

방향성매매를 위한 지능형 매매시스템의 투자성과분석

최흥식
국민대학교 경영정보학부
(hschoi@kookmin.ac.kr)

김선웅
국민대학교 BIT전문대학원
(swkim@kookmin.ac.kr)

박성철
국민대학교 BIT전문대학원
(sparktop@yahoo.co.kr)

.....

방향성(Direction)과 변동성(Volatility)에 대한 분석은 증권투자를 위한 시장분석의 기초가 된다. 변동성분석이 옵션 투자에서 중요하다면 주식이나 주가지수선물투자는 방향성분석에 의하여 투자성고가 결정된다. 기존의 금융분석에서 기계학습을 이용한 방향성에 대한 연구는 주가나 투자위험의 예측을 중심으로 이루어졌으며, 최근에 와서야 실전투자를 위한 매매시스템(trading system) 개발에 대한 연구가 이루어지고 있다. 인공지능형 주가예측모형에서는 ANN(artificial neural networks), fuzzy system, SVM(Support Vector Machine) 등의 기법이 주로 활용되고 있다. 본 연구에서는 방향성매매를 위한 지능형 기계학습방법 중에서도 패턴인식에서 좋은 성과를 보이고 있는 은닉마코프 모형(Hidden Markov Model)을 이용한다. 실무적으로는 방향성 예측을 위해 주로 주가의 추세분석(Trend Analysis)을 활용한다. 다양한 기술적 지표를 이용한 추세분석에 기반한 시스템트레이딩(System Trading) 기법은 실전투자에서 점차 확대추세에 있다. 본 연구에서는 시스템트레이딩 기법 중 실무에서 많이 이용되는 이동평균교차전략(moving average cross)에 연속 은닉마코프모형을 적용한 지능형 매매시스템을 제안하고, 실제 주가지수를 이용한 시뮬레이션 결과를 제시한다. 세계적 선물시장으로 성장한 KOSPI200 선물시장에서 제안된 매매시스템의 장기간의 투자성고를 분석하기 위하여 지난 21년 동안의 KOSPI200 주가지수자료를 실증 분석하였다. 분석결과는 KOSPI200 주가지수선물의 방향성매매에서 제안된 CHMM기반 지능형 매매시스템이 실전에서 일반적으로 활용되는 시스템트레이딩 기법의 투자성고를 개선할 수 있음을 보여주었다.

.....

논문접수일 : 2010년 07월 17일 논문수정일 : 2011년 07월 23일 게재확정일 : 2011년 08월 03일
투고유형 : 춘계학술대회우수논문 교신저자 : 김선웅

1. 서론

정보통신기술의 발달과 고성능 컴퓨터의 급속한 보급으로 주식투자에서 다양한 기술적 지표를 바탕으로 과거 데이터를 근거로 한 시스템트레이딩(system trading)이 확대되고 있다. 시스템트레이딩을 통해 보다 객관적인 투자 기법으로 체계적인 거래를 할 수 있다(강창원, 2007; 안중호, 문홍집,

1999).

최근에는 인공지능을 이용한 금융매매기법을 활용하여 매매하려는 시도가 많아지고 있다. 주요한 인공지능을 이용한 매매는 크게 통계적 분석에 따른 방법과 기계학습알고리즘을 이용한 방법이 있다. 통계적 분석에 따른 매매는 자료의 통계적 분석에 기초하여 객관적이고 과학적인 매매를 할 수 있는 장점이 있고, 기계학습 알고리즘은 학습을 통

* 본 연구는 2011년도 국민대학교 교내연구비 지원으로 수행됨.

해 투자전문가처럼 지능적으로 매매 판단을 할 수 있다는 장점을 이용한 거래방법이다. 기계학습 알고리즘을 이용한 방법들은 주가나 지수예측에 대해 주로 연구되고 있다(박형준, 홍다혜, 김문현, 2007; 김광용, 이경락, 2008; 김선웅, 안현철, 2010). 특히, *Hidden Markov Model*(HMM)을 이용한 주가예측은 최근에 와서야 시작되고 있다(Hassan, Nath, 2005). 최근 들어서는 예측한 주가나 지수값을 이용하여 매매를 하는 트레이딩 시스템에 대한 연구도 이루어지고 있다(Kim, 2010).

이러한 연구는 금융 데이터에 기계학습 알고리즘을 접목했다는 자체에 의의가 있지만 주식시장에서의 시스템트레이딩 분야에 대한 노하우를 반영하지는 못하고 있다. 주식시장에서는 시스템트레이딩기법을 이용하여 수 많은 거래가 이루어지고 있을 뿐만 아니라 큰 수익을 올리고 있는 회사와 개인투자자들이 상당히 많이 있다. 이들의 매매 전략을 기계학습에 접목할 수 있다면 시스템트레이딩 분야의 괄목할만한 성장을 기대할 수 있을 것이다. 이를 위해 본 논문에서는 이동평균을 이용한 시스템트레이딩 매매전략을 CHMM으로 학습을 한 매매 시스템을 제안하고 KOSPI200 주가지수를 이용하여 실증분석을 제시하고자 한다.

2. HMM

HMM 알고리즘은 매매시그널이 마코프과정(Markov process)으로 모델링 될 수 있다는 가정하에 시그널의 학습과정에서 마코프모형(Markov Model)의 파라미터를 구하여 기준 마코프모형을 만들고 입력된 매매시그널과 저장된 기준 마코프모형을 비교하여 유사도가 가장 높은 기준 마코프모형을 인식된 클래스로 결정한다(Rabiner, 1989).

HMM 알고리즘은 시계열 데이터를 기반으로 한

연구에서 많이 활용 되고 있다. HMM은 관측확률이 이산분포 또는 연속분포를 갖느냐에 따라서 DHMM(Discrete Hidden Markov Model), CHMM(Continuous Hidden Markov Model)으로 나뉘어진다. DHMM은 계산량이 적다는 이점이 있지만, 인식률이 상대적으로 낮고, 정교한 스무딩 과정이 필요하다는 약점이 있다. 이에 반해 CHMM은 계산량은 많지만 인식률이 높아 중·대형 인식기에 많이 사용되고 있다(김범승, 김순협, 2009).

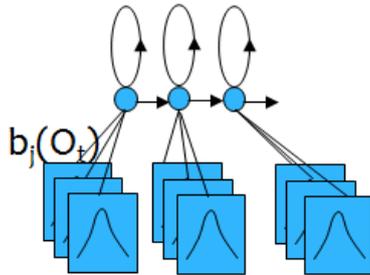
KOSPI 200 주가지수 데이터는 연속 데이터므로 본 논문에서는 가우시안혼합 연속확률밀도에 기반한 CHMM을 이용하고자 한다(허진영, 김경재, 한인구, 2010).

3. CHMM

CHMM에서는 모델의 파라미터를 추정하기 위하여 관측된 신호들에 대한 최대우도(maximum likelihood)를 구하기 위한 방법으로 가우시안 혼합모델(Gaussian Mixture Model, GMM)을 사용한다. CHMM의 경우 상태 j , 시간 t 에서 입력벡터 O_t 를 관측할 확률은 다음 식과 같이 가우시안 혼합모델로 표현된다(Reynolds and Rose, 1995).

$$b_j(O_t) = \sum_{k=1}^M c_{jk} \cdot N(O_t, \mu_{jk}, U_{jk}), \quad 1 \leq j \leq N$$

여기서 M 은 GMM을 구성하는 가우시안혼합의 개수를, c_{jk} 는 상태 j 에서 k 번째 가우시안혼합의 가중치(weight)를, μ_{jk} 와 U_{jk} 는 각각 상태 j 에서 k 번째 가우시안혼합의 평균벡터(mean vector)와 공분산행렬(covariance matrix)이고 N 은 전체 상태(state)수 이다. <그림 1>은 CHMM의 개념도를 나타내고 있다.



<그림 1> CHMM

$b_j(O_t)$ 를 학습 데이터로부터 구하기 위한 Baum-Welch재추정(re-estimation) 알고리즘은 다음과 같다.

상태수를 N , 심벌의 길이를 T , 전향확률을 $\alpha_t(i)$ ($i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T$), 후향확률을 $\beta_t(i)$ ($i = 1, 2, \dots, N; t = T, T-1, \dots, 0$)이라 하고, 시간 t 에서 상태가 j 일 확률 $\gamma_t(j, k)$ 를 다음 식과 같이 정의한다.

$$\gamma_t(j, k) = \frac{\alpha_t(j)\beta_t(j)}{\sum_{j=1}^N \alpha_t(j)\beta_t(j)} \left[\frac{c_{jk}\mathcal{N}(O_t, \mu_{jk}, U_{jk})}{\sum_{m=1}^M c_{jm}\mathcal{N}(O_t, \mu_{jm}, U_{jm})} \right]$$

위의 세 가지 확률변수(α, β, γ)를 이용하여 모델 파라미터 c_{jk}, μ_{jk}, U_{jk} 를 추정하는 식은 다음과 같다.

$$\bar{c}_{jk} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)}{\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^M \gamma_t(j, k)}$$

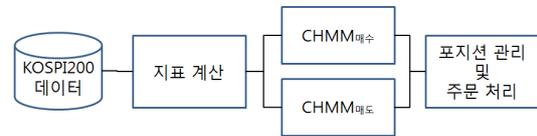
$$\bar{\mu}_{jk} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k) \cdot O_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)}$$

$$\bar{U}_{jk} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k) \cdot (O_t - \mu_{jk})(O_t - \mu_{j, k})^T}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)}$$

4. 시스템설계

4.1 시스템구조

본 시스템은 KOSPI200 선물에서 주로 사용하는 지표식을 이용한 시스템트레이딩을 모델로 하였다. 그래서 KOSPI200 데이터에서 지표데이터를 뽑은 다음 시스템트레이딩전략이 학습되어있는 CHMM을 이용하여 매수할지 또는 매도할지를 판단한다. 그 다음 현재 포지션을 감안하여 매매주문을 발생시킨다.

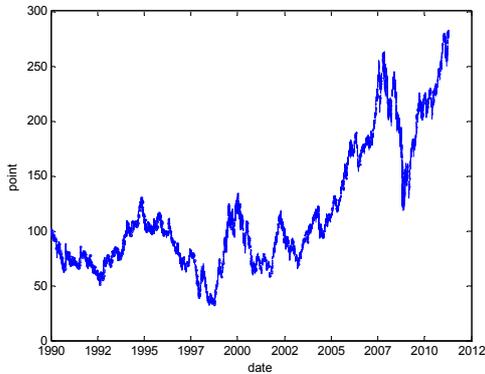


<그림 2> 시스템 구조도

4.2 데이터

본 시스템에서는 1990년 1월 3일부터 2011년 4월 15일까지의 KOSPI200 주가지수 데이터를 사용했다. KOSPI200 주가지수는 1990년 1월 3일 100을 기준으로 해서 KOSPI200 편입 종목의 주가 총액의 상대적 가격을 나타낸 것으로 최근까지의 모든 데이터를 포함하고 있다. 구체적으로 일봉 캔들 차트의 시가, 고가, 저가, 종가 중 종가를 이용하였다.

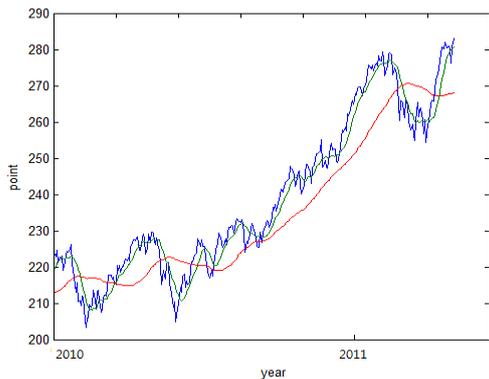
전체 데이터 중 앞쪽 1/2인 1990년 1월 3일부터 2000년 6월 9일까지의 데이터를 학습용 데이터로 사용하고 2000년 6월 12일부터 2011년 4월 15일까지의 데이터를 시험용 데이터로 사용하였다.



<그림 3> KOSPI200 지수(1900/01/03~2011/04/15)

4.3 지표

지표는 단기 단순이동평균선과 장기 단순이동평균선을 사용했다. 단순이동평균선은 지수이동평균과 더불어 시스템트레이딩에서 가장 일반적으로 사용되는 지표 중 하나이다. <그림 4>는 2010년 1월 4일~2011년 4월 15일의 KOSPI200 지수와 5일 단순이동평균선 그리고 50일 단순이동평균선을 나타낸 것이다.



<그림 4> KOSPI200 지수와 단순이동평균선

시스템트레이딩에서 단기이동평균선과 장기이동평균선을 이용할 경우에는 이 두 선의 교차를 이용한 매매 전략을 많이 사용한다. 이 때 몇 일

단위로 이동평균을 하나에 따라 결과가 크게 달라진다. 실무에서는 (5일, 20일), (10일, 40일), (20일, 60일)을 주로 사용한다.

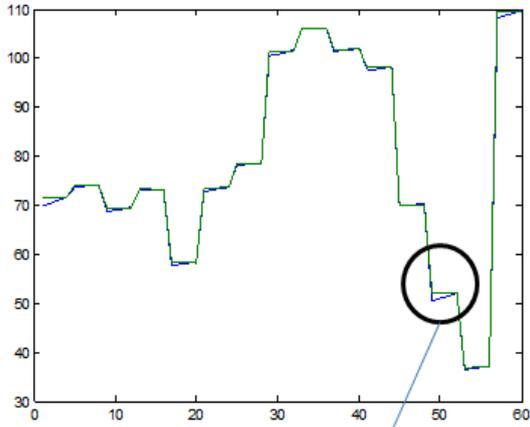
그래서 시스템트레이딩에서 일반적으로 사용되는 이 기간 조합을 포함해서 (5일, 20일), (10일, 40일), (20일, 40일), (20일, 60일), (20일, 80일), (20일, 100일), (20일, 120일), (20일, 140일), (30일, 40일), (30일, 60일), (30일, 80일), (30일, 100일)으로 실험하였다.

4.4 특징 추출

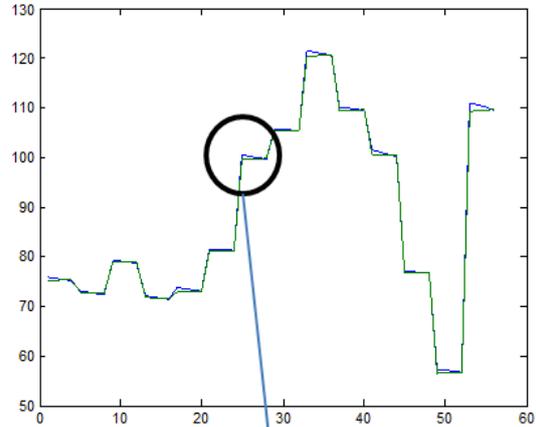
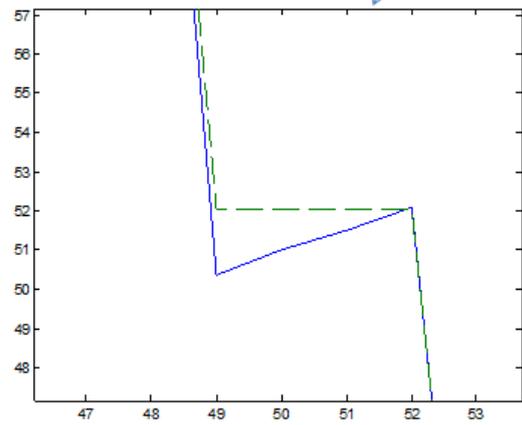
시스템트레이딩 전략에 기반한 CHMM 훈련데이터를 만들기 위해 시스템트레이딩 전략에 따라 특징을 추출하고 전략 수행결과로 나온 매수, 매도 결과로 데이터를 분류하였다.

시스템트레이딩 전략으로는 가장 기본적이고 보편적인 전략 중의 하나인 단기이동평균선과 장기이동평균선의 교차를 이용한 매매 전략을 사용하였다.

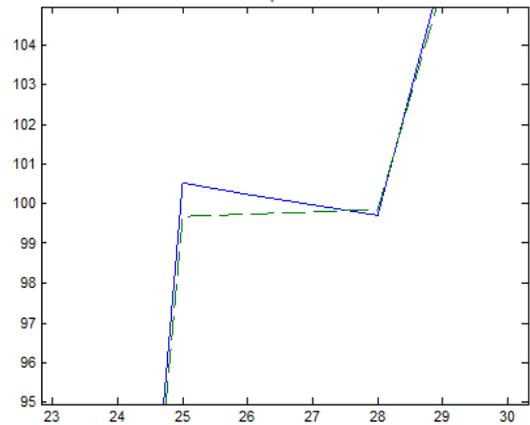
이동평균선 교차 전략에서는 단기 이동평균선이 장기 이동평균선을 상향 돌파할 때 매도 청산 및 매수를 하고, 하향 돌파할 때는 매수 청산 및 매도를 한다. <그림 5>는 상향돌파 데이터를 나타낸 것이고, <그림 6>은 하향돌파 데이터를 나타낸 것이다. 두 그림에서 실선은 단기이동평균선이고, 점선은 장기이동평균선이다. <그림 5>에서는 점선이 실선보다 위에 있다가 아래로 가고, <그림 6>에서는 실선이 점선보다 위에 있다가 아래로 가는 패턴임을 확인할 수 있다. 이렇게 전략에 따른 상향돌파와 하향돌파에 대한 특징을 명확하게 추출하였다. 그리고 학습 데이터 추출 기간과 시험 데이터 추출 기간의 차이로 인한 KOSPI200 지수 대의 변화에 따른 영향을 없애기 위해 단순이동평균선의 변화율을 사용하였다.



<그림 5> 상향돌파 데이터



<그림 6> 하향돌파 데이터



4.5 매수/매도 판단

본 논문에서는 상향돌파와 하향돌파를 기준으로 매수, 매도를 판단하였다. 단기이동평균선이 장기이동평균선을 상향돌파하면 매수하고 하향돌파하면 매도하는 것이 기본 전략이다. 이러한 돌파전략은 시스템트레이딩의 가장 기본적이고 보편적인 전략 중의 하나이다.

CHMM 시스템에서는 CHMM_{매수}의 우도값과 CHMM_{매도}의 우도값을 비교하여 우도가 더 큰 쪽의 판단을 따른다.

4.6 주문

자금관리기법에 의한 영향을 배제하기 위해 1개 포지션만 진입·청산하는 전략을 가정하였다. 포지션이 없는 상태에서 매수 또는 매도 판단이 되면 해당 주문을 처리하고, 현재와 동일한 포지션으로 판단이 되면 현재 포지션을 그대로 유지한다. 현재 포지션과 반대로 판단이 되면 기존 포지션을 청산하고 반대 포지션으로 주문을 낸다.

본 실험에서는 매매수수료나 슬리피지는 감안하지 않았다.

5. 실험

본 논문에서는 시스템트레이딩 전략기반 CHMM 매매시스템과 일반적인 시스템트레이딩, 그리고 단순 CHMM 기반 매매시스템과의 성과를 비교하기 위해서 4가지 방식으로 실험하였다. 첫 번째는 일반적인 단순이동평균교차 트레이딩시스템을 그대로 이용하였고, 두 번째는 일반적인 패턴인식 연구에서처럼 KOSPI200 변화율에 CHMM을 그대로 사용하였다. 세 번째는 단순이동평균의 변화율을 이용한 CHMM 매매시스템을 사용하였다. 네 번째는 학습 데이터와 시험 데이터 구간을 이동하면서 사용한 CHMM 매매시스템을 사용하였다. CHMM을 사용한 실험에서는 CHMM 특성상 실험 때 마다 성능이 달라질 수 있기 때문에 같은 설정 값에 대해서 10번씩 실험한 수익의 평균을 구하였다.

5.1 일반적인 트레이딩시스템

일반적인 시스템트레이딩 전략으로는 상향돌파 할 때 매수하고, 하향돌파 할 때 매도하였다. 알고리즘은 아래와 같다.

```

MaShortTerm = movingAverage(KOSPI200data, 5);
MaLongTerm = movingAverage(KOSPI200data, 50);

for i = 3 : dataLengthofKOSPI200data
{
    if goldenCross(MaShortTerm,
MaLongTerm)
        buy();
    elseif deadCross(MaShortTerm,
MaLongTerm)
        sell();
}

```

5.2 단순 CHMM 기반 매매 시스템

단순이동평균선의 변화율 데이터를 이용하여 추출한 데이터의 다음날이 당일 대비 상승 했으면 매수 데이터로 학습하고 다음날이 당일 대비 하락 했으면 매도 데이터로 학습 하였다.

5.3 단순이동평균의 변화율을 사용한 CHMM 시스템

CHMM_{매수}는 상향돌파 하는 시점의 지표값의 변동률로 학습하였고, CHMM_{매도}는 하향돌파 하는 시점의 지표값의 변동률로 학습하였다. 알고리즘은 아래와 같다.

```

MaShortTerm_training =
movingAverage(KOSPI200trainingData, 30);
MaLongTerm_training =
movingAverage(KOSPI200trainingData, 90);

for i = 1 : dataLengthofKOSPI200data
{
    if
goldencross(MaShortTerm_training,
MaLongTerm_training)
    {
        class(i) = 1;
        // 매수
    } elseif
deadCross(MaShortTerm_training,
MaLongTerm_training)
    {
        class(i) = -1;
        // 매도
    } else
    {

```

```

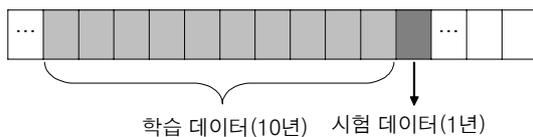
class(i) = 0;
// 포지션유지
}
}

CHMMtrainingResult =
CHMMtraining(Rates(MaShortTerm_training),
Rates(MaLongTerm_training), class);

MaShortTerm_test =
movingAverage(Rates(KOSPI200testData), 5);
MaLongTerm_test =
movingAverage(Rates(KOSPI200testData), 50);
CHMMtestResult =
CHMMtraining(MaShortTerm_test,
MaLongTerm_test, CHMMtrainingResult);
    
```

5.4 학습, 시험 데이터를 바꾸어가며 사용한 CHMM 시스템

10년 간의 데이터로 학습한 다음 그 다음 1년 간의 데이터로 시험하였다. 이런 방식으로 1년 단위로 옮겨가며 10번의 학습과 실험을 하였다.



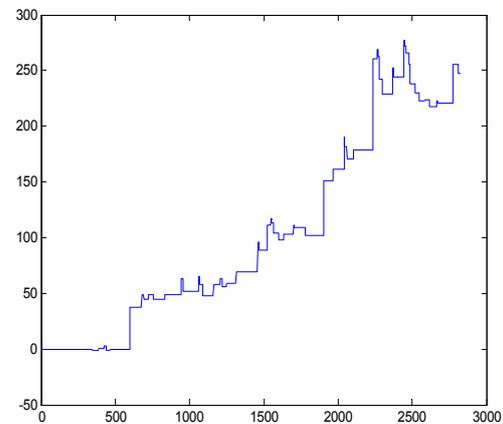
<그림 7> 학습 데이터와 시험 데이터의 moving

이 방법은 가장 최근의 데이터로 학습을 한 시스템으로 시험을 할 수 있다는 장점이 있다. 단순 이동평균선의 이동평균 기간이 길어지면 1년 간의 시험데이터에서의 돌파 발생 횟수가 적어서 (5일, 20일), (10일, 40일), (20일, 40일), (20일, 60일)에 대해서만 실험을 하였다.

6. 투자성과 분석

6.1 일반적인 트레이딩시스템

<그림 8>은 일반적인 시스템트레이딩 방식의 투자성과를 보여주는 수익 그래프이다(가로축은 기간(일)이며 세로축은 KOSPI200 지수(포인트)이다(이후 그림 구조 동일).



<그림 8> 시스템트레이딩의 수익그래프(10일, 40일)

<표 1> 일반 시스템트레이딩의 수익

단기이평	장기이평	수익(포인트)
5	20	-54.72
10	40	247.12
20	40	178.25
20	60	135
20	80	154.02
20	100	115.45
20	120	124.5
20	140	127.04
30	40	21.02
30	60	82.48
30	80	43.58
30	100	118.32

<표 1>에서 보는 바와 같이 최대 수익은 (10일, 40일)일 때 247.12포인트이다. 이동평균 기간 설정 값이 바뀌어도 대체로 수익이 나는 형태이지만 (10일, 40일)을 넘어서면서 점차 수익이 적어지고 있다.

6.2 단순 CHMM 기반 매매 시스템

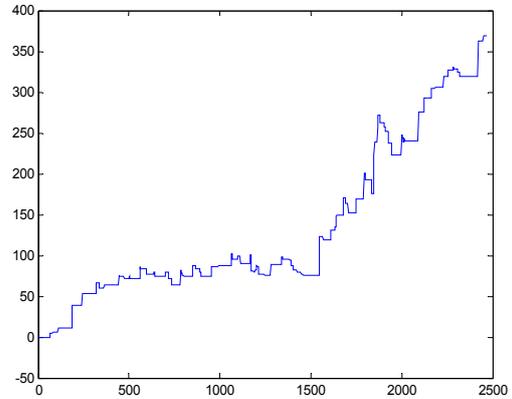
<표 2>는 전략에 대한 특징 추출 없이 단순이동평균데이터만으로 CHMM을 이용하여 매매를 한 결과이다. 전반적으로 수익을 내고 있지만 전반적으로 일반적인 트레이딩 시스템보다 약간 낮은 수익을 내고 있다.

<표 2> 일반 CHMM트레이딩의 수익

단기이평	장기이평	수익(포인트)
5	20	72.14
10	40	20.16
20	40	52.9
20	60	67.82
20	80	134.05
20	100	92.04
20	120	80.3
20	140	156.03
30	40	51.93
30	60	114.98
30	80	73.38
30	100	117.14

6.3 단순이동평균의 변화율을 사용한 CHMM 시스템

<그림 9>와 <표 3>은 변동률을 이용한 시스템의 수익결과로서 최대 누적수익은 316.47포인트이다. 최대 수익뿐만 아니라 이동평균 기간 값이 바뀌어도 대체적으로 일반 시스템트레이딩 시스템보다 수익이 더 높은 것을 알 수 있다.



<그림 9> 변동률 이용 누적수익그래프(20일, 100일)

<표 3> 단순이동평균의 변화율을 사용한 CHMM 시스템의 수익

단기이평	장기이평	평균수익(포인트)
5	20	-31.205
10	40	37.426
20	40	303.286
20	60	282.888
20	80	265.69
20	100	316.47
20	120	281.592
20	140	264.108
30	40	197.177
30	60	90.613
30	80	117.595
30	100	239.068

6.4 학습, 시험 데이터를 바꾸어가며 사용한 CHMM 시스템

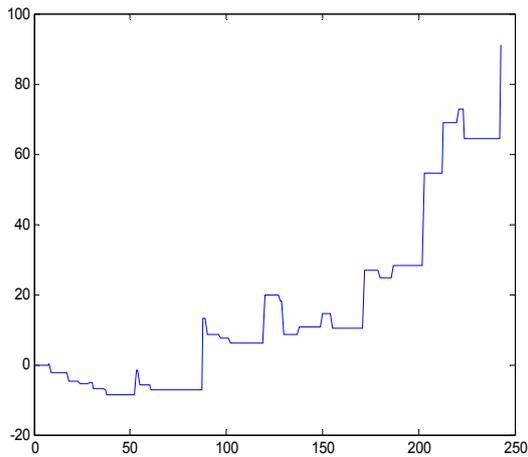
학습, 시험 데이터를 바꾸어가며 사용한 CHMM 시스템에서는 데이터의 구간이 좁아져서 가용한 데이터가 적어진 관계로 위 3가지 경우만 투자성과를 분석하였다. <표 4>의 결과값은 2001년~2010년 동안의 1년씩의 시험결과값 10년치를 모아서

나타낸 값이다.

투자성과의 최대 수익은 164.33포인트이다. 구간이 짧아져서 연말의 포지션이 다음 해 초로 유지되지 못해서 앞선 실험에서 보다 수익이 적게 나왔다.

<표 4> 학습, 시험 데이터를 바꾸어가며 사용한 CHMM 시스템의 수익

단기이평	장기이평	평균수익(포인트)
5	20	-23.55
10	40	-52.87
20	40	205.63
20	60	164.33



<그림 10> 학습, 시험 데이터를 바꾸어가며 사용한 CHMM 시스템의 누적수익 그래프 (20일, 60일)

6.5 시스템 간 성과 비교

<표 5>는 앞서 살펴본 시스템들의 최대 수익을 비교하고 있다. 본 논문에서 제안하는 시스템트레이딩 전략과 CHMM을 융합한 시스템이 가장 좋은 성능을 보여주고 있음을 알 수 있다.

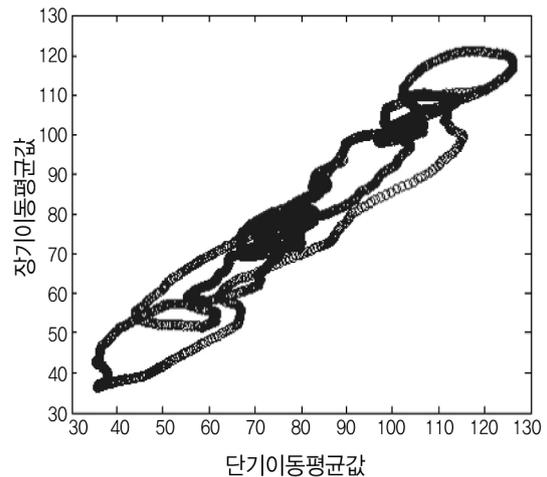
<표 5> 시스템 간 최대 수익 비교

시스템 명	최대 수익 (포인트)
일반적인 트레이딩 시스템	247.12
단순 CHMM 기반 매매 시스템	156.03
단순이동평균의 변화율을 사용한 CHMM 시스템	316.47
학습, 시험 데이터를 바꾸어가며 사용한 CHMM 시스템	205.63

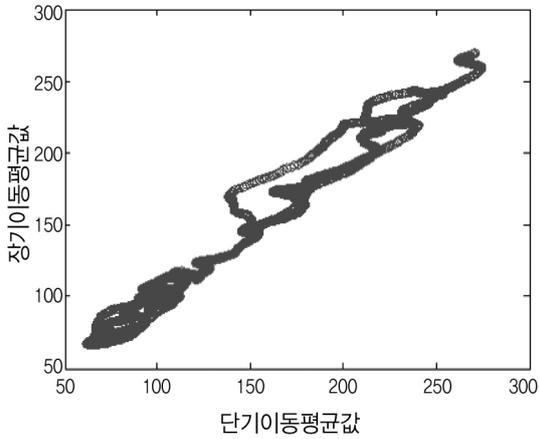
6.6 학습 데이터와 시험 데이터 간 특징 분석

<그림 11>은 학습데이터, <그림 12>는 시험데이터, <그림 13>은 전체 데이터를 나타낸 것이다. 학습 데이터와 시험 데이터를 전체 데이터에 견주어보면 학습 데이터가 시험 데이터 분포의 일부에 한정됨을 알 수 있다.

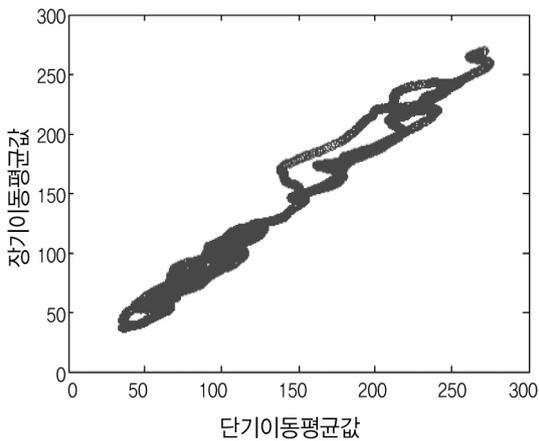
그럼에도 불구하고 CHMM 기반 시스템의 결과가 일반 시스템트레이딩의 결과와 비교해도 우수하게 나온 것은 CHMM 기반 시스템이 학습 당시의 시장 상황과 다른 상황에서도 일반적으로 잘 동작한다는 것을 알 수 있다.



<그림 11> 학습 데이터



<그림 12> 시험 데이터



<그림 13> 전체 데이터

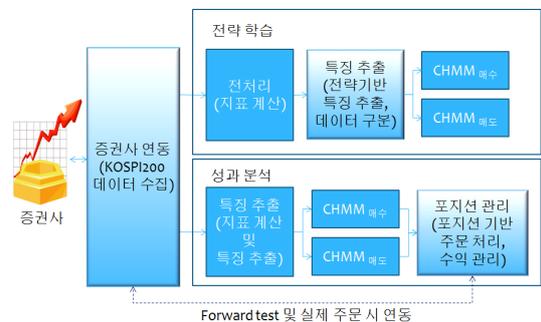
7. 실제매매를 위한 지능형 트레이딩 시스템 제안

지금까지의 실증분석 결과는 CHMM 모형을 결합한 지능형 트레이딩시스템의 성과가 기존의 시스템트레이딩기법의 성과를 개선할 수 있음을 보여주고 있다. 이를 바탕으로 실전매매를 위한 구체적인 지능형 트레이딩시스템을 대신증권의 홈트레이딩시스템을 이용하여 다음과 같이 제안한다.

7.1 제안 지능형 트레이딩 시스템

제안된 트레이딩시스템은 <그림 14>와 같이 전략 학습 처리 부분과 성과 분석 부분이 증권사에 직접 연동되어 있는 형태로 구성하였다. 증권사 연동 모듈은 증권사로부터 API(Application Programming Interface)를 이용해서 KOSPI200 데이터를 받아오며 때에 따라 주문 전송도 할 수 있다. 전략 학습 부분은 기존 시스템트레이딩 전략을 기반으로 데이터 재가공과 분류를 하는 특징 추출 모듈, CHMM으로 매수/매도 판단을 학습하는 CHMM 모듈로 구성하였다. 그리고 성과 분석 부분은 증권사로부터 테스트 데이터를 받아서 지표 계산과 전략에 따른 특징을 추출하는 특징 추출 모듈, 전략 기반으로 매수, 매도 판단을 하는 CHMM 모듈, 그리고 최종적으로 포지션을 관리하면서 주문 처리와 수익관리를 하는 포지션관리 모듈로 구성하였다.

본 시스템이 일반적인 패턴인식 및 분류 시스템과 구조적으로 다른 부분은 증권사 연동 모듈, 전략 반영을 위한 특징 추출 모듈, 포지션 관리 모듈이다. 증권사 연동 모듈은 증권사와 연동하여 시장 데이터를 가져오거나 주문 처리를 할 수 있다. 특징 추출 모듈은 기존의 연구들과는 달리 시스템트



<그림 14> 제안된 지능형 트레이딩시스템 구조도

레이더들의 노하우를 패턴인식 시스템에 접목할 수 있게 해주는 모듈이다. 시스템트레이딩 전략을 학습할 수 있게 특징을 추출하고 분류를 한다. 포지션 관리 모듈은 현재 포지션을 감안하여 주문 처리와 수익 관리를 한다. CHMM 분류기에서 매수 또는 매도 판단이 나왔더라도 현재 포지션 여부에 따라 해당 주문을 실행하기도 하고 무시하기도 한다. 그리고 시스템트레이딩 전략에서 손익청산, 수익 청산, 특정 시점 청산과 같은 수익 관리 처리도 포지션 관리 모듈에서 처리한다. 그리고 포지션 관리 모듈과 증권사 연동 모듈을 연결하면 forward test와 실제와 거래를 할 수 있다. 이처럼 본 시스템은 시스템트레이딩 전략과 패턴인식을 융합할 수 있도록 특징 추출 모듈과 포지션 관리 모듈을 만들었으며, 증권사와 직접 연동하여 데이터 수집과 주문이 가능하게 하였다.

7.2 증권사 연동모듈

증권사 연동 모듈은 데이터 수집 기능과 주문 처리 기능을 수행할 수 있다. 제안된 시스템은 대신 증권사의 API를 기준으로 연동 방식을 기술하였다.

대신증권으로부터 KOSPI200 데이터를 받는 알고리즘은 아래와 같다.

```
Function GetDataKOSPI200() as array
```

```
    Dim o As New FutOptChart 'chart data 수신
    object 생성
    Dim data(7000) As double
```

```
o.SetInputValue 0, 18 '종목선택
o.SetInputValue 1, Asc("1") '기간별 데이터
o.SetInputValue 2, 20110415 '요청 데이터 종료일
```

```
o.SetInputValue 3, 19900103 '요청 데이터 시작일
o.SetInputValue 5, 5 '증가
o.SetInputValue 6, Asc("D") '일봉
```

```
    Do
o.BlockRequest
        For J = 0 To o.GetHeaderValue(3)-1
data(J) = o.GetDataValue(18, J) KOSPI200
        Next
    Loop While o.Continue
Return data
End Function
```

8. 결론

우리는 시스템트레이딩 전략과 패턴인식 알고리즘인 CHMM을 융합한 KOSPI200 트레이딩 시스템에 대해서 살펴보았다. 그리고 이 시스템을 일반적인 시스템트레이딩의 성과, 시스템트레이딩 전략 없이 패턴인식 알고리즘인 CHMM만을 사용했을 때의 성과와 비교를 해보았다. 이를 통해 시스템트레이딩 전략과 패턴인식 알고리즘을 융합한 본 논문의 시스템이 가장 많은 수익을 안정적으로 내는 것을 알 수 있었다.

이를 통해 시스템트레이딩 기법만을 이용한 시스템의 한계, 패턴인식 알고리즘만을 이용한 시스템의 한계를 극복할 수 있는 방안을 제시하였다는 데에 본 연구의 의의가 있다.

또한 실전매매를 위한 트레이딩 시스템을 제안하여 증권사와 직접 연동함으로써 실제 매매에 활용할 수 있는 여건을 갖춘 것도 큰 장점이라 할 수 있다.

향후 연구에서는 일봉 데이터를 이용한 포지션 매매뿐만 아니라 분봉 데이터를 이용하여 장중에

진입했다가 청산까지 하는 데이트레이딩에도 적용해보는 것이 필요하다. 이를 통해 다양한 매매 상황에서도 얼마나 강인한 시스템인지 확인해 볼 수 있을 것이다.

그리고 다양한 전략과 다양한 알고리즘을 융합하여 보다 안정적이고 높은 수익을 얻을 수 있는 시스템을 만드는 것도 필요하다.

참고문헌

- 강창원, “주식시장에서의 시스템 트레이딩과 주관적 거래와의 비교 및 효용성 분석-미국선물회사 중심으로”, *한국유통과학회 2007년 동계 학술대회 발표논문집*, (2007), 421~455.
- 김광용, 이경락, “인공지능 시스템을 이용한 주가에 측에 대한 연구”, *대한경영학회지*, 21권 6호 (2008), 2421~2449.
- 김범승, 김순협, “CHMM을 이용한 발매기 명령어의 음성인식에 관한 연구”, *한국철도학회논문집*, 12권 2호(2009), 285~290.
- 김선웅, 안현철, “Support Vector Machines와 유전자 알고리즘을 이용한 지능형 트레이딩 시스템 개발”, *지능정보연구*, 16권 1호(2010), 71~92.
- 박형준, 홍다혜, 김문현, “주식예측을 위한 은닉 마코프모델의 이용”, *대한전기학회 하계학술대회논문집*, (2007), 1860~1861.
- 안중호, 문홍집, “사이버 트레이딩 시스템을 통한 경쟁력강화: 대신증권 사례를 중심으로”, *1999 한국경영정보학회 추계학술대회*, 1999.
- 허진영, 김경재, 한인구, “러프집합분석을 이용한 매매시점 결정”, *지능정보연구*, 16권 3호(2010), 77~97.
- Kim, S. W., “A Study on Developing a VKOSPI Forecasting Model via GARCH Class Models for Intelligent Volatility Trading Systems”, *지능정보연구*, 16권 2호(2010), 12~32.
- Hassan, M. R. and B. Nath, “Stock Market Forecasting Using Hidden Markov Model: A New Approach”, *Proceedings of the Fifth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, (2005), 192~196.
- Rabiner, L. R., “A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition”, *Proc IEEE*, Vol.77, No.2(1989), 257~286.
- Reynolds, D. A. and R. C. Rose, “Robust Text-Independent Speaker Identification Using Gaussian Mixture Speaker Models”, *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol.3, No.1(1995), 72~83.

Abstract

Analysis of Trading Performance on Intelligent Trading System for Directional Trading

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

KOSPI200 index is the Korean stock price index consisting of actively traded 200 stocks in the Korean stock market. Its base value of 100 was set on January 3, 1990. The Korea Exchange (KRX) developed derivatives markets on the KOSPI200 index. KOSPI200 index futures market, introduced in 1996, has become one of the most actively traded indexes markets in the world. Traders can make profit by entering a long position on the KOSPI200 index futures contract if the KOSPI200 index will rise in the future. Likewise, they can make profit by entering a short position if the KOSPI200 index will decline in the future. Basically, KOSPI200 index futures trading is a short-term zero-sum game and therefore most futures traders are using technical indicators.

Advanced traders make stable profits by using system trading technique, also known as algorithm trading. Algorithm trading uses computer programs for receiving real-time stock market data, analyzing stock price movements with various technical indicators and automatically entering trading orders such as timing, price or quantity of the order without any human intervention. Recent studies have shown the usefulness of artificial intelligent systems in forecasting stock prices or investment risk.

KOSPI200 index data is numerical time-series data which is a sequence of data points measured at successive uniform time intervals such as minute, day, week or month. KOSPI200 index futures traders use technical analysis to find out some patterns on the time-series chart. Although there are many technical indicators, their results indicate the market states among bull, bear and flat. Most strategies based on technical analysis are divided into trend following strategy and non-trend following strategy. Both strategies decide the market states based on the patterns of the KOSPI200 index time-series data. This goes well with Markov model (MM).

Everybody knows that the next price is upper or lower than the last price or similar to the last price, and knows that the next price is influenced by the last price. However, nobody knows the exact status of the next price whether it goes up or down or flat. So, hidden Markov model (HMM) is

* The School of Management Information Systems, Kookmin University

** The Graduate School of Business Information Technology, Kookmin University

better fitted than MM. HMM is divided into discrete HMM (DHMM) and continuous HMM (CHMM). The only difference between DHMM and CHMM is in their representation of state probabilities. DHMM uses discrete probability density function and CHMM uses continuous probability density function such as Gaussian Mixture Model. KOSPI200 index values are real number and these follow a continuous probability density function, so CHMM is proper than DHMM for the KOSPI200 index.

In this paper, we present an artificial intelligent trading system based on CHMM for the KOSPI200 index futures system traders. Traders have experienced on technical trading for the KOSPI200 index futures market ever since the introduction of the KOSPI200 index futures market. They have applied many strategies to make profit in trading the KOSPI200 index futures. Some strategies are based on technical indicators such as moving averages or stochastics, and others are based on candlestick patterns such as three outside up, three outside down, harami or doji star. We show a trading system of moving average cross strategy based on CHMM, and we compare it to a traditional algorithmic trading system. We set the parameter values of moving averages at common values used by market practitioners. Empirical results are presented to compare the simulation performance with the traditional algorithmic trading system using long-term daily KOSPI200 index data of more than 20 years. Our suggested trading system shows higher trading performance than naïve system trading.

Key Words : Directional Trading, Hidden Markov Model, System Trading, KOSPI200 Index Futures Trading, Intelligent Trading System

저자 소개



최흥식

현재 국민대학교 경영대학 경영정보학부 및 동 대학 비즈니스IT전문대학원 교수로 재직 중이다. KAIST에서 경영과학 석사학위를 취득하였으며 미국 로체스터대학에서 컴퓨터정보시스템 경영학석사 및 박사학위를 취득하였다. 관심분야로는 증권시스템 트레이딩, 트레이딩계량분석, 옵션 트레이딩 시스템 개발 및 시스템 리스크 관리 등이다.



김선웅

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



박성철

현재 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 석사과정에 재학 중이다. 가톨릭대학교에서 컴퓨터공학사를 취득하고, 포항공과대학교에서 컴퓨터공학 석사학위를 취득하였으며, 한국디지털대학교에서 경영학사를 취득하였다. 주요 관심분야는 트레이딩시스템, 패턴인식, 투자정보시스템 및 자산운용이다.