

## 한국주식시장에서 범위변동성의 기간별 예측력에 관한 연구<sup>†</sup>

박종해\*

### 〈요 약〉

변동성을 측정하는 데에는 주로 종가기반(close-to-close)의 수익률 자료를 이용하여 이루어지고 있지만, 일중 변동폭을 나타내는 가격범위에 관한 정보인 고가와 저가를 포함한 범위변동성에 대한 연구가 최근 활발해지고 있다. 본 연구는 범위변동성에 대한 개념이 생긴 이후 최근 확장되고 있는 다양한 연구주제와 더불어 범위변동성을 실무적으로 활용하기 위한 것으로 범위변동성 예측에 있어 적절한 예측기간을 제시하는 것을 목적으로 하고 있다. 범위변동성은 Parkinson(1980; PK), Garman and Klass(1980; GK) Rogers and Satchell(1991; RS), Yang and Zhang(2008; YZ)이 제시한 추정치를 이용하였으며, AR(1), MA(1)모형을 이용하여 예측된 변동성과 실현변동성간의 예측오차를 비교하는데 이때 예측기간을 시변하여 산출함으로써 예측력을 비교분석하였다. 2000.5.22~2009.9.18(총 2,307일간)의 KOSPI200지수를 대상으로 분석한 결과는 다음과 같다.

첫째, PK, GK, RS, YZ 변동성 중 KOSPI200의 변동성을 가장 잘 예측하는 변동성은 PK변동성 또는 RS변동성으로 보인다. 두 변동성의 예측력 순위는 분석기간에 따라 미세한 차이를 보이는데 금융위기를 포함하는 경우 PK변동성이 우수하며, 포함하지 않는 경우는 RS변동성이 우수한 것으로 나타났다.

둘째, 금융위기를 포함하지 않는 경우 대부분의 경우 예측오차가 크게 줄어드는 것으로 나타나 금융위기처럼 변동성이 크게 나타나는 경우에는 범위변동성을 이용한 변동성예측력이 상당히 떨어질 수 있음을 확인하였다.

셋째, 범위변동성을 이용하여 변동성을 예측하는 경우 AR(1), MA(1)모형의 모수추정기간을 길게 하는 경우 예측오차의 평균은 감소하는 경향이 확인되었다. 특정한 점은 60일 또는 90일로 기간을 늘일 경우에 예측오차가 급격하게 감소하는 경향을 보이는 것인데, 각각의 변동성과 예측모형에 따라 다소의 차이가 나타난다. 그리고, 예측오차의 편차는 90일 이후 큰 변화를 보이지 않고 있는 것으로 보인다. 따라서, 범위변동성을 이용하여 범위변동성을 예측할 경우 90거래일 이상의 가격정보를 이용하여 예측을 하는 것이 예측오차를 줄여 예측력을 높일 수 있을 것으로 판단된다.

핵심주제어 : 변동성, 범위변동성, 변동성 예측

논문접수일: 2011년 02월 28일 수정일: 2011년 06월 13일 게재확정일: 2011년 06월 24일

<sup>†</sup> 이 논문은 2009년도 정부재원(교육과학기술부 인문사회연구역량강화사업비)으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF - 2009 - 332 - B00178)

\* 경남과학기술대학교, [jh0120@gntech.ac.kr](mailto:jh0120@gntech.ac.kr)

## I. 서론 및 연구배경

재무관리 분야에서 자산의 수익률과 변동성을 보다 정확하게 산출하는 방법에 관한 연구는 수많은 학자들에 의해서 아주 오랜기간 진행되어 온 핵심적인 분야이다. 자산의 수익률과 변동성은 가격결정의 핵심적인 요인이며, 가격결정 방법이 적절하게 모형화 되었다고 하더라도 이 두 변수가 편익된 측정치라면 자산의 균형가격 역시 부정확하게 산출될 수 밖에 없다. 또한 기초자산의 가격과 변동성을 근거로 하여 가격이 결정되고 거래가 이루어지는 파생상품이나 포트폴리오의 변동성을 바탕으로 위험을 관리하는 위험관리분야에서 수익률과 변동성의 측정은 무엇보다 중요한 주제일 것이다. Anderson et al.(2001)와 Barndorff-Neilsen and Shephard (2002)의 연구에서 제시된 RV를 중심으로 고빈도 자료를 이용하여 실현변동성을 보다 정확하게 측정할 수 있게 되었으나 이는 종가-종가 기반의 측정치로 시간의 연속적인 변동성 범위를 적절하게 다 반영한다고 보기는 어렵다. 즉, 자산가격의 연속적인 시계열에서 발생하는 정보 중 변동폭을 나타내는 고가와 저가의 정보의 활용 역시 변동성을 측정하고 예측하는 데 있어서 매우 중요하다고 하겠다.

일별, 주별 또는 월별 자산가격의 종가이외에 일정주기내의 시가, 고가, 저가를 이용하여 산출한 범위기반 변동성(Range-Based Volatility)은 Parkinson(1980)에 의해 고안되었다. 이후 다수의 학자에 의해 보완되어 왔으며 본 논문에서는 최근까지 제안된 4개의 변동성에 대해 산출방법을 소개한다.

Parkinson(1980; 이하 PK라 함)은 특정 거래일의 가격 범위(고가-저가)를 이용하여 다음과 같이 변동성을 측정하였다.

$$\widehat{\sigma}_{PK}^2 = \left(\frac{1}{4 \ln 2}\right) \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (H_t - L_t)^2$$

여기서,  $H_t$ 와  $L_t$ 는 거래일인  $t$ 일의 고가와 저가의 로그값이고,  $n$ 은 거래일 수이다. 그런데, 이산적 거래에서 관측된 고가(저가)는 실제 고가(저가)를 과소추정(과대추정)하게 되어 Parkinson 변동성 추정량이 하향 편익될 수 있다. 또한, 가격 과정에 추세가 존재할 경우 특정 거래일의 가격 범위(고가-저가)가 과대 추정되어 PK 변동성 추정량이 상향 편익될 수 있다.

Garman and Klass(1980; 이하 GK라 함)는 PK변동성의 이러한 단점을 보완하기 위해서 다음처럼 open-to-close 수익률 제공의 가중평균을 사용하여 추세를 간접적

으로 수정하였다.

$$\widehat{\sigma}_{GK}^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [0.511(H_t - L_t)^2 - 0.019(C_t - O_t) + (H_t + L_t - 2O_t) - 2(H_t - O_t)(L_t - O_t) - 0.383(C_t - O_t)^2]$$

여기서  $H_t$ ,  $L_t$ ,  $O_t$ ,  $C_t$ 는  $t$ 일의 고가, 저가, 시가, 종가의 로그값이고,  $n$ 은 거래일 수이다. 그러나 GK변동성 역시 상승장과 하락장과 같이 주가가 분명한 추세를 가지는 경우에는 변동성을 과대추정하게 되는 문제가 발생할 수 있다는 점이 단점으로 지적되었다.

Rogers and Satchell(1991; 이하 RS라 함)은 PK변동성과 GK변동성을 보완하기 위한 방법으로 가격과정에 추세를 포함하여 산출한 RS 변동성 추정량을 제시하였다. RS변동성 추정량은 가격과정에 추세를 포함시켜서 상승장이나 하락장과 같이 분명한 추세가 나타나는 경우 변동성이 과대평가되지 않도록 다음 식과 같이 설계되었다.

$$\widehat{\sigma}_{RS}^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [(H_t - C_t)(H_t - O_t) + (L_t - C_t)(L_t - O_t)]$$

가장 최근 Yang and Zhang(2000; 이하 YZ라 함)은 Rogers and Satchell이 산출한 범위 변동성에 특정기간동안의 평균적인 변동성을 가중하여 산출함으로서 추세로부터 발생하는 편의를 줄이기 위해 노력하였다. 이는 추세의 변화에 독립적인 범위변동성을 측정하기 위해 고안된 방법으로 다음과 같이 산출된다.

$$\widehat{\sigma}_{YZ}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (o_t - \bar{o})^2 + k \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (c_t - \bar{c})^2 + (1-k)\sigma_{RS}^2$$

$$\text{여기서, } o = \ln O_1 - \ln C_0, \bar{o} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n o_i, c = \ln C_0, \bar{c} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i,$$

$$k = \frac{0.34}{1.34 + \frac{n+1}{n-1}}$$

범위변동성이 제안된 1980년이후 2000년 초반까지 연구의 초점은 범위변동성의 개념정립과 산출방법에 초점이 맞추어져 왔다. 물론 현재까지도 범위변동성의 산출방법에 따른 정확성 논의는 계속 되고 있지만, 최근 들어서는 산출된 범위변동성의

활용에 대한 시도가 이루어지고 있다. 즉, 범위변동성을 이용하여 미래의 변동성을 예측하고 투자전략에 활용하는 등의 연구가 진행되고 있다. 대표적으로 Vipul and Jacob(2007)은 Parkinson(1980), Garman and Klass(1980), Rogers and Satchell (1991) 변동성의 예측성과를 효율성과 편의 기준에서 역사적 변동성 추정량의 경우와 비교 분석하여 역사적 변동성에 비해 범위 변동성 추정량이 효율성과 편의 기준에서 더 나은 예측치임을 보였다. 이러한 결과는 각각 선행연구인 Bali and Weinbaum(2005)과 Shu and Zhang(2006)의 연구결과와 일관된 것으로 이상의 연구들은 증가 이외의 다른 가격정보변수인 시가, 고가, 저가를 함께 사용한 범위변동성이 변동성 예측에 상당한 기여를 할 수 있음을 나타낸다. 정현용(2008)과 김규형 외(2010)은 여러 가지 시계열 분석방법을 이용하여 아시아와 미국의 주식시장 사이의 동조화 현상을 검증하였는데, 이러한 동조화 연구에도 범위변동성이 이용될 수 있다. 또한 서상구, 박종해(2008)의 연구에서와 같이 분산비 특성에 관한 연구에도 범위의 개념을 적용한 변동성이 이용될 수 있다.

범위변동성은 시가, 고가, 저가, 증가의 정보를 다루기 때문에 실무적으로 볼때 기술적 분석에 다양하게 활용될 수 있는 특징을 가진다. 즉, 범위변동성의 예측성과를 바탕으로 한 투자성과에 대한 시뮬레이션 및 기술적 분석과의 연계모형에도 흥미로운 분야인데 최근 Xie et al.(2009, working paper)는 기술적인 가격범위의 통계적인 속성과 동적인 구조에 대해 다양한 지수 자료를 이용하여 광범위하게 연구하였으며, 그 결과 다음의 사실을 발견하였다.

첫째, 기술적 범위 변동성은 거의 정규분포를 따른다. 둘째, 기술적 범위 변동성의 동적 구조는 이동평균모형에 의해 잘 설명될 수 있다. 이러한 속성을 바탕으로 그들은 기술적 이동평균 범위변동성 모형(Technical Range Volatility with Moving Average; TRV-MA)을 제시하였다. 이러한 연구는 투자자들은 개별주식과 주식시장의 변동성뿐만 아니라 기술적인 가격 범위에 기초하여 투자판단을 한다는 것을 전제로 하여 이루어졌으며, 이를 통해 투자자에게 투자 및 위험 관리에 대한 보다 나은 이해를 제공하기 위한 목적을 가진다. 보다 구체적으로 Xie et al.(2009)은 투자자에게는 내일의 변동성이 얼마나 될 것인가를 중요한 문제로 보았으며, 결국 내일의 변동성은 오늘보다 작을 것인가? 동일할 것인가? 클 것인가? 내일의 가격변동성은 과거정보에 기초하여 예측이 가능한가?에 대한 문제를 다루기 위해 다음과 같이 기술적 범위변동(TRV)을 정의하였다.

$$TRV_t = \ln(R_t) - \ln(R_{t-1})$$

$$\text{단, } R_t = H_t - L_t$$

$R_t$ 는 기술적 가격변화를 추적하는 케이지로서 다음과 같이 일중 고가와 저가의 차이를 말한다. 이렇게 정의된 TRV는 기술적 범위변동성으로 부른다. 산출된 TRV는 거의 정규분포를 따르며, 시계열이 안정적이며, 자기시계열의 PACF 패턴으로 보아 MA모형의 특성을 띄고 있었으며, 이에 따라 예측모형을 다음 식과 같이 TRV-MA모형으로 설정하고 내표본에서 추정된 모수를 통해 외표본을 예측하였다. TRV-MA모형은 다른 빈도(1시간, 1주일, 1개월)에도 응용될 수 있을 것으로 보이며, 또한 자산가격, 통화, 채권, 파생상품에도 마찬가지로 응용될 수 있을 것이다.

$$TRV_t = c + \epsilon_t + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \epsilon_{t-q}$$

다음으로 주목할 연구분야는 범위변동성의 비대칭성에 관한 분야이다. 범위변동성과 정보의 비대칭성을 고려한 현재까지의 기존연구는 Chou(2006)의 연구와 조담(2010)의 연구가 있다. Chou(2006)의 연구를 통해 가격 범위를 이용한 주가의 비대칭적 움직임에 대한 이해를 도울 수 있는데 그가 제시한 CARR(conditional autoregressive range)모형은 GARCH모형보다 주가의 비대칭적인 움직임을 실증적으로 잘 설명한다고 말하고 있다. 투기적인 자산의 가격이 비대칭적으로 움직이는 이유에 대한 적절한 답이 있는데, 투자자에게 더욱 당면된(관계된) 중요한 위험이 가격상승보다는 가격하락으로부터 발생된다는 것이다. VaR에서도 실제 왼쪽 꼬리만 관찰한다.

가격의 비대칭성을 고려한 EGARCH(Nelson;1991)와 NGARCH(Engle and Ng; 1993)등의 연구와 더불어 다양한 연구들이 진행되어 왔는데 장중에 발생하는 여러 가지 가격정보 중 단지 종가만을 기반으로 한 연구이다. 이에 반해 Chou(2005)의 CARR 모형과 Chou(2006)의 ACARR모형은 변동성 측정 및 예측의 성과측면을 떠나 가격의 범위를 고려하여 비대칭적 정보를 고려한 변동성 측정을 시도하고 발전시켰다는 점에서 의의가 있다.

연구 결과 비대칭성을 고려한 경우 기존의 변동성 예측치보다 다소 향상된 예측 결과를 얻을 수 있으며, 이를 통해 다양한 방법으로 실무에 응용될 수 있음을 발견하였다. 범위변동성의 활용과 관련된 다양한 연구결과는 옵션가격의 결정 및 위험측정 등 기초자산의 변동성 측정을 중요하게 다루는 여러 가지 모형에 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대하고 있으며 이러한 점은 Chou(2006)의 연구에서도 관심이 되고 있는 내용이기도 하다.

조담(2010, workingpaper)은 1987.7~2010.6의 276개월간의 코스피 지수를 이용하여 범위변동성의 일반적인 특징, 계절성, 요일효과 및 비대칭적 특징에 관해 분석하였

다. 분석 결과 다음 세 가지 실증적 특징에 대해 서술하고 있다. 첫째, 주가변동폭 평균이 외환위기를 계기로 크게 증가하였다는 점이다. 이러한 점은 최근 금융위기 이후에 급격하게 변동성이 증가하는 현상과 유사한 점이며, 범위변동성의 예측력에 대해 박종해(2010)의 연구에서 보여준 금융위기 기간 이후 예측력이 급격히 감소하고 있는 현상과 일치하는 결과이다.

자산수익률의 변동성 및 수익률간의 상관관계는 측정하는 시간에 따라 의존적임을 다수의 연구들에서 밝히고 있다. 엄철준(2003)은 측정기간단위를 1일에서 500일 까지 확장하며 주식수익률간의 상관관계를 계산하고 그 변화를 관찰하였다. 190여 개 기업의 주가를 대상으로 분석한 결과 주식수익률간의 상관관계는 측정기간이 증가함에 따라 ①평균은 증가하고 ②왜도는 왼쪽으로 긴 꼬리를 가지며 ③분산은 계속 증가하는 경향이 있는 것으로 검증되었다.

이와 유사하게 Onnela et al.(2003)은 주식수익률간 상관관계의 변화를 관찰하기 위해 상관관계의 평균, 분산, 왜도, 첨도를 시간에 따라 반복적으로 측정한 후, 각각의 측정치들이 시장상황별로 어떤 추이를 갖는지를 제시하였다. 분석결과에 따르면 시장 하락기에 주식수익률간 상관관계의 평균과 분산은 증가하는 추이를 갖고, 왜도와 첨도는 감소하는 추이를 가지는 것을 확인하였다. 특히, 1987년의 블랙먼데이(Black Monday)와 같은 금융위기 상황에서 주식수익률간 상관관계의 평균이 급격히 증가하고 왜도는 급격히 감소하는 현상을 특징적으로 관찰하였다. 이러한 현상은 엄철준(2004)에 의해 우리나라 시장에서도 관찰되었는데, 1997년 이후 외환위기 상황에서 유사한 연구결과가 도출되었다. 이상에서 보듯이 상관관계와 평균, 분산이 시간에 대해 독립적이지 않으므로 이를 기반으로 예측하는 예측치의 경우도 시간의 변화에 영향을 받을 수 있다. 또한 예측치를 산출하기 위한 모수를 측정하는 기간도 시간의 변화에 따라 많은 영향을 받을 수 있다.

이상의 선행연구를 통해 저자는 범위변동성을 이용하여 미래의 변동성을 예측하는 경우 범위변동성을 산출하는 주기와 예측모형에서 예측치를 산출하는 주기에 따라 변동성 예측치가 달라질 수 있으며, 이에 따라 예측의 정확성에 차이가 발생할 것으로 추측하였다. 따라서 기존 연구에서 보여지는 범위변동성의 예측력이 예측치를 산출하는 기간의 변화에 따라 예측력이 어떠한 변화를 보이느냐를 검증하고자 하였다. 다만 정확한 범위변동성의 산출주기에 관한 부분은 현재 다양한 방법으로 논의중이기 때문에 본 연구에서는 이미 잘 알려진 범위변동성인 PK, GK, RS, YZ 변동성을 대상으로 한 예측주기별 예측치의 정확성에 관해서만 다루기로 한다.

## II. 실증분석 방법

범위변동성의 예측기간에 따른 예측성과를 비교하기 위하여 필요한 연구절차는 다음과 같다. 우선 범위변동성의 예측치를 산출하기 위해 예측모형을 결정하여야 한다. 박중해·김은영(2009)에 의하면 PK, GK, RS등의 범위변동성을 이용하여 예측력을 비교분석한 결과 PK, GK, RS에서 유사하게 다음과 같은 현상이 나타나는 것으로 보고되고 있다. 첫째, AR(1), AR(2), ... , MA(1), MA(2)... 모형을 이용하여 예측한 결과 모형이 복잡해지고 시차의 차수가 길어질수록 예측오차가 커지는 현상을 보였다. 둘째, 표본의 기간에 따라 차이가 있지만 전반적으로 AR(1)모형의 예측력이 높았으며, 변동성이 상대적으로 낮은 표본구간에서 예측력이 더 높았다. 이러한 결과를 바탕으로 본 연구에서는 다음과 같은 AR(p)모형과 MA(q)모형을 이용하여 예측치를 산출하였으며 각 모형의 시차는 1로 두었다.

$$AR(p): \sigma_t = \sum_{i=1}^p \rho_i \sigma_{t-i} + \varepsilon_t$$

$$MA(q): \sigma_t = \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

다음으로 예측된 범위변동성의 예측 정확성을 확인하기 위해 기준이 되는 변동성이 필요한데, 많은 연구에서 실현변동성을 이용함에 따라 본 연구에서는 Andersong et al.(2003)의 방법에 따라 산출된 실현변동성을 이용하였다. 예측된 범위변동성과 실현변동성간의 예측오차는 일반적으로 사용하는 RMSE(Root Mean Squared Error)를 이용하여 다음과 같이 측정하였다.

$$RMSE = \sqrt{E(\widehat{\sigma}_t - \sigma_t)^2}$$

단,  $\widehat{\sigma}_t$ 는 예측된 범위변동성,  $\sigma_t$ 는 실현변동성

예측치를 산출하고 예측력을 검증하는 위와 같은 과정을 연구목적에 부합하도록 모수의 추정기간을 단기에서부터 장기까지에 걸쳐 다르게 적용함으로써 예측기간에 따른 범위변동성의 예측력 차이를 검증할 수 있다. 따라서, 예측치 산출을 위한 모수의 추정기간은 30일, 60일, ..., 330일, 360일로 하여 총 12개의 서로 다른 예측치를 이용하여 예측력을 비교하는 데 이용하였으며, 이를 통해 예측력의 변화를 분석할 수 있었다.

### Ⅲ. 자료 및 분석결과

본 연구는 2000년 5월 22일부터 2009년 9월 18일까지 2,307일간의 KOSPI200 일별지수를 이용하여 PK, GK, RS, YZ 범위변동성을 산출하였으며, 범위변동성의 예측력 확인을 위한 실현변동성을 산출하기 위해 1분지수를 이용하였다.

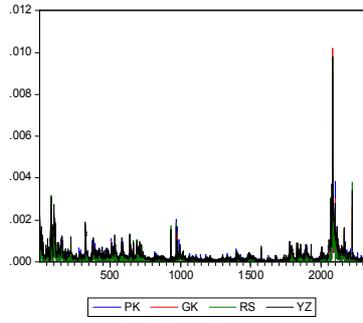
<표 1>에는 분석기간동안 측정된 범위변동성의 기초통계량이 제시되어 있으며, <그림 1>에는 시계열 그래프가 나타나 있다. 금융위기 이후 금융시장의 불안으로 인해 주식시장의 변동성이 큰 폭으로 증가된 것으로 인식되고 있는데, 측정된 범위변동성의 시계열 그래프로부터 직관적으로 알 수 있다. 특히 불연속적인 정보를 반영하여 측정된 YZ변동성이 다른 범위변동성에 비해 두드러지게 큰 차이를 보이는 것으로 나타난다.

<표 1> 범위변동성 기초통계량

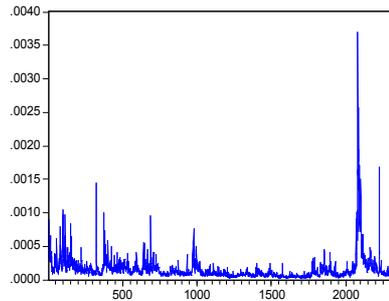
통계량	PK	GK	RS	YZ	실현변동성
평균	0.000185	0.000176	0.000175	0.000304	0.00260
중앙값	0.000101	0.000097	0.000094	0.000190	0.00014
최대값	0.009051	0.010208	0.009765	0.009796	0.00369
최소값	0.000007	0.000005	0.000009	0.000015	0.00003
표준편차	0.00035	0.00035	0.00036	0.00044	0.00037
왜도	11.8220	13.6945	12.1263	7.91528	4.44102
첨도	229.133	320.545	252.869	122.804	29.3313

<그림 2>에는 실현변동성의 기초통계량이 제시되어 있다. 평균이 0.026%, 표준편차가 0.0376%으로 나타나며, 최대값은 0.3%로 매우 극단적인 값을 보이고 있다.

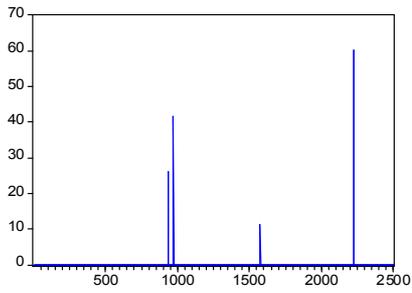
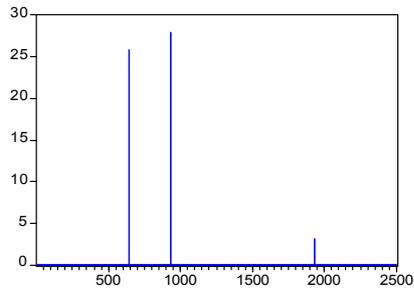
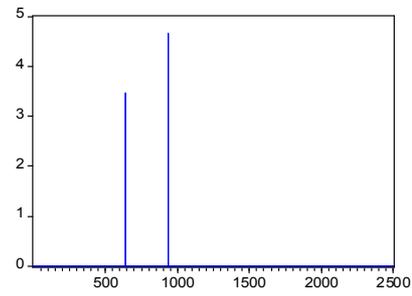
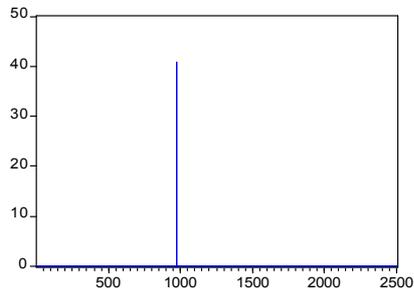
<그림 3>, <그림 4>, <그림 5>에는 범위변동성의 예측오차의 시계열이 도식되어 있다. 각각 모수의 측정기간이 30일, 120일, 240일인 경우만 표시하였는데 예측오차의 크기가 극단적인 값들을 보이고 있는 경우가 존재하여 극단값에 대한 조정이 필요한 것으로 보여진다. 특히 2008년 9월 이후 예측오차가 크게 차이가 나는 현상을 보이고 있는데 이는 금융위기 이후 변동성이 크게 기인한 데 따른 것으로 판단되며, 금융위기를 포함하지 않는 기간과 포함하는 기간과의 비교도 분석대상에 포함되어야 할 것으로 보였다.



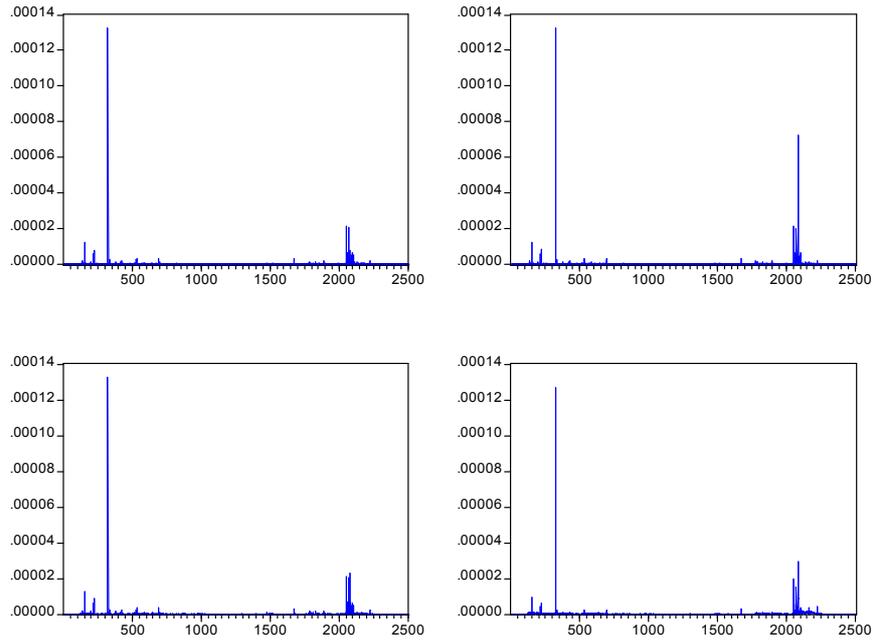
<그림 1> 일별 범위변동성 시계열



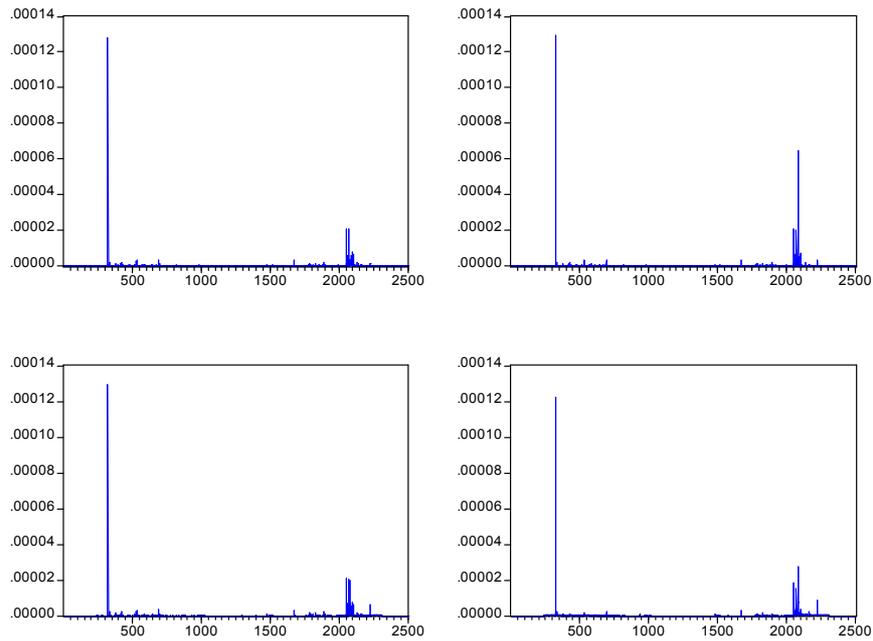
<그림 2> 일별 실현변동성 시계열



<그림 3> 범위변동성(PK,GK,RS,YZ) 예측 오차(W=30, AR(1))

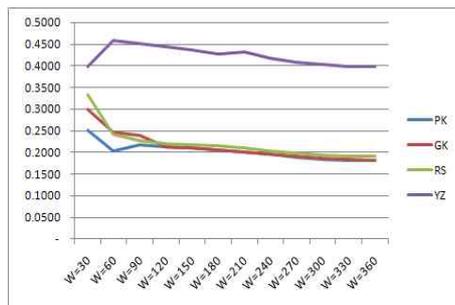


<그림 4> 범위변동성(PK,GK,RS,YZ) 예측 오차(W=120, AR(1))

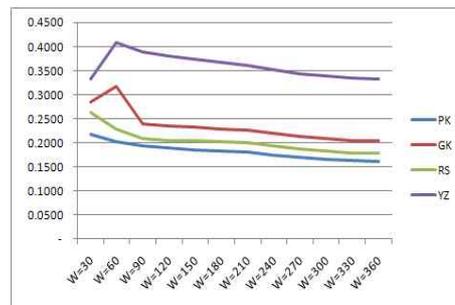


<그림 5> 범위변동성(PK,GK,RS,YZ) 예측 오차(W=240, AR(1))

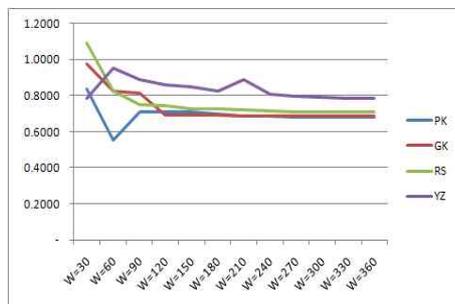
<표 2>에는 AR(1)모형과 MA(1)모형을 이용하여 예측한 범위변동성과 실현변동성과의 예측오차에 대한 결과가 제시되어 있다. 예측치 산출기간을 각각 30일부터 360일까지 30일 간격으로 분석하였으며, PK, GK, RS, YZ변동성을 대상으로 한 결과이다. 분석결과를 자세히 보면 PK변동성의 예측오차가 AR모형이나 MA모형에서 공통적으로 가장 낮아 예측력이 가장 높은 것으로 나타났다. 다음으로 AR(1)모형에서는 GK, RS, YZ변동성의 순으로 예측력이 높은 것으로 분석되었으며, MA(1)에서는 RS, GK, YZ변동성의 순으로 예측력이 높았다. 각각의 모형간 예측력은 기존의 연구에서와 유사하게 범위변동성의 측정방법이 복잡한 모형보다는 오히려 단순한 모형이 더 좋은 결과를 보이고 있다. 이러한 예측력은 모수의 측정기간을 크게 할수록 점점 낮아지는 결과를 보이고 있는데, <그림6>에서 직관적으로 확인할 수 있듯이 AR(1)모형의 경우 모수의 측정기간을 60일로 한 경우 예측오차와 예측오차의 표준편차가 급격하게 줄어드는 경향을 보이고 있다. 반면 MA(1)모형의 경우에는 60일까지는 오히려 예측오차가 커지는 경우가 있으며 90일로 하였을 경우 예측오차가 급격히 감소하고 있다. 90일 이후에도 꾸준히 감소하고 있으나 한계감소율은 매우 낮은 것으로 보인다.



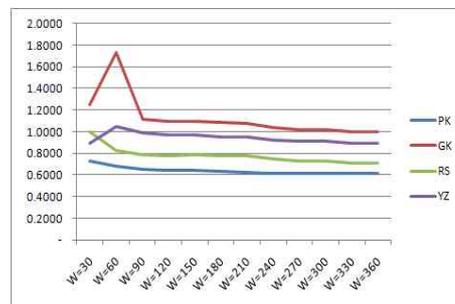
a. 예측오차 평균(AR(1))



b. 예측오차 평균(MA(1))



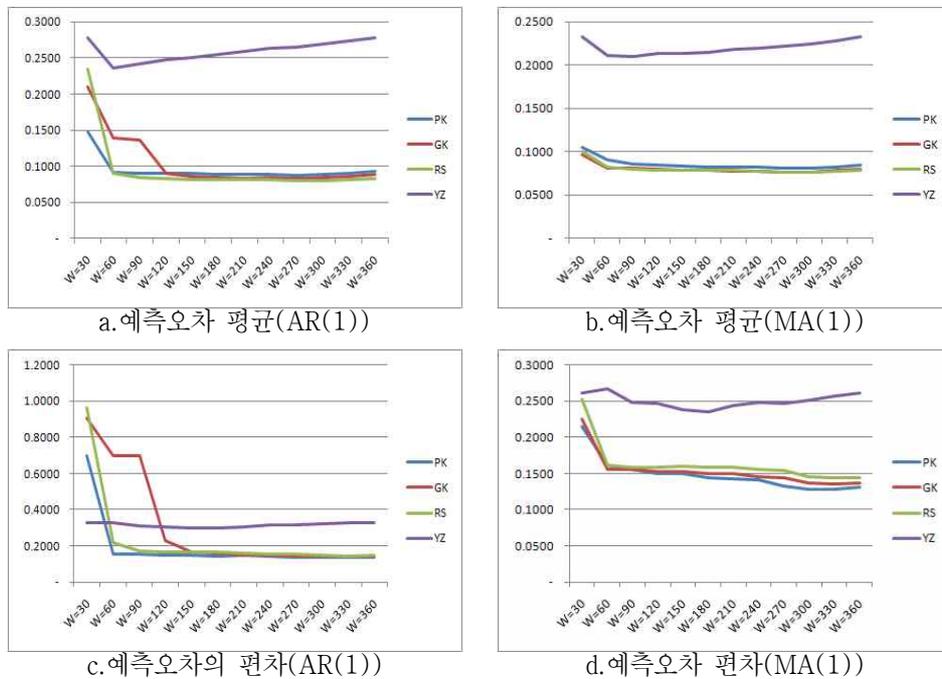
c. 예측오차의 편차(AR(1))



d. 예측오차의 편차(MA(1))

<그림6> 모수측정 기간별 예측오차 비교(2000.5.22 ~ 2009.9.18; 전체기간)

금융위기 기간을 제외하면 결과는 어떻게 달라지는가? <표 2>와 <그림 7>에서 확인되듯이 우선 크게 눈에 띄는 점은 예측오차의 평균이 크게 감소하였다는 점이다. PK변동성 AR(1)모형의 경우 30일에서 예측오차  $0.2511 \times 10^{-3}$ 은 금융위기를 제외하면  $0.1472 \times 10^{-3}$ 으로 크게 줄어든다. GK, RS, YZ에서도 마찬가지로 예측오차가 크게 줄어들고 있으며, 모형을 달리하여 MA(1)모형으로 예측한 경우에도 공통적으로 예측력이 높아지는 결과를 보이고 있다. 시장의 변동성이 커질수록 범위변동성의 예측력이 감소하는 것으로 판단되는 이러한 결과는 박종해·김은영(2009)의 연구와도 유사한 것으로 보인다.



<그림7> 모수측정 기간별 예측오차 비교(2000.5.22 ~ 2008.8.29; 금융위기 제외)

금융위기 기간을 제외하면 RS의 예측력에 다소 변화가 발생한다. GK의 예측오차의 편차가 큰 것으로 분석되었으나 금융위기 기간을 제외하면 예측력도 다른 변동성보다 더 크게 향상되며 예측오차의 표준편차도 크게 줄어들어 예측력에 상당히 높게 나타나고 있다. 이는 추세를 반영하도록 산출된 RS변동성의 특성상 금융위기 기간의 갑작스런 추세 이탈이 예측력에 크게 영향을 준 것으로 보인다.

<표 2>AR(1)모형의 예측결과 / MA(1)모형의 예측결과 비교분석

분석 기간	모수 추정 기간	AR(1)								MA(1)							
		예측오차평균( $\times 10^3$ )				예측오차표준편차( $\times 10^3$ )				예측오차평균( $\times 10^3$ )				예측오차표준편차( $\times 10^3$ )			
		PK	GK	RS	YZ	PK	GK	RS	YZ	PK	GK	RS	YZ	PK	GK	RS	YZ
전체 기간	30	0.2511	0.2999	0.3324	0.3976	0.8571	0.9748	1.0927	0.7899	0.2181	0.2848	0.2927	0.3320	0.7291	1.2451	1.0007	0.8916
	60	0.2024	0.2472	0.2427	0.4579	0.5505	0.8235	0.8244	0.9307	0.2025	0.3178	0.2283	0.4090	0.6796	1.7340	0.8292	1.0508
	90	0.2166	0.2387	0.2262	0.4505	0.7087	0.8146	0.7492	0.8907	0.1938	0.2401	0.2305	0.3896	0.6556	1.1145	0.7840	0.9917
	120	0.2130	0.2130	0.2207	0.4434	0.7099	0.6929	0.7421	0.8591	0.1890	0.2349	0.2353	0.3806	0.6454	1.0998	0.7819	0.9739
	150	0.2108	0.2033	0.2173	0.4364	0.7072	0.6919	0.7276	0.8476	0.1850	0.2318	0.2347	0.3733	0.6384	1.0910	0.7848	0.9555
	180	0.2058	0.2055	0.2148	0.4285	0.6855	0.6892	0.7332	0.8224	0.1825	0.2233	0.2329	0.3673	0.6344	1.0835	0.7820	0.9550
	210	0.2003	0.2013	0.2107	0.4230	0.6870	0.6871	0.7294	0.8878	0.1799	0.2264	0.2300	0.3618	0.6259	1.0741	0.7741	0.9463
	240	0.1949	0.1961	0.2039	0.4168	0.6842	0.6858	0.7132	0.8074	0.1753	0.2190	0.1928	0.3522	0.6183	1.0682	0.7445	0.9213
	270	0.1885	0.1900	0.1978	0.4083	0.6824	0.6849	0.7120	0.7970	0.1695	0.2130	0.1867	0.3436	0.6136	1.0232	0.7320	0.9129
	300	0.1844	0.1862	0.1936	0.4028	0.6812	0.6845	0.7110	0.7903	0.1655	0.2092	0.1825	0.3381	0.6111	1.0156	0.7253	0.9006
	330	0.1813	0.1835	0.1913	0.3965	0.6803	0.6841	0.7110	0.7864	0.1631	0.2052	0.1795	0.3337	0.6110	0.9977	0.7137	0.8892
	360	0.1803	0.1821	0.1899	0.3976	0.6802	0.6838	0.7107	0.7839	0.1622	0.2043	0.1783	0.3320	0.6100	0.9992	0.7119	0.8916
금융 위기 제의	30	0.1472	0.2099	0.2344	0.2781	0.6084	0.9063	0.9616	0.3295	0.1047	0.0968	0.1007	0.2328	0.2144	0.2252	0.2529	0.2618
	60	0.0916	0.1386	0.0900	0.2366	0.1553	0.6978	0.2193	0.3262	0.0904	0.0816	0.0820	0.2108	0.1614	0.1553	0.1609	0.2399
	90	0.0906	0.1371	0.0838	0.2425	0.1549	0.6977	0.1714	0.3077	0.0865	0.0805	0.0799	0.2106	0.1550	0.1591	0.1591	0.2479
	120	0.0900	0.0897	0.0829	0.2479	0.1498	0.2311	0.1679	0.3062	0.0850	0.0794	0.0790	0.2133	0.1503	0.1521	0.1581	0.2461
	150	0.0896	0.0850	0.0820	0.2511	0.1493	0.1680	0.1652	0.2969	0.0841	0.0787	0.0784	0.2139	0.1499	0.1531	0.1596	0.2375
	180	0.0891	0.0846	0.0819	0.2550	0.1452	0.1590	0.1634	0.2962	0.0827	0.0783	0.0782	0.2152	0.1442	0.1502	0.1585	0.2351
	210	0.0887	0.0834	0.0813	0.2598	0.1455	0.1480	0.1584	0.3065	0.0821	0.0780	0.0782	0.2183	0.1422	0.1496	0.1589	0.2440
	240	0.0884	0.0838	0.0815	0.2631	0.1417	0.1472	0.1538	0.3166	0.0819	0.0778	0.0778	0.2201	0.1408	0.1459	0.1551	0.2484
	270	0.0879	0.0831	0.0803	0.2657	0.1366	0.1429	0.1533	0.3159	0.0815	0.0767	0.0765	0.2216	0.1331	0.1435	0.1538	0.2463
	300	0.0889	0.0841	0.0803	0.2701	0.1353	0.1412	0.1460	0.3208	0.0808	0.0767	0.0757	0.2249	0.1286	0.1364	0.1449	0.2515
	330	0.0906	0.0858	0.0817	0.2741	0.1355	0.1405	0.1447	0.3261	0.0824	0.0782	0.0770	0.2287	0.1280	0.1351	0.1438	0.2568
	360	0.0932	0.0881	0.0835	0.2781	0.1381	0.1421	0.1461	0.3295	0.0850	0.0803	0.0784	0.2328	0.1308	0.1366	0.1446	0.2618

전반적으로 RS의 예측력이 가장 높은 것으로 보이는데, 모수측정기간에 따른 예측력 향상 패턴도 전체분석기간과는 상당히 다른 패턴을 보이고 있다.

예측오차의 평균은 AR(1)모형에서 전반적으로 60일 이후부터 급격한 예측오차의 감소를 보이고 있으며, MA(1)모형에서는 AR(1)모형에서보다 급격하지는 않지만 완만한 감소형태를 보이고 있다. YZ변동성의 경우에는 60일 이후 오히려 예측오차가 증가하는 양상을 보여 대조를 이룬다. 다음으로 예측오차의 표준편차를 보면 금융위기를 포함한 경우보다 안정적으로 60일 또는 90일까지 크게 줄어들고 이후 큰 변화가 없는 것으로 분석되었다.

#### IV. 요약 및 결론

본 연구는 범위변동성에 대한 개념이 생긴 이후 최근 확장되고 있는 다양한 연구 주제와 더불어 범위변동성을 실무적으로 활용하기 위한 것으로, 범위변동성을 이용한 변동성의 예측시에 상대적으로 적절한 예측기간을 제시하는 것으로 목적으로 하고 있다. 분석에 사용된 범위변동성은 총 4개의 개념으로 측정된 변동성으로 Parkinson(1980; PK), Garman and Klass(1980; GK) Rogers and Satchell(1991; RS), Yang and Zhang(2000; YZ)가 제시한 변동성을 이용하였으며, 실현변동성은 일중 1분데이터를 통해 측정된 변동성을 이용하였다.

다음으로 AR(1), MA(1)모형을 이용하여 예측된 변동성과 실현변동성간의 예측오차를 예측기간을 시변하여 산출, 비교분석하였다. 분석대상은 KOSPI200 지수이며, 분석기간은 2000년 5월 22일부터 2009년 9월 18일까지 총 2,307일이다. 분석결과 다음의 현상을 발견하였다.

첫째, PK, GK, RS, YZ 변동성 중 KOSPI200의 변동성을 가장 잘 예측하는 변동성은 PK변동성 또는 RS변동성으로 보인다. 두 변동성의 예측력 우위는 분석기간에 따라 미세한 차이를 보이는데 금융위기를 포함하는 경우 PK변동성이 우수하며, 포함하지 않는 경우는 RS변동성이 우수한 것으로 나타났다. 이는 RS변동성이 PK변동성이 가격추세를 반영하지 못하는 단점을 조정하기 위해 추세를 반영하여 산출되기 때문에, 금융위기처럼 가격추세가 크게 변동되는 경우 RS변동성의 특성상 이러한 결과가 도출되는 것으로 보여진다.

둘째, 금융위기를 포함하지 않는 경우 대부분의 경우 예측오차가 크게 줄어드는 것으로 나타나 금융위기처럼 변동성이 크게 나타나는 경우에는 범위변동성을 이용

한 변동성예측력이 상당히 떨어질 수 있음을 확인하였다.

셋째, 범위변동성을 이용하여 변동성을 예측하는 경우 AR(1), MA(1)모형의 모수 추정기간을 길게 하는 경우 예측오차의 평균은 감소하는 경향을 보인다. 특징적인 점은 60일 또는 90일로 기간을 늘일 경우에 예측오차가 급격하게 감소하는 경향을 보이는 것인데, 각각의 변동성과 예측모형에 따라 다소의 차이를 보이고 있다. 그리고, 예측오차의 편차는 90일 이후 큰 변화를 보이지 않고 있는 것으로 보인다. 따라서, 범위변동성을 이용하여 범위변동성을 예측할 경우 90거래일 이상의 가격정보를 이용하여 예측을 하는 것이 예측오차를 줄여 예측력을 높일 수 있을 것으로 판단된다.

본 연구는 범위변동성의 예측력을 향상시킬 수 있는 연구의 일환으로 예측에 사용되는 예측기간의 적절한 크기를 알아내고자 하였다. 다만 위에서 제시된 이러한 결론들은 예측모형을 선정함에 있어 다양한 예측모형을 테스트하지 못하였다는 한계를 가진다. 앞으로 보다 정교한 방법을 통하여 예측력 향상을 위한 연구가 진행되길 기대한다.

## 참고문헌

1. 김규형 · 장경천 · 사안기(2010), “아시아 외환위기와 글로벌 금융위기에서의 중국, 한국, 미국주식시장 사이의 spillover효과에 관한 연구”, *경영정보연구* 29(2), pp.97-118 )
2. 김은영 · 박종해(2009), A Comparative Study on the Forecasting Performance of Range Volatility Estimators using KOSPI 200 Tick Data, *재무관리연구* 26(2), pp.181-201
3. 박종해(2010), “범위변동성의예측력에관한연구 -비대칭성에따른비교-”, 한국금융공학회 상반기 학술발표대회 발표논문
4. 서상구 · 박종해(2008), “한국주식시장에서 주식규모별 분산비 특성에 관한 연구 -서브프라임 전후의 비교를 중심으로-”, *경영정보연구* 26, pp.293-309
5. 엄철준(2003), 주식간 상관관계의 시간종속성에 관한 연구, 대한경영학회 추계국제학술대회 발표논문집, pp. 613-628.
6. 엄철준(2004), 주식시장의 상황변화에 따른 주식수익률간 상관관계의 영향 연구, *금융공학연구*, 3(1), pp.61-77
7. 정현용(2008), “아시아 주식수익률의 동조화에 대한 연구”, *경영정보연구* 27, pp. 131-147
8. 조 담(2010), 코스피지수 변동폭의 실증적 분석, 2010 추계 재무관리학회 발표 논문
9. Anderson, T.G. and T. Bollerslev(1998), Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models do provide Accurate Forecasts, *International Economic Review* 39, pp.885-905.
10. Anderson, T.G., T. Bollerslev, F. X. Diebold, and P. Labys(2001), The Distribution of Exchange Rate Volatility, *Journal of the American Statistical Association* 96, pp. 42-55.
11. Andersen, T.G., T. Bollerslev, F. X. Diebold and P. Labys(2003), “Modeling and forecasting realized volatility,” *Econometrica*, 71, 579-625.
12. Anderson, T.G., T. Bollerslev, F. X. Diebold, and P. Labys(2002), Parametric and Nonparametric Volatility Measurement, *NBER working paper*, 279.
13. Andreou, E. and E. Ghysels(2002), Rolling-Sample Volatility Estimators: Some New Theoretical Simulation and Empirical Results, *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, pp.363-376.

14. Bali, T.G. and D. Weinbaum(2005), A Comparative Study of Alternative Extreme-Value Volatility Estimators, *Journal of Futures Markets*, 25, pp. 873-892.
15. Barberis, N., Huang, M., Santos, T.(2001), "Prospect Theory and Asset Prices", *the quarterly journal of economics CXV,I* 1, pp.1-53
16. Barndorff-Nielsen, O.E. and N. Shephard(2002), Econometric Analysis of Realized Volatility and its Use in Estimating Stochastic Volatility Models, *Journal of the Royal Statistical Society Series, B* 64, pp. 253-280.
17. Brown, S.J.(1990), Estimating Volatility, in *Financial Options: From Theory to Practice*, eds. S. Figlewski, W. Silber, and M. Subramanyam, Homewood, IL: Business-One-Irwin, pp.516-537.
18. Chou, R.(2005), Forecasting Financial Volatilities with Extreme Values: the Conditional Autoregressive Range (CARR) Model, *Journal of Money Credit and Banking*, 37, pp.561-82.
19. Chou, R.(2006), Modeling the asymmetry of stock movements using price ranges, *Advances in Econometrics*, 20, pp.231-58.
20. Diebold, F.X. and R.S. Mariano(1995), Comparing Predictive Accuracy, *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, pp.253-263.
21. Engle, R. F., and Ng, V. K.(1993), "Time-Varying Volatility and the Dynamic Behavior of the Term Structure," *Journal of Models, Credit and Banking*, 25, pp.336-349.
22. Garman, M.B. and M.J. Klass(1980), On the Estimation of Security Price Volatilities from Historical Data, *Journal of Business*, 53, pp.67-78.
23. Haibin Xie, Guohua Zou, Shouyang Wang(2009), Forecasting the Technical Range Volatility with Moving Average(TRV-MA) Model, Working paper
24. L. C. G. Rogers and Fanyin Zhou University of Cambridge 2008, Estimating correlation from high, low, opening and closing prices, *Annals of Applied Probability*, 18, pp.813-823.
25. MacKinnon, J.G.(1996), Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests, *Journal of Applied Econometrics*, 11, pp.601-618.
26. Marsh, T.A. and E. R. Rosenfeld(2003), Non-trading, market making, and Estimates of Stock Price Volatility, *Journal of Financial Economics*, 15, pp. 359-372.
27. Nelson, D. B. (1991), Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new

- approach, *Econometrica*, 59, pp.347-370.
28. Onnela, J.P. A. Chakaraborti, K. Kaski, and J. Kertesz(2003), "Dynamic Asset Trees and Black Monday," *Physics A*, pp.247-252..
  29. Parkinson, M.(1980), The Extreme-Value Method for Estimating the Variance of the Rate of Return, *Journal of Business*, 53, pp.61-65.
  30. Ray Y. Chou(2006), Modeling The Asymmetry of Stock Movements Using Price Ranges, *Econometric Analysis of Financial and Economic Time Series/Part A Advances in Econometrics*, 20, pp.231-257
  31. Rogers, L.C.G. and S.E. Satchell(1991), Estimating Variance from High, Low and Closing Prices, *Annals of Applied Probability*, 1, pp.504-512.
  32. Shu, J. and J.E. Zhang(2006), Testing Range Estimators of Historical Volatility, *Journal of Futures Markets*, 26, pp.297-313.
  33. Shrestha, M.B. and K. Chowdhury(2005), A Sequential Procedure for Testing Unit Roots in the presence of Structural Break in Time Series Data: an Application to Quarterly Data in Nepal, 1970-2003, *International Journal of Applied Econometrics and Quantitative, Studies* 2, pp.1-16.
  34. Vipul and J. Jacob(2007), Forecasting Performance of Extreme-Value Volatility Estimators, *Journal of Futures Markets*, 27, pp. 1085-1105.
  35. Wiggins, J.B.(1991), Empirical Tests of the Bias and Efficiency of the Extreme-Value Variance Estimator for Common Stocks, *Journal of Business*, 64, pp.417-432.
  36. Wiggins, J.B.(1992), Estimating the Volatility of S&P 500 Futures Prices using the Extreme-Value Method, *Journal of Futures Markets*, 12, pp. 265-273.
  37. Yang, D., and Zhang, Q.(2000), Drift-independent Volatility Estimation Based on High, Low, Open, and Closing Prices, *Journal of Business*, 73, pp.477-491.
  38. Zhang, L., P.A. Mykland and Y. Ait-Sahalia(2005), A Tale of Two Time Scales: Determining Integrated Volatility with Noisy High-Frequency Data, *Journal of American Statistical Association*, 100, pp.1394-1411.
  39. Zivot, E. and W.K. Andrews(1992), Further Evidence on the Great Crash, the Oil-Price Shock, and the Unit-Root Hypothesis, *Journal of Business and Economic Statistics*, 10, pp.251-270.

## Abstract

### Forecasting Power of Range Volatility According to Different Estimating Period

Park, Jong-Hae\*

This empirical study is focused on practical application of Range-Based Volatility which is estimated by opening, high, low, closing price of overall asset. Especially proper forecasting period is what I want to know.

There is four useful Range-Based Volatility(RV) such as Parkinson(1980; PK), Garman and Klass(1980; GK) Rogers and Satchell(1991; RS), Yang and Zhang(2008; YZ). So, four RV of KOSPI 200 index during 2000.5.22-2009.9.18 was used for empirical test. The empirical result as follows.

First, the best RV which shows the best forecasting performance is PK volatility among PK, GK, RS, YZ volatility. According to estimating period forecasting performance of RV shows delicate difference. PK has better performance in the period with financial crisis of sub-prime mortgage loan. if not, RS is better.

Second, almost result shows better performance on forecasting volatility without sub-prime mortgage loan period. so we can say that forecasting performance is lower when historical volatility is comparatively high.

Finally, I find that longer estimating period in AR(1) and MA(1) model can reduce forecasting error. More interesting point is that the result shows rapid decrease form 60 days to 90 days and there is no more after 90 days. So, if we forecast the volatility using Range-Based volatility it is better to estimate with 90 trading period or over 90 days.

Key Words : Volatility, Range-Based Volatility, Forecasting Volatility

---

\* Gyeongnam National University of Science and Technology, [jh0120@gntech.ac.kr](mailto:jh0120@gntech.ac.kr)