

SVM을 이용한 시스템트레이딩전략의 선택모형

박성철

KT 융합기술원
(sungcheol.park@kt.com)

김선웅

국민대학교 비즈니스IT전문대학원
(swkim@kookmin.ac.kr)

최흥식

국민대학교 비즈니스IT전문대학원
(hschoi@kookmin.ac.kr)

KOSPI200 선물 트레이딩을 위해 업계에서는 여러 전략으로 포트폴리오를 구성해서 운용한다. 동일한 전략 모음을 갖고 있더라도 포트폴리오를 어떻게 구성하느냐에 따라 수익은 크게 차이가 난다. 시장 상황에 맞는 전략들로 포트폴리오를 구성하는 것은 오랜 경험과 탁월한 노하우가 있어야 하는 어려운 작업이다. 본 논문에서는 SVM을 활용하여 쉽고 빠르게 적절한 전략 포트폴리오를 구성하는 방법을 제시하였다.

본 논문에서 제안한 시스템의 성과는 벤치마킹의 성과와 비교하여 2배 이상의 수익을 내는 것을 확인하였다. 1990.01.03~2011.11.04 동안의 KOSPI200 데이터 중 이전 80%의 데이터로 학습을 하고 최근 20%의 데이터로 성능을 시험하였다. 각 전략별로 선택여부를 판별하는 SVM모델을 만들고 그 결과를 바탕으로 포트폴리오를 구성하였다. 벤치마킹을 위해 KOSPI200 선물을 2계약 매수한 경우의 수익, 시험 시작 직전 30일간 최고 수익을 낸 2개 전략의 수익, 실제 최고 수익을 낸 전략 2개를 보유했을 때의 수익과 비교하였다. 매매 비용을 반영하지 않을 때는 벤치마킹은 132.2~510.37pt의 수익을 냈고, 본 시스템은 1072.36~1140.91pt의 수익을 보여주었다. 그리고 거래비용을 감안하면 벤치마킹은 130.44~502.41pt의 수익을 냈고, 본 시스템은 706.22pt~768.95pt의 수익을 나타내었다.

본 논문은 기계학습을 통한 전략 포트폴리오를 구성하는 방안이 유의미하며 실전에 활용할 수 있음을 보여주었다. 이를 바탕으로 여러 전략과 다양한 시장에 적용해서 안정성을 검증하면 견고한 상용 솔루션으로 발전시킬 수 있을 것이다. 그리고 자금관리 기법을 더 반영한다면 수익을 더욱 크게 향상시킬 수 있을 것이다.

주제어 : 시스템트레이딩, SVM, 포트폴리오, KOSPI200

논문접수일 : 2014년 2월 28일 논문수정일 : 2014년 4월 28일 게재확정일 : 2014년 6월 5일
투고유형 : 국문일반 교신저자 : 최흥식

1. 서론

시스템트레이딩(system trading)이란 미리 정해진 진입규칙과 청산규칙에 따라 자동으로 매매가 이루어지는 주식거래방법이다. 시스템트레이딩기법은 미국의 월가에서 선물시장이 도입되면서 기술적 분석(technical analysis)을 중심으로 발전하였다. 한국에서도 KOSPI 200 선물시장이 세계적인 선물시장으로 성장하면서 학계와 실무에서 시스템트레이딩에 대한 많은 연구가 이루어

지고 있으며, 실제 투자에서도 많이 활용되고 있다. 시스템트레이딩전략의 개발은 과거 주가 움직임의 시뮬레이션을 통해 최적의 수익을 가져오는 진입과 청산규칙을 찾는 과정이다. 적절한 수익과 위험구조를 갖는 시스템트레이딩전략이 개발되면 자동주문을 통해 실제 매매에 적용하게 된다.

지금까지 시스템트레이딩에 대한 연구는 대부분 기술적 지표를 이용한 진입규칙과 청산규칙을 찾는데 집중되었다(Sweeney, 1986, Lukac et

al., 1988, Brock et al., 1992, Lo et al., 2000). 최근에는 기계학습 알고리즘에 기반을 둔 시스템 트레이딩의 진입규칙과 청산규칙을 찾는 연구가 활발히 진행되고 있다. (Franses and Griensven, 1998, Fernando et al., 2000, Hamm and Brorsen, 2000, Dunis et al., 2009). 한국의 주식시장과 선물시장에서도 투자를 위한 다양한 인공지능경망 관련 연구가 진행되고 있다(Cho and Kim, 2003, Kim and Lee, 2008, Kim and Ahn, 2010, Kim, 2010, Choi et al., 2011, Lee and Oh, 2011, Park, 2011).

시스템트레이딩에서 수익에 영향을 미치는 요인에는 시장상황, 전략의 특징, 자금관리 등이 있다. 특히, 시장상황에 따라 주가 움직임이 미리 정해진 진입규칙이나 청산규칙에서 벗어나서 움직이면 시스템트레이딩전략은 큰 손실을 입을 수도 있다. 따라서 대부분의 투자자들은 다양한 시스템트레이딩전략을 결합하는 시스템포트폴리오를 이용하여 투자위험을 줄이고 안정적인 수익을 추구하고 있다. 시스템트레이딩전략들을 어떻게 결합하여 포트폴리오를 구성하느냐에 따라 투자수익과 위험에 큰 차이가 발생하지만, 아직까지 시스템포트폴리오의 구성에 대한 연구는 이루어지지 않고 있다. 기계학습 알고리즘을 이용하여 시장상황이 변할 때마다 포트폴리오를 적절히 재구성할 수 있다면 좋은 투자결과를 기대할 수 있다.

업계에서는 여러 시스템트레이딩 전략들을 보유하고 있으면서 시장상황이나 상품에 따라 적절한 전략을 선택해서 시스템포트폴리오를 구성하여 활용하고 있다. 최근의 한국 주식시장이나 선물시장은 경쟁이 심화되면서 복잡성을 더해가고 있다. 시스템트레이더들은 이에 대처하기 위해서 운용하는 시스템전략의 수도 크게 늘리고

있다. 또 새로운 상품에 대한 요구도 커지고 있고 수익에 대한 고객들의 요구는 날이 갈수록 까다로워지고 있다. 그래서 고려할 사항은 많아지고 있는 반면 시간은 더욱 부족해져서 인력으로 일일이 대응하기는 점차 힘들어지고 있다. 따라서 기계학습 알고리즘을 사용하여 지능적이고 자동적으로 시스템 포트폴리오를 구성하여 시장상황변화에 빠르게 대응하면 투자성과는 높으면서도 인력과 비용의 부담을 크게 줄일 수 있을 것이다.

이를 위해 본 연구에서는 기계학습 알고리즘을 기반으로 시스템 포트폴리오를 자동으로 관리하는 알고리즘을 제안하고, 한국의 KOSPI 200 주가지수선물시장에서 실증분석을 통해 그 성과를 분석한다. 핵심 알고리즘으로는 SVM (Support Vector Machine)을 사용하였다. 전통적인 패턴인식 알고리즘들이 경험적 위험을 최소화 하는 반면 SVM은 고정되어 있지만 알려지지 않은 확률 분포를 갖는 데이터에 대해 잘못 분류하는 구조적 위험을 최소화한다. 시스템트레이딩 전략의 적용 자체도 그렇지만 시스템트레이딩 포트폴리오를 구성하는 것도 과거의 데이터에 기초하지만 실제 적용 대상은 아무도 모르는 미래의 시장이다. 시장은 시간의 흐름에 따라 항상 변하고 발전하기 때문에 과거와 똑같이 반복되지 않는다. 그래서 경험적 위험 최소화보다 구조적 위험을 최소화하는 것이 매우 중요하다. SVM을 사용한 또 다른 이유는 처리 속도가 빠르기 때문이다. KOSPI200 선물가격이 시시각각 변하는 장중에 전략 포트폴리오 구성을 하려면 실시간성이 중요하기 때문에 바로 결과를 얻을 수 있는 SVM이 적합하다.

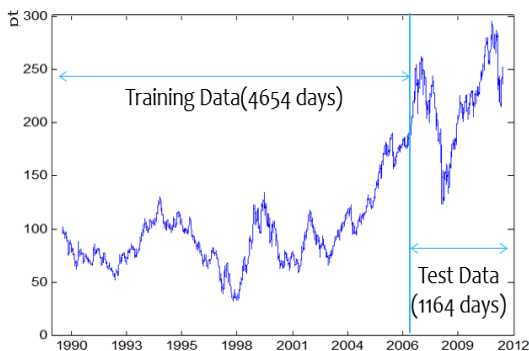
본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 자료와 모형을 설명하고 제3장에서는 실증분석

결과를 제시하며 제4장에서는 향후 연구방향의 제시와 함께 결론을 맺는다.

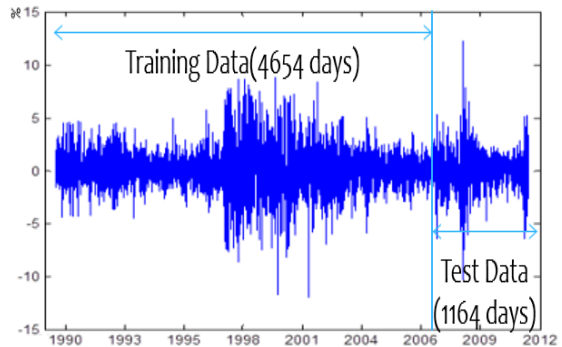
2. 자료와 모형

2.1 자료

본 연구에서는 1990년 1월 3일부터 2011년 11월 4일까지의 KOSPI200 선물 일별자료를 사용하였다. 전체 자료 중 앞 기간 80%를 학습 데이터로 사용하고 뒤 기간 20%를 시험 데이터로 사용하였다. SVM 입력 데이터로는 50일간의 종가의 변동률을 사용하였다. KOSPI 200 선물 일별 데이터는 시가, 고가, 저가, 종가로 구성되는데 이 중 당일의 대표값 이라고 할 수 있는 종가를 사용하였다. KOSPI 200 선물가격은 <Figure 1>에서 보듯이 연도에 따라 값의 크기가 크게 차이가 나므로 전일대비 변동률을 사용하였다. 전체 데이터의 일별 변동률을 살펴보면 <Figure 2>에서 알 수 있듯이 시기마다 변동률의 크기가 다르고 학습 데이터와 테스트 데이터가 모두 다양한 크기의 변동률을 골고루 포함하고 있다.



<Figure 1> KOSPI200 Index Futures Daily Prices(Pt)



<Figure 2> KOSPI200 Index Futures Daily Returns(%)

2.2 시스템트레이딩전략의 소개

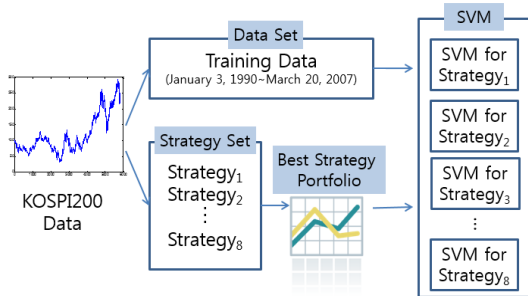
테스트 시스템트레이딩전략은 시스템트레이딩 전략모음집인 Investra(Kang and Kim, 2004)의 시스템전략 8개를 단순화하여 구성하였다. 원래의 전략은 분봉 데이터에 맞게 만들어져있지만 본 연구에서는 일봉 데이터를 사용하기 때문에 일봉 데이터에 맞게 바꾸었고 매수, 매도 전략을 단순화 했다. 그리고 청산은 일괄적으로 추격역 지정가(trailing stop)¹를 적용하였다. 각 전략과 전략명은 다음과 같다.

- 전략 1 : 이동평균교차 시스템
- 전략 2 : MACD 돌파 시스템²
- 전략 3 : 추세추종자 시스템
- 전략 4 : 반락매수/렐리매도 시스템³
- 전략 5 : DMI 시스템⁴
- 전략 6 : Keltner Channel 시스템⁵
- 전략 7 : Bollinger Bands 시스템⁶
- 전략 8 : 피보나치 0.382 되돌림 시스템⁷

2.3 SVM 모형

본 연구에서는 SVM을 이용하여 전략 선택 모

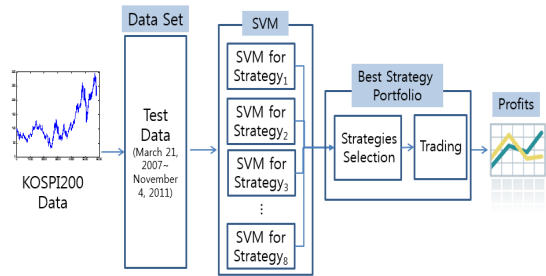
텔을 만드는 시스템과 만들어진 모델을 이용하여 포트폴리오를 구성하고 매매를 실행하는 시스템을 제안한다. 각 시스템의 구조도는 <Figure 3>, <Figure 4>와 같다.



<Figure 3> Strategies Training System

전략 선택 모델을 만드는 시스템은 포트폴리오 학습 시스템으로써 학습 데이터를 생성하고 최적 포트폴리오를 정리하여 SVM 모델을 만든다. KOSPI200 선물 데이터를 일정한 기간별로 잘라내어 $m \times n$ 데이터 행렬을 만든다. 그리고 해당 데이터 행렬을 기준으로 각 전략의 성과를 분석하여 최적 전략 포트폴리오를 도출한다. 이 데이터와 최적 전략 포트폴리오를 바탕으로 SVM 모델을 생성한다. SVM은 이진 분류 모형이므로 각 전략 별로 SVM 모델을 만들고, 각 데이터에 대해서 해당 SVM 모델이 최적 전략 포트폴리오에 해당 되는지 여부를 one-against-all⁸ 방법에 따라 학습한다.

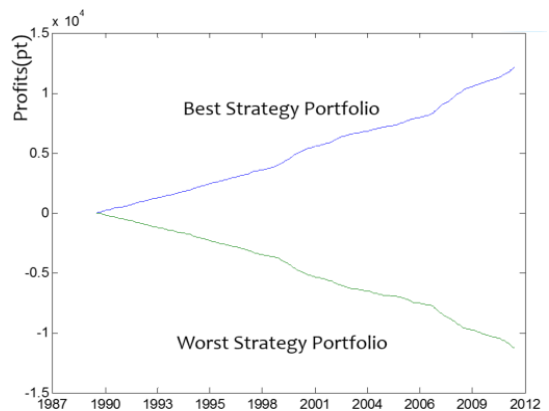
<Figure 4>의 시스템은 앞서 만든 SVM 모델을 이용하여 트레이딩을 위한 포트폴리오를 구성하고 매매를 실행하는 시스템이다. $m \times n$ 테스트 데이터를 전략 개수만큼의 SVM 모델에 적용한 결과를 바탕으로 최적 전략 포트폴리오를 구성한다.



<Figure 4> Strategies Selection System

2.4 시스템 트레이딩 전략 포트폴리오 모형

같은 전략 모음에서 전략을 선택해서 전략 포트폴리오를 구성하더라도 그 때 그 때 어떤 전략들로 포트폴리오를 구성했느냐에 따라 결과가 크게 달라진다. KOSPI 200 전체 데이터에 대해서 본 논문의 전략 8개 중 2개의 전략으로 전략 포트폴리오를 구성하는 경우 매번 최적으로 구성했을 때와 매번 최악으로 구성했을 때의 누적 수익 그래프를 그려보면 <Figure 5>와 같다. 최적 전략 포트폴리오와 최악 전략 포트폴리오의 누적 수익이 거의 대칭을 이루는 것을 알 수 있다. 모든 개별 전략의 수익곡선이 우상향함에도 전



<Figure 5> Profit Comparison of Best and Worst Strategy Portfolios

략을 어떻게 선택하느냐에 따라 이렇게 정반대의 결과가 나올 수 있다. 이처럼 전략 선택 방법은 포트폴리오 전체 수익에 결정적인 영향을 미치는 매우 중요한 사안이다.

본 논문에서 전략 포트폴리오는 8개의 전략 중에서 몇 개의 전략을 뽑아서 구성을 한다. 다양하고 많은 전략 중에서 현재 시장 상황에 가장 적합한 전략을 뽑는 것이 가장 수익이 높다. 그리고 하나의 전략만 사용하는 것보다 포트폴리오를 구성하는 것이 더욱 안정적이다. 전문 투자자들의 경우 수십 개에서 수백 개의 전략 중에서 수 개에서 수십 개의 전략을 선택해서 포트폴리오를 만든다. 본 연구에서는 시뮬레이션 및 결과 비교를 쉽게 하기 위해서 최소한의 개수로 구성을 하였다.

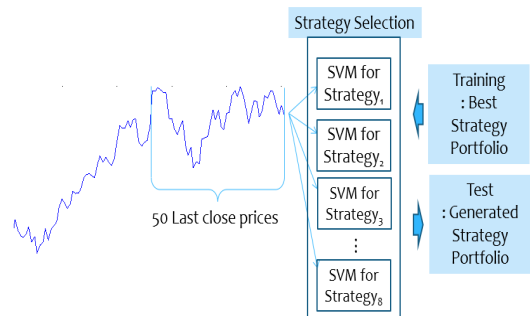
본 연구에서는 시스템트레이딩전략에 대한 포트폴리오 구성을 위해 2가지 포트폴리오모형을 적용해 보았다. 포트폴리오모형 1(PM 1)은 각 전략에 대한 일간 수익률을 기준으로 상위 2개의 전략을 선택하는 것이다. 포트폴리오모형 2(PM 2)는 첫 번째 방법과 유사하나 수익이 나는 전략들 중에서 최대 2개까지 전략을 선택하는 것이다. 즉, PM 1은 매일 전략 2개씩을 뽑는 반면, PM 2는 수익률에 따라서 2개를 뽑을 수도 있고 하나도 선택하지 않을 수도 있다. 일별 포트폴리오의 수익은 포트폴리오에 속한 전략의 일별 수익의 합으로 정의하였다. 각 전략은 선물 1계약씩만 투자하도록 하였으므로 일별 포트폴리오 수익률은 0~2계약에 대한 수익률이다.

3. 실증분석

3.1 실험 방법

본 연구에서는 매 거래일마다 장 마감하는 시

점에 다음 거래일에 가장 적합한 전략 포트폴리오를 선택하도록 SVM 모형을 학습시키고 성능 평가 시에는 SVM 모형이 선택한 전략을 실행한다. <Figure 6>에서와 같이 전략 포트폴리오를 정하기 위해 50일간의 일봉 종가를 입력 데이터로 사용한다. 이 입력 데이터를 바탕으로 각 전략별로 해당 전략이 적합한지 여부를 판단하여 적합한 전략을 2개 이내로 선택하여 전략 포트폴리오를 구성한다. 이렇게 구성된 전략 포트폴리오를 기준으로 테스트기간 동안의 누적수익을 구한다. 이 누적수익과 벤치마킹 전략 포트폴리오와의 누적수익을 비교하여 본 시스템의 성과를 평가한다.



<Figure 6> SVM Model Generation

Training data로는 전체 기간 중 이전 80%의 데이터(1990년 1월 3일~2007년 3월 20일)를 사용했고, test data로는 이후 20%의 데이터(2007년 3월 21일~2011년 11월 4일)를 사용했다. 지표값 계산에 필요한 최초 50일간의 데이터는 사용하지 않았다.

Training을 위한 전략 포트폴리오 선택방법은 임의의 날의 그 다음날의 수익이 가장 높은 전략을 2개까지 선택했다. 각 SVM 모델별로 각 전략의 선택여부를 판단할 수 있도록 했다. 방법1에

서는 항상 2개를 선택했고, 방법2에서는 수익이 0.1pt 이상 나는 전략 중에서 최대 2개까지 선택을 했다. 수익이 0.1pt 넘는 것으로 제한을 둔 것은 시장이 해당 전략에 어느 정도 수익을 내주는 경우에만 선택하도록 하기 위함이다. PM 1과 PM 2 모두 각 전략별로 매수, 매도 시에는 보유 포지션이 1계약을 넘지 않도록 하였다.

SVM 모델의 결과에서 전략을 선택하는 방법은 one-against-all을 사용하였다. 각 전략별로 전략 포트폴리오에 포함할지 여부를 정하는 SVM 모델을 만든 다음, 테스트 시에는 전략1의 SVM 모델부터 전략8의 SVM 모델까지 순서대로 점검을 하여 전략 포트폴리오 구성을 하였다. 실제 시장에 적용하기 위해서는 장마감 시점에 최대한 짧은 시간에 전략 포트폴리오 구성과 전략 적용을 끝내야하기 때문에 보다 간단한 방법을 적용하는 것이 중요하다. 그래서 처리 속도가 더 빠른 one-against-all이 더 적합하다.

본 연구의 성과 비교를 위해 3가지 벤치마킹 전략포트폴리오를 만들었다. 각 벤치마킹 전략의 포트폴리오 구성은 다음과 같다.

벤치마킹전략 1 : 테스트기간동안 KOSPI 200 선물 2계약 매수 후 보유

벤치마킹전략 2 : 테스트시작 직전 30일간의 누적수익이 가장 큰 전략 2개로 구성

벤치마킹전략 3 : 테스트기간 중 최종수익이 가장 큰 전략 2개로 구성

각 실험 결과는 비용을 포함 하지 않은 수익과 비용을 포함한 수익 모두를 구하였다. 비용은 포트폴리오의 보유포지션이 변할 때마다 매매건별로 수수료와 슬리피지비용(slippage cost)⁹을 추가하였다. 매매 1건 당 수수료는 KOSPI 200 선

물가격의 0.002%, 슬리피지비용은 0.03pt로 잡았다. 벤치마킹의 경우 매매횟수가 상대적으로 적다. 하지만 방법1과 방법2는 전략을 수시로 변경하기 때문에 매매를 자주 할 가능성이 높다. 그래서 방법1과 방법2의 최종 수익에는 거래 비용이 큰 영향을 미칠 수 있다.

3.2 시스템트레이딩 전략별 수익분석

테스트 기간 동안의 각 시스템트레이딩 전략별 수익은 다음 <Table 1>과 같다.

<Table 1>은 각 전략을 단독으로 수행했을 경우의 수익을 보여주고 있다. 비용은 거래비용과 슬리피지 비용을 말하며 매매횟수는 해당 기간 동안의 매매 시그널이 발생하여 거래를 한 수를 의미한다. 가령 전략 6의 경우는 100번의 매매를 했으며 그에 따른 거래 비용도 비례적으로 많이 발생한 것을 보여주고 있다. 모든 전략은 양의 수익을 발생시켰으며 비용포함 최종수익만을 볼 때, 전략 7이 가장 높은 수익을 보여주고 있고, 전략 5가 가장 적은 수익을 내준다. 본 모델은 이러한 전략을 기반으로 하여 경우에 따라 가장 적합한 전략을 투입하여 성과가 향상되는 것을 보

<Table 1> Test Period Profits

	Total Profits Without Costs(pt)	Total Profits With Costs(pt)	Total Costs(pt)	Number of Trading
KOSPI 200	66.10	-	-	-
Strategy ₁	238.58	232.31	6.27	15
Strategy ₂	84.45	83.35	1.10	3
Strategy ₃	229.64	223.34	6.30	15
Strategy ₄	144.64	107.72	36.92	78
Strategy ₅	63.86	39.66	24.20	51
Strategy ₆	139.14	92.8	46.34	100
Strategy ₇	271.79	269.73	2.06	5
Strategy ₈	224.75	217.92	6.83	17

여주고자 한다.

3.3 제안모형의 수익분석

기계적 학습방법을 이용하여 8개의 시스템트레이딩전략을 시장상황에 따라 선택적으로 적용하는 우리의 제안모형에 대한 실증분석 결과가 <Table 2>에 나타나 있다.

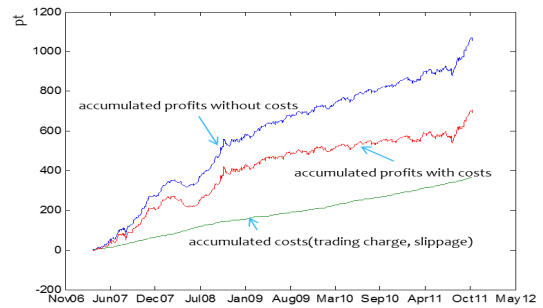
<Table 2> Profit Comparison of Proposed and Benchmark Portfolios

	Total Profit(pt)		Number of Trading
	Without Costs	With Costs	
Benchmark Portfolio 1	132.2	130.44	4
Benchmark Portfolio 2	496.54	488.61	20
Benchmark Portfolio 3	510.37	502.41	20
Proposed Portfolio 1	1072.36	706.22	788
Proposed Portfolio 2	1140.91	768.95	795

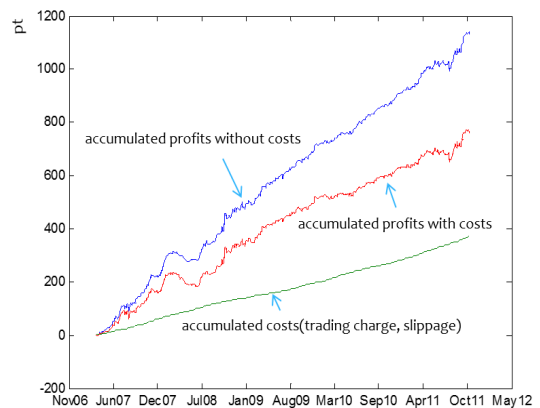
제안모형 Proposed Portfolio 1과 Proposed Portfolio 2, 그리고 성과비교를 위한 벤치마킹 전략별 최종손익과 매매횟수를 보여주고 있다. Proposed Portfolio 1의 비용을 감안하지 않았을 때의 최종 누적 수익은 1072.36pt이고, 연평균 수익은 약 237.17pt이다. 비용을 감안하면 총 누적 수익은 706.22pt, 연평균 수익은 약 156.94pt가 된다. 총 788회 거래를 했으며 총 수수료는 342.50pt, 총 슬리피지비용은 23.64pt로 총합계 비용이 366.14pt 발생했다. 제안모형 Proposed Portfolio 2의 비용을 감안하지 않았을 때의 최종 누적 수익은 1140.91pt이고 연평균 수익은 약 252.33pt다. 비용을 감안하면 최종 누적 수익은 768.95pt이고 연평균 수익은 약 170.88pt이다. 총

795회 거래를 했으며 총 수수료는 348.11pt, 총 슬리피지는 23.85pt로 총합계 비용은 371.96pt가 발생했다.

두 제안모형 모두 비용을 고려하더라도 벤치마킹 전략들보다 더 높은 수익을 나타내고 있다. 특히 벤치마킹전략 3과의 비교에서 볼 때, <Table 1>에서의 가장 성과가 좋은 전략 1과 전략 7을 사용한 것보다도 제안모형의 경우가 더 높은 수익을 보여주고 있어 시장 상황에 따라 적절한 전략을 투입하는 본 모델의 우월성을 보여주고 있다.



<Figure 7> Proposed Portfolio 1 Equity Curve



<Figure 8> Proposed Portfolio 2 Equity Curve

<Figure 7>과 <Figure 8>은 제안모형의 수익곡선을 보여주고 있다. 전체 분석기간 동안 높은 수익은 물론이고 상당히 안정적인 손익곡선을 나타내고 있어서 시장상황에 따라 기계적 학습 방법을 적절히 활용하여 시스템의 포트폴리오를 관리하면 지금까지와는 전혀 다른 투자성과를 기대할 수 있어서 실제 선물시장에서 거래하는 시스템 트레이더들에게 좋은 투자방향을 제시하고 있다.

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 SVM을 활용하여 지능적으로 적절한 시스템 트레이딩 전략 포트폴리오를 만드는 모형을 제안하였다. 같은 전략을 가지고도 언제 어떤 전략을 사용하느냐에 따라 전체 수익이 크게 차이가 난다. 그래서 적절한 전략 포트폴리오를 구성하는 것이 매우 중요하다. 본 연구에서는 과거와 똑같이 반복되지도 않고 예측하기도 어려운 미래 상황에서도 전략 선택 오류를 줄이기 위해 구조적 위험을 최소화하는 SVM을 사용하였다. SVM 기반으로 시장 상황에 따라 적용 여부를 판별하는 전략별 모델을 만들고, 이 모델들의 판단에 따라 해당 전략으로 전략 포트폴리오를 구성하여 성능을 살펴보았다.

두 개의 제안모형 모두 벤치마킹 전략들보다 더 좋은 성과가 나왔다. PM 2의 경우 벤치마킹 최고수익에 비해서 비용을 감안하고서도 266.54pt 높게 나왔고 수익곡선도 더욱 안정적으로 상승하였다. 특히 2011년처럼 벤치마킹 전략에서는 수익이 잘 나지 않은 경우에도 제안모형에서는 좋은 성과를 나타내었다. 따라서 본 논문에서 제안된 모형이 시장상황에 적합한 전략들

을 잘 선택하고 있고 이로 인해 벤치마킹 전략보다 높은 수익을 내는 것을 알 수 있다.

본 연구에서는 시스템을 실제 매매에 활용할 수 있도록 설계하였다. 매 거래일 장 마감 시점에 다음 날의 전략 포트폴리오를 구성하여 포지션을 만든다. 종가 기준으로 학습을 하기 때문에 거래할 수 있는 최대한 마지막 시점에 전략 포트폴리오를 구성하는 것이 좋다. 장 마감 후에는 당일 종가 데이터를 추가하여 전략별 SVM 모델을 업데이트함으로써 최근 시장 상황을 반영한 전략별 모델을 만들어 놓는다. 최대한 장 마감에 근접해서 가장 최신의 정보로 전략 포트폴리오를 구성해야 하기 때문에 실행 시간을 최대한 줄이는 것이 중요하다.

참고문헌 (References)

- Brock, W., J. Lakonishok, and B. LeBaron, "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns," *Journal of Finance*, Vol.47(1992), 1731~1764.
- Cho, H. and Y. Kim, "A study to improve the return of stock investment using genetic algorithm," *The Journal of Information Systems*, Vol.12, No.2(2003), 1~20.
- Choi, H., S. Kim, and S. Park, "Analysis of trading performance on intelligent trading system for directional trading," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.17, No.3(2011), 187~201.
- Dunis, C., J. Laws, and G. Sermpinis, "The robustness of neural networks for modelling and trading the EUR/USD exchange rate at the ECB fixing," *Journal of Derivatives and*

- Hedge Funds*, Vol.15, No.3(2009), 186~205.
- Fernandez-Rodrigueza, F., C. Gonzalez-Martela, and S. Sosvilla-Rivero, "On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: Evidence from the Madrid stock market," *Economic Letters*, Vol.69, No.1(2000), 89~94.
- Franses, P., and K. Griensven, "Forecasting exchange rates using neural networks for technical trading rules," *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, Vol.2, No.4(1998), 109~114.
- Hamm, L. and W. Brorsen, "Trading futures markets based on signals from a neural network," *Applied Economic Letters*, Vol.7 (2000), 137~140.
- Kang, S. and H. Kim, *Investra*, Bumhan Book, Seoul, 2004.
- Kim, K.-Y. and K.-R. Lee, "A study the prediction of stock price using artificial intelligence system," *Daehan Journal of Business*, Vol.21, No.6(2008), 2421~2449.
- Kim, S. W., "A study on developing a VKOSPI forecasting model via GARCH class models for intelligent volatility trading systems," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.16, No.2(2010), 19~32.
- Kim, S. W. and H. Ahn, "Development of an intelligent trading system using Support Vector Machines and genetic algorithms," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.16, No.1(2010), 71~92.
- Lee, S. and K. Oh, "Finding the optimal frequency for trade and development of system trading strategies in futures market using dynamic time warping," *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, Vol.22, No.2(2011), 255~267.
- Lo, A., H. Mamaysky, and J. Wang, "Foundations of technical analysis: computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation," *Journal of Finance*, Vol.55 (2000), 1705~1770.
- Lukac, L, B. Brorsen, and S. Irwin, "A test of futures market disequilibrium using twelve different technical trading systems," *Applied Economics*, Vol.20(1988), 623~639.
- Park, S. C., "SVM-based strategy portfolio management system," *Master Thesis*, Kookmin University, 2011.
- Sweeney, R., "Beating the foreign exchange market," *Journal of Finance*, Vol.41(1986), 163~182.

Notes

- 추격역지정가(trailing stop)는 주가가 상승(하락)함에 따라 청산 지정가를 점차 높은(낮은) 수준으로 조정하는 청산 주문 방법이다. 예를 들어 KOSPI200 선물을 100pt에 매수할 때 99pt이하로 떨어질 때 청산 하도록 지정할 수 있다. 만약 99pt를 거치지 않고 105pt로 상승하면 청산 지정가를 104pt로 올린다. 이렇게 함으로써 손실을 최소로 고정하면서 이익은 최대로 유지할 수 있다.
- MACD란 Moving Average Convergence and Divergence의 약자로서 단기이동평균선값과 장기이동평균선값의 차이를 말한다. MACD 돌파시스템은 MACD 값이 MACD값의 이동평균값인 MACD signal선을 상향돌파할 때 매수하고 반대로 하향돌파할 때 매도하는 시스템이다.
- 반락매수/렐리매도 시스템은 주가가 일정폭 이상 하락 시 매수하고 반대로 일정폭 이상 상승 시 매도하는 역추세시스템이다.
- DMI 시스템은 Directional Movement Index 시스템으로 금일의 고가가 전일의 고가보다 높을 때 금일의 고가와 전일의 고가와의 차이값인 PDM(Plus Directional Movement)값과 그 반대개념인 MDM(Minus Directional Movement)선의 교차를 이용한 매매시스템으로 PDM이 MDM을 상향돌파(하향돌파)하면 매수(매도)한다.
- Keltner Channel 시스템은 이동평균선과 상하단밴드로 구성되며 상단밴드는 이동평균값에 Average True Range의 일정배수를 더하여 구하며 하단밴드는 일정배수를 차감하여 구한다.
- Bollinger Bands 시스템은 이동평균선과 상하단밴드로 구성되며 상단밴드는 이동평균선에 일정배수의 표준편차를 더하여 구하고 하단밴드는 일정배수를 차감하여 구한다.
- 피보나치 0.382 되돌림 시스템은 주가가 상승 후 조정을 거칠 때 조정폭이 0.382 정도에 이르면 반등을 이용하여 매수하고 반대로 하락 후 반등하며 0.382 정도 반등폭이 나올 때 매도하는 시스템이다.
- one-against-all 방법은 이진분류모형을 이용한 다분류 방법의 하나이다. n개의 이진분류모형이 있을 때 i번째 분류모형은 i번째 클래스에 속하는지 그렇지 않은지를 구분한다. 임의의 데이터가 있을 때 n개의 이진분류모형을 순서대로 거치면서 어느 클래스에 속하는지 판단한다.
- 슬리피지비용은 매매 주문 시 기대체결가격과 실제체결가격간의 가격 차이를 말한다.

Abstract

Selection Model of System Trading Strategies using SVM

Sungcheol Park* · Sun Woong Kim** · Heung Sik Choi***

System trading is becoming more popular among Korean traders recently. System traders use automatic order systems based on the system generated buy and sell signals. These signals are generated from the predetermined entry and exit rules that were coded by system traders. Most researches on system trading have focused on designing profitable entry and exit rules using technical indicators.

However, market conditions, strategy characteristics, and money management also have influences on the profitability of the system trading. Unexpected price deviations from the predetermined trading rules can incur large losses to system traders. Therefore, most professional traders use strategy portfolios rather than only one strategy. Building a good strategy portfolio is important because trading performance depends on strategy portfolios. Despite of the importance of designing strategy portfolio, rule of thumb methods have been used to select trading strategies.

In this study, we propose a SVM-based strategy portfolio management system. SVM were introduced by Vapnik and is known to be effective for data mining area. It can build good portfolios within a very short period of time. Since SVM minimizes structural risks, it is best suitable for the futures trading market in which prices do not move exactly the same as the past.

Our system trading strategies include moving-average cross system, MACD cross system, trend-following system, buy dips and sell rallies system, DMI system, Keltner channel system, Bollinger Bands system, and Fibonacci system. These strategies are well known and frequently being used by many professional traders. We program these strategies for generating automated system signals for entry and exit. We propose SVM-based strategies selection system and portfolio construction and order routing system. Strategies selection system is a portfolio training system. It generates training data and makes SVM model using optimal portfolio. We make $m \times n$ data matrix by dividing KOSPI 200 index futures data with

* Convergence Lab., KT, 17 Umyeon-dong, Seocho-gu, Seoul 137-792, Korea

** Graduate School of Business IT, Kookmin University, Seoul

*** Corresponding Author: Heung Sik Choi
Graduate School of Business IT, Kookmin University, Seoul
77 Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul 136-702, Korea
Tel +82-2-910-4567, Fax +82-2-910-4017, E-mail: hschoi@kookmin.ac.kr

a same period. Optimal strategy portfolio is derived from analyzing each strategy performance. SVM model is generated based on this data and optimal strategy portfolio.

We use 80% of the data for training and the remaining 20% is used for testing the strategy. For training, we select two strategies which show the highest profit in the next day. Selection method 1 selects two strategies and method 2 selects maximum two strategies which show profit more than 0.1 point. We use one-against-all method which has fast processing time.

We analyse the daily data of KOSPI 200 index futures contracts from January 1990 to November 2011. Price change rates for 50 days are used as SVM input data. The training period is from January 1990 to March 2007 and the test period is from March 2007 to November 2011. We suggest three benchmark strategies portfolio. BM1 holds two contracts of KOSPI 200 index futures for testing period. BM2 is constructed as two strategies which show the largest cumulative profit during 30 days before testing starts. BM3 has two strategies which show best profits during testing period. Trading cost include brokerage commission cost and slippage cost. The proposed strategy portfolio management system shows profit more than double of the benchmark portfolios. BM1 shows 103.44 point profit, BM2 shows 488.61 point profit, and BM3 shows 502.41 point profit after deducting trading cost. The best benchmark is the portfolio of the two best profit strategies during the test period. The proposed system 1 shows 706.22 point profit and proposed system 2 shows 768.95 point profit after deducting trading cost. The equity curves for the entire period show stable pattern. With higher profit, this suggests a good trading direction for system traders. We can make more stable and more profitable portfolios if we add money management module to the system.

Key Words : SVM, Strategy Portfolio, System Trading, KOSPI 200 Index Futures

Received : February 28, 2014 Revised : April 28, 2014 Accepted : June 5, 2014

저 자 소개



박성철

현재 KT 융합기술원 Convergence연구소에 재직 중이다. POSTECH에서 컴퓨터공학 석사를 취득하고, 국민대학교 비즈니스IT전문대학원에서 시스템트레이딩 석사를 취득하였다. 주요 관심분야는 시스템트레이딩, 금융공학, 빅데이터분석, Machine Learning, 보안, IoT(Internet of Things)이다.



김선웅

현재 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 교수로 재직 중이다. 서울대학교 경영학과에서 경영학사를 취득하고, KAIST 경영과학과에서 투자론을 전공하여 공학석사와 공학박사 학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 트레이딩시스템, 투자공학, 헤지펀드와 자산운용이다.



최흥식

현재 국민대학교 경영대학 경영정보학부 및 동 대학 비즈니스IT전문대학원 교수로 재직 중이다. KAIST에서 경영과학 석사학위를 취득하였으며 미국 로체스터 대학에서 경영학 석사 및 박사학위를 취득하였다. 관심분야로는 파생상품 시스템트레이딩, 트레이딩계량 분석, 옵션 변동성매매 등이다.