (-53.82)
14	NCO (9.12)	TRIX (9.12)	Momentum (7.93)	ROC (7.93)	PO (2.48)	32	NCO (28.07)	TRIX (15.61)	MACD (7.92)	Band %b (-53.62)	Momentum (-55.93)
15	TRIX (2.73)	Band %b (1.82)	RSI (-5.13)	MACD (-6.18)	NCO (-9.35)	33	NCO (37.76)	RSI (-24.93)	MACD (-46.22)	PO (-67.62)	TRIX (-73.97)
16	TRIX (15.53)	MACD (4.07)	PO (-0.25)	Band %b (-2.19)	NCO (-7.47)	34	TRIX (5.61)	RSI (-2.38)	Band %b (-9.63)	Momentum (-9.63)	ROC (-9.63)
17	Band %b (33.3)	MACD (33.03)	PO (30.53)	Momentum (28.58)	ROC (28.58)	35	Band %b (51.69)	MACD (64.82)	RSI (59.38)	PO (58.36)	NCO (-33.78)
18	Band %b (19.07)	RSI (16.32)	TRIX (12.82)	PO (-5.97)	NCO (-13.2)	36	Band %b (62.2)	RSI (46.72)	TRIX (38.37)	PO (31.94)	MACD (-4.06)

(4) 12개월

학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표					학습 기간	수익률의 순위별로 선정된 기술적 지표				
1	Band %b (76.73)	RSI (76.73)	MACD (19.25)	TRIX (9.19)	NCO (-2.87)	19	Band %b (62.26)	Momentum (58.42)	NCO (58.42)	ROC (58.42)	MACD (54.47)
2	TRIX (9.74)	MACD (-2.32)	RSI (-3.42)	NCO (-5.62)	Momentum (-8.32)	20	TRIX (51.53)	PO (45.11)	RSI (41.66)	Band %b (38.22)	MACD (-12.75)
3	MACD (19.43)	TRIX (19.28)	RSI (16.13)	Band %b (15.12)	PO (8.78)	21	Band %b (31.43)	RSI (31.43)	NCO (-7.08)	MACD (-8.07)	TRIX (-15.82)
4	TRIX	Momentum	NCO	ROC	Band %b	22	PO	RSI	Band %b	TRIX	NCO

	(41.63)	(39.03)	(39.03)	(39.03)	(35.53)		(25.43)	(24.93)	(17.87)	(10.78)	(-9.17)
5	TRIX (35.83)	PO (28.83)	RSI (27.04)	NCO (25.88)	Band %b (25.17)	23	PO (10.13)	Band %b (8.09)	RSI (5.98)	TRIX (5.33)	NCO (-9.44)
6	Band %b (31.51)	RSI (31.36)	TRIX (30.53)	PO (0.21)	MACD (-24.17)	24	TRIX (23.87)	Momentum (10.08)	ROC (10.08)	NCO (10.03)	PO (7.62)
7	Band %b (9.61)	PO (8.61)	TRIX (-10.22)	RSI (-17.24)	MACD (-17.32)	25	NCO (64.18)	Band %b (62.48)	Momentum (62.23)	ROC (62.23)	TRIX (61.88)
8	MACD (-12.46)	TRIX (-34.52)	Band %b (-41.82)	Momentum (-42.17)	NCO (-42.17)	26	RSI (59.41)	TRIX (59.38)	Momentum (56.07)	NCO (56.07)	ROC (56.07)
9	TRIX (9.62)	NCO (-3.36)	Momentum (-17.02)	ROC (-17.02)	PO (-18.27)	27	Band %b (60.23)	MACD (59.03)	TRIX (58.73)	RSI (57.43)	NCO (57.23)
10	PO (14.65)	RSI (8.08)	Band %b (5.46)	MACD (-7.28)	TRIX (-8.98)	28	Band %b (20.03)	Momentum (17.43)	ROC (17.43)	RSI (11.63)	MACD (-19.31)
11	PO (27.12)	RSI (24.6)	TRIX (20.73)	Band %b (12.45)	NCO (-8.42)	29	Band %b (-3.38)	NCO (-6.37)	TRIX (-9.47)	RSI (-19.78)	MACD (-20.55)
12	Band %b (44.58)	Momentum (43.98)	NCO (43.98)	ROC (43.98)	MACD (38.83)	30	MACD (39.32)	TRIX (4.01)	NCO (-47.42)	Band %b (-51.82)	Momentum (-63.62)
13	NCO (17.98)	Band %b (16.37)	RSI (10.18)	TRIX (9.64)	PO (2.48)	31	NCO (45.55)	MACD (-68.93)	RSI (-77.07)	Band %b (-87.62)	TRIX (-87.62)
14	NCO (12.87)	TRIX (12.87)	Momentum (11.68)	ROC (11.68)	PO (6.23)	32	NCO (41.9)	TRIX (21.69)	MACD (10.32)	Band %b (-58.67)	Momentum (-60.97)
15	TRIX (8.58)	Band %b (7.68)	RSI (0.73)	MACD (-0.32)	PO (-14.14)	33	RSI (10.42)	NCO (-3)	MACD (-10.88)	PO (-32.27)	TRIX (-38.63)
16	TRIX (33.78)	PO (18)	Band %b (16.05)	RSI (7.72)	MACD (0.62)	34	RSI (29.82)	Band %b (22.57)	Momentum (22.57)	ROC (22.57)	MACD (21.32)
17	Band %b (29.91)	MACD (29.63)	PO (27.13)	Momentum (25.18)	ROC (25.18)	35	MACD (65.82)	RSI (60.38)	PO (59.36)	Band %b (52.69)	TRIX (-50.09)
18	Band %b (40.83)	RSI (38.08)	TRIX (34.58)	PO (15.79)	MACD (-13.76)	36	Band %b (63.66)	RSI (48.18)	TRIX (39.83)	PO (33.39)	MACD (-25.15)

학습기간 별로 선정된 5개의 지표들을 입력변수로 사용하여 러프집합 분석을 통해 거래 규칙이 생성되었다. 러프집합 분석 단계에서 이산화를 수행하기 위해 등분위 이산화(equal frequency scaling) 방법이 사용되었으며, 수동 축소(manual reducers) 방법을 사용하여 변수들을 리덕트 한 후, 의사결정규칙들이 생성되고 거래 규칙으로 변환되었다(Lee et al., 2010). 러프 집합 분석을 위해서 본 연구에서는 ROSETTA 소프트웨어(Øhrn, 1999)를 활용하였다. <표 6>은 3개월 학습기간에서 추출된 거래규칙을 보여주고 있다.

학습기간 별로 생성된 거래 규칙을 KOSPI 200 주가지수 선물의 검증기간에 적용하여 시물레이션을 수행하였다. 각각의 검증기간별 성과를 평가하기 위해 수익률과 샤프지수(Shape ratio)를 측정하였으며 그 결과는 <표 7>에서 보여주고 있다. 샤프지수는 특정 펀드가 한 단위의 위

험자산에 투자해서 얻은 초과수익의 정도를 나타내는 지표로써 펀드수익률에서 무위험채권이 자율(CD금리)을 제외한 값을 펀드수익률의 표준편차로 나누어 계산된다(Sharpe, 1994). <표 7>에서 볼 수 있듯이, 6개월의 학습기간에서 생성된 거래 규칙이 검증기간에서 가장 높은 수익률을 보였으며, 샤프지수 역시 다른 학습기간 보다 상대적으로 우수한 성과를 보이고 있음을 알 수 있었다.

<표 8>은 검증기간 동안의 평균 수익률과 수익률의 변동성을 의미하는 표준편차를 보여주고 있다. 6개월의 학습기간이 다른 학습기간에 비해 평균 수익률이 8.80%로 가장 높았으며, 수익률의 변동성을 의미하는 표준편차가 0.12로 가장 작았다. 이것은 6개월의 학습기간에서 추출한 거래규칙이 3개월의 검증기간에서 거래하는데 적합한 거래규칙이 생성되는 것으로 사료된다. 또한 기존 두 개의 자산으로 페어트레이딩을 수행했을

때 연평균 수익률이 7 ~ 10%임을 감안한다면, 본 연구에서 제안한 시스템은 하나의 자산으로 페어트레이딩을 수행하여 동일한 수익률을 얻었다는 것은 두 개의 자산을 동시에 거래했을 때 더욱 높은 수익률을 얻었을 수 있을 것으로 판

단된다. 또한 이와 같은 결과는 시장 평균 이상의 수익을 발생시키는 것이 불가능하다는 효율적 시장가설과는 상반된 결과를 도출하고 있음을 알 수 있다.

```

IF Momentum([100.15900, *]) AND ROC([0.15895, *]) AND MACD([-0.00160, 0.00122]) Then 매도
IF Momentum([100.15900, *]) AND ROC([0.15895, *]) AND MACD([*, -0.00160]) Then 매수
IF Momentum([100.15900, *]) AND ROC([0.15895, *]) AND NCO([-0.00372, 0.00000]) Then 매수
IF Momentum([*, 93.90440]) AND ROC([*, -6.09564]) AND TRIX([0.00230, *]) Then 매도
IF Momentum([93.90440, 100.15900]) AND ROC([-6.09564, 0.15895]) AND NCO([0.00000, *]) Then 매수
IF Momentum([*, 93.90440]) AND ROC([*, -6.09564]) AND TRIX([0.00230, *]) Then 매도
IF Momentum([93.90440, 100.15900]) AND ROC([-6.09564, 0.15895]) AND TRIX([*, -0.00147]) Then 매도
IF ROC([*, -6.09564]) AND MACD([*, -0.00160]) AND NCO([-0.00372, 0.00000]) Then 매도
IF ROC([-6.09564, 0.15895]) AND MACD([*, -0.00160]) AND NCO([*, -0.00372]) Then 매도
IF ROC([0.15895, *]) AND MACD([*, -0.00160]) AND NCO([-0.00372, 0.00000]) Then 매수
IF ROC([-6.09564, 0.15895]) AND MACD([*, -0.00160]) AND NCO([0.00000, *]) Then 매수
IF ROC([-6.09564, 0.15895]) AND MACD([-0.00160, 0.00122]) AND NCO([*, -0.00372]) Then 매도
IF ROC([*, -6.09564]) AND MACD([-0.00160, 0.00122]) AND TRIX([0.00230, *]) Then 매도
IF ROC([-6.09564, 0.15895]) AND MACD([0.00122, *]) AND TRIX([*, -0.00147]) Then 매도
IF ROC([-6.09564, 0.15895]) AND MACD([*, -0.00160]) AND TRIX([0.00230, *]) Then 매수
IF ROC([*, -6.09564]) AND MACD([0.00122, *]) AND TRIX([-0.00147, 0.00230]) Then 매수
IF ROC([*, -6.09564]) AND MACD([0.00122, *]) AND TRIX([*, -0.00147]) Then 매도
IF ROC([*, -6.09564]) AND MACD([*, -0.00160]) AND TRIX([0.00230, *]) Then 매도
IF ROC([0.15895, *]) AND MACD([0.00122, *]) AND TRIX([0.00230, *]) Then 매도
IF MACD([0.00122, *]) AND NCO([-0.00372, 0.00000]) AND TRIX([*, -0.00147]) Then 매도
IF MACD([-0.00160, 0.00122]) AND NCO([*, -0.00372]) AND TRIX([0.00230, *]) Then 매도
IF MACD([0.00122, *]) AND NCO([-0.00372, 0.00000]) AND TRIX([-0.00147, 0.00230]) Then 매수
    
```

<표 6> 3개월 학습기간의 크기에서 첫 번째 학습기간에서 추출된 거래규칙

<그림 3>은 각 학습기간의 크기별로 검증시점을 동일하게 설정하고, 검증기간의 수익률을 토대로 처음 시점을 1로 표준화하여 복리로 계산한 누적수익의 추세를 보여주고 있다. 서로 다른 학습기간의 크기에서 추출한 거래규칙을 사용한 시스템의 총 누적수익이 우상향하는 수익

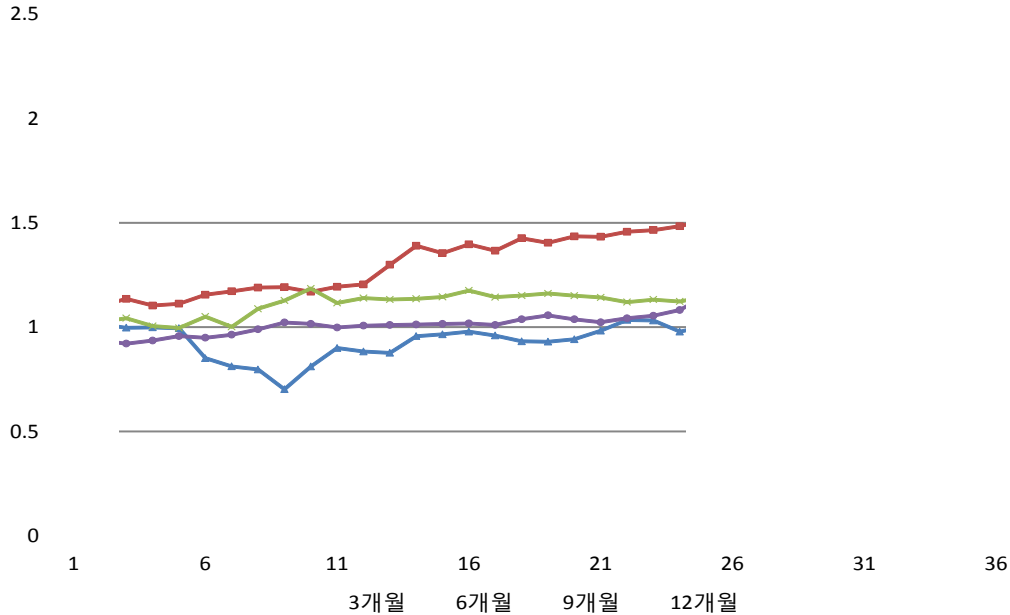
률 추세를 보였으며, 6개월의 학습기간에서 추출한 거래규칙이 가장 안정적인 수익구조 형태임을 다시 한 번 확인할 수 있었다. 이 중 3개월과 12개월의 경우 거래 초기에 음의 누적수익을 기록하였지만 장기적 추세 관점에서 양의 누적수익이 상승하는 모습을 볼 수 있다.

<표 7> 학습기간에 따른 검증기간에서의 수익률 및 샤프지수

실험 개수	학습기간의 크기											
	3 개월			6 개월			9 개월			12 개월		
	수익률	거래 횟수	샤프 지수	수익률	거래 횟수	샤프 지수	수익률	거래 횟수	샤프 지수	수익률	거래 횟수	샤프 지수
1	6.22	21		40.21	24		9.63	12		-25.35	6	
2	-7.17	27	-1.25	12.74	21	0.25	7.42	12	-0.54	-6.74	9	-0.62
3	0.60	12		-11.25	18		-14.57	6		6.58	6	
4	-1.58	24		3.04	9		-3.54	9		9.08	9	
5	-57.81	15		15.54	18		21.77	18		-3.42	12	
6	-18.29	18	-1.62	5.74	12	0.18	-18.55	12	0.33	6.18	3	0.21
7	-7.35	12		6.04	6		34.56	15		10.67	9	
8	-47.55	33		0.60	3		14.35	12		13.25	18	
9	61.93	39		-7.40	6		20.43	9		-2.47	15	
10	43.73	27	0.55	8.18	18	0.27	-23.18	15	-0.20	-6.87	6	-1.27
11	-7.48	15		3.84	3		8.24	9		3.40	18	
12	-2.94	12		31.33	24		-2.42	27		1.20	3	
13	36.64	30		27.95	15		1.23	21		1.04	12	
14	3.63	18	0.27	-10.11	24	0.06	3.28	3	-0.32	1.11	18	-1.92
15	5.28	24		12.49	9		10.56	18		0.99	3	
16	-7.51	15		-8.93	15		-10.67	3		-2.83	12	
17	-11.70	24		17.72	15		2.64	9		10.77	6	
18	-0.76	15	-0.11	-6.19	6	0.08	3.43	15	-1.24	7.18	6	-0.37
19	5.08	15		8.79	15		-3.66	6		-7.25	12	
20	17.37	24		-0.60	12		-2.96	9		-5.36	9	
21	21.08	30		6.70	18		-7.9	3		7.48	12	
22	-1.13	27	-0.14	2.27	12	0.27	4.36	15	-0.56	4.65	9	0.77
23	-20.59	33		5.04	12		-3.17	6		10.41	9	
24	10.53	9		8.14	18		9.02	6		25.26	15	
25	11.28	33		7.86	12		-3.49	12		44.31	18	
26	13.88	12	0.35	-3.72	18	0.22	27.37	15	0.65	32.06	18	0.83
27	-10.03	21		11.75	6		26.89	21		-0.53	6	
28	25.65	27		11.09	30		9.35	15		12.21	30	
29	15.95	24		29.82	21		7.15	24		8.74	15	
30	55.42	51	1.15	10.84	18	0.59	3.15	15	-0.06	23.12	6	0.08
31	35.91	48		13.39	21		-10.06	21		-4.00	18	
32	9.89	33		-1.70	12		17.05	21		-5.08	12	
33	2.74	3		18.89	24		1.54	9		2.70	6	
34	2.73	30	0.74	7.55	21	1.29	6.78	12	-0.42	1.28	12	0.02
35	29.34	27		28.88	24		0.25	3		-4.81	18	
36	49.73	27		10.39	18		3.27	12		18.25	15	

<표 8> 학습기간에 크기에 따른 전체 검증기간별 평균 수익률 및 변동성

성과지표	3개월	6개월	9개월	12개월
평균 수익률	7.30	8.80	4.18	5.20
표준 편차	0.2507	0.1210	0.1257	0.1252



<그림 3> 학습기간의 크기별 누적수익률 추세

V. 결론 및 향후 연구방향

단일 자산을 거래 대상으로 하는 트레이딩 시스템의 개발은 그 자산의 움직임에 의해 수익 구조가 결정되는 위험을 가지고 있기 때문에 불안정적인 수익을 발생할 우려가 존재한다. 그러므로 두 자산 간 상대적 가치를 활용하여 한 자산의 위험 발생 시 다른 자산의 거래가 안정적인 수익을 창출할 수 있는 트레이딩 시스템 개발이 요구된다.

본 연구는 두 자산의 상대적 가치정보를 이용하고 데이터 마이닝 기법인 러프집합으로 거래 규칙을 추출함으로써 안정적인 수익구조를 제고하는 트레이딩 시스템의 가능성 살펴보았다. 실증 분석 결과, 본 연구에서 제안한 시스템은 시장 상황과는 무관하게 안정적인 수익구조를 발생시키는 것을 확인할 수 있었으며, KOSPI 200 주가지수 선물의 경우에는 학습 구간을 6개월을

통해 생성된 거래 규칙을 적용한 방법이 연평균 수익률 8.80%, 수익률의 변동성을 의미하는 표준 편차는 0.12 로 가장 우수한 결과를 도출하였다. 이것은 기존 두 개의 자산으로 페어트레이딩을 실시한 경우 주로 연평균 수익률이 7 ~ 10%임을 감안할 때, 본 연구에서 제안한 시스템은 단일 자산 거래만으로도 이와 유사한 수익구조를 얻을 수 있기 때문에 주식시장에서의 거래전략 개발에 유용하다는 것을 보여준다. 또한 본 연구에서 제시한 거래전략을 통해 효율적 시장가설에서 주장하는 금융시장에서 초과 수익을 얻을 수 없다는 주장을 반증하는 결과를 도출함에 있어 본 연구에서 제안한 모델의 우수성을 주장할 수 있으며, 두 개의 자산을 동시에 거래한다면 더 향상된 수익구조를 얻었을 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구의 한계점은 주식시장에서 사용되고 있는 수많은 기술적 지표들 중에서 8개의 지표

들만 적용하였다는 점이다. 따라서 제안한 트레이딩 시스템의 더 나은 성과를 위해 입력 변수로 활용된 8개의 기술적 지표 이외의 다양한 지표들을 사용하여 시스템 개발에 사용할 필요성이 있다. 또한 거래 규칙 생성에 사용된 이산화 및 리덕트 방법을 이외의 방법들을 적용한 거래 규칙 생성이 시스템의 성과 향상에 영향을 주는 지에 대한 연구도 필요하다. 연구의 한계점을 보완하여 동일한 실험기간에서 전통적인 페어 트레이딩을 수행하여 제안한 시스템과의 성과를 비교 분석할 필요가 있다.

참고문헌

1. 김선웅 · 안현철(2010). Support Vector Machines와 유전자 알고리즘을 이용한 지능형 트레이딩 시스템 개발, *지능정보연구*, 16(1), 71-92.
2. 안현철 · 이형용(2009). 투자의사결정 지원을 위한 유전자 알고리즘 기반의 다중인공지능 기법 결합 모형, *e-비즈니스 연구*, 10(1), 267-288.
3. 허진영 · 김경재 · 한인구(2010). 러프집합분석을 이용한 매매시점 결정, *지능정보연구*, 16(3), 77-97.
4. Bao, D. and Yang, Z.(2008). Intelligent stock trading system by turning point confirming and probabilistic reasoning, *Expert systems with Applications*, 34(1), 620-627.
5. Caporale, G. M. and Pittis, U. N.(1998). Cointegration and predictability of asset prices, *Journal of International Money and Finance*, 17(3). 441-453.
6. Chang, J. F., Wei, L. Y., Cheng, C. H.(2009). ANFIS-based adaptive expectation model for forecasting stock index, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 5(7), 1949-1958.
7. Chang, P. and Liu, C.(2008). A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction, *Expert Systems with Applications*, 34(1), 135-144.
8. Chavarnakul, T. and Enke, D.(2009). A hybrid stock trading system for intelligent technical analysis-based equivolume charting, *Neurocomputing*, 72, 3517-3528.
9. David, E. and Suraphan, T.(2005). The use of data mining and neural networks for forecasting stock market return, *Expert Systems with Applications*, 29(4), 927-940.
10. Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R. Zopounidis, C.(1999). Business failure prediction using rough sets, *European Journal of Operational Research*, 114(2), 263-280.
11. Dymova, L., Sevastianov, P., Kaczmarek, K.(2012). A stock trading expert system based on the rule-base evidential reasoning using Level 2 Quotes, *Expert Systems with Applications*, 39(18), 7150-7157.
12. Granger C.(1981). Some Properties of Time Series Data and Their Use in Econometric Model Specification, *Journal of Econometrics*, 16(1), 121-130.
13. Grzymala-Busse, J. W.(1992). LERS-s system for learning from examples based on rough sets. In R. Slowinski (Ed.), *Intelligent Decision Support, Handbook of Applications and Advances of the Rough Sets Theory*(3-18), Kluwer Academic Publisher.
14. Johansen, S.(1988). Statistical analysis of cointegration vectors, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2-3), 231-254.
15. Lee, S. J., Ahn, J. J., Oh, K. J., Kim, T. Y.(2010). Using rough set to support investment strategies of real-time trading in futures market, *Applied Intelligence* 32(3) 364-377.
16. Lo, A.(2004). The adaptive markets

- hypothesis: market efficiency from an evolutionary perspective, *Journal of Portfolio Management*, 30, 15-29.
17. Luo, L., and Chen, X.(2013). Integrating piecewise linear representation and weighted support vector machine for stock trading signal prediction. *Applied Soft Computing*, 13, 806-816.
 18. McMillan, D. G.(2007). Non-linear forecasting of stock returns: Does volume help?, *International Journal of Forecasting*, 23(1), 115-126.
 19. Núñez-Letamendia, L.(2007). Fitting the control parameters of a genetic algorithm: An application to technical trading systems design, *European Journal of Operational Research*, 179(3), 847-868.
 20. Øhm, A.(1999). Discernibility and rough sets in medicine: Tools and applications, PhD Thesis, Trondheim: Norwegian University of Science and Technology.
 21. Pawlak, Z.(1982). Rough set, *International Journal of Computer and Information Science*, 11(5), 341-356.
 22. Pawlak, Z.(1991). *Rough set: heoretical Aspects of Reasoning About Data*, A Kluwer Academy Publisher.
 23. Savin, G., Weller, P., Zwingelis, J.(2007). The predictive power of head-and-shoulders price patterns in the U.S. stock market, *Journal of Financial Econometrics*, 5, 243-265.
 24. Sharpe, W. F.(1994). The Sharpe ratio, *Journal of Portfolio Management*, 21, 49-58.
 25. Skowron, A.(1993). Boolean reasoning for decision rules generation, In J. Komorowski. and Z. W. Ras. (Eds.), *Methodologies for Intelligent Systems, Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 295-305.
 26. Slowinski, R., Zopounidis. C., Dimitras. A. I.(1997). Prediction of company acquisition in Greece by means of the rough set approach, *European Journal of Operational Research*, 100(1), 1-15.
 27. Tang, L. B., Tang, L. X., Sheng. H. Y.(2009). Forecasting volatility based on wavelet support vector machine, *Expert Systems with Applications*, 36, 2901-2909.
 28. Zarandi, M. H. F., Rezaee, B., Turksen, I. B., Neshat, E.(2009). A type-2 fuzzy rule-based expert system model for stock price analysis, *Expert Systems with Applications*, 36(1), 139-154.

Abstract

Developing a Trading System using the Relative Value between KOSPI 200 and S&P 500 Stock Index Futures

Kim, Young-Min* · Lee, Suk-Jun**

A trading system is a computer trading program that automatically submits trades to an exchange. Mechanical a trading system to execute trade is spreading in the stock market. However, a trading system to trade a single asset might occur instability of the profit because payoff of this system is determined a asset movement. Therefore, it is necessary to develop a trading system that is trade two assets such as a pair trading that is to sell overvalued assets and buy the undervalued ones.

The aim of this study is to propose a relative value based trading system designed to yield stable and profitable profits regardless of market conditions. In fact, we propose a procedure for building a trading system that is based on the rough set analysis of indicators derived from a price ratio between two assets. KOSPI 200 index futures and S&P 500 index futures are used as a data for evaluation of the proposed trading system. We intend to examine the usefulness of this model through an empirical study.

Key Words: Relative value, Trading system, Rough set analysis, KOSPI 200 index futures, S&P 500 index futures, Pair trading

* Ph.D. Candidate, Dept. of Information and Industrial Engineering, Yonsei University, wealth38@gmail.com

** Assistant professor, Business School, Kwangwoon University, sjlee@kw.ac.kr

The present Research has been conducted by the Research Grant of Kwangwoon University in 2014.