

코스닥指數 및 벤처指數의 變動性分析

韓尚範* · 金亨泰**

논문 초록 본 논문에서는 코스닥시장의 코스닥 종합지수 및 벤처지수의 변동성을 전통적인 변동성 측정방법과 달리 실현변동성(realized volatility)이라는 개념을 이용하여 측정하고, 그 변동성 측도(volatility measure)가 지니는 특징을 분석하였다. 실현 변동성의 무조건부 분포는 분산측도의 경우 꼬리가 매우 두텁고 오른쪽으로 강하게 치우친 비대칭적인 모습을 하고 있다. 특히, 벤처시장의 변동성분포가 더 오른쪽으로 치우친 비대칭적인 모습을 하고 있으며, 꼬리분포의 모양도 보다 두터운 특징을 보여주고 있다. 조건부 확률분포에서는 두 지수 모두 매우 높은 지속성(persistence)을 보였다. 또한, 현재의 수익률이 미래의 변동성에 미치는 비대칭적인 레버리지효과가 있으며, 이러한 뉴스효과를 고려하여 변동성의 무조건부 분포를 구하는 경우 그렇지 않은 경우에 비해 왜도와 첨도의 값이 줄어드는 모습을 보였다.

핵심 주제어: 실현변동성, 고빈도일종자료, 코스닥시장
경제학문헌목록 주제분류: G1

* 한국증권연구원 연구위원, e-mail: sbhahn@ksri.org

** 한국증권연구원 연구위원, e-mail: kimht@ksri.org

I. 서론

IMF 외환위기 이후 급속한 변화를 겪고 있는 우리나라 자본시장에서 가장 두드러진 특징 중에 하나는 벤처주식시장으로 대표되는 코스닥시장의 눈부신 발전이라고 할 수 있다. 1996년 7월 1일에 경쟁매매방식을 도입하여 지금의 형태를 갖춘 코스닥시장은 초기에 그 거래규모가 미미한 수준에 불과하였으나, 1999년에 총거래규모가 440배나 증가하는 급팽창을 하였고, 급기야 2000년 2월에는 거래규모 면에서 거래소시장을 능가하기에 이르렀다. 이러한 양적 팽창과 더불어 시장에서의 주가변동성(volatility)도 매우 큰 폭으로 증가하는 모습을 보이고 있다. 코스닥시장이 자본시장과 경제에서 차지하는 비중이 커진 만큼 코스닥시장의 주가변동성은 코스닥시장에 직접 참여하는 투자자뿐만 아니라 자본시장정책을 결정하는 정책당국의 관점 그리고 학문적인 관점에서도 큰 의미를 갖는다. 즉 코스닥시장의 변동성(volatility)을 어떻게 하면 정확히 측정하고 또한 측정된 변동성이 가지는 성질이 무엇인지를 파악하는 것이 매우 중요한 문제로 대두되게 되었다.

벤처시장 주식의 변동성 측정과 그 특성 분석은 몇 가지 차원에서 중요한 의미를 갖는다. 첫째, 벤처기업주가의 변동성은 단순한 위험요인으로서의 차원을 넘어 벤처기업 가치평가(valuation)의 중요한 결정요인으로 작용한다. 즉 주가의 변동성은 벤처기업 가치평가모형을 구성하는 데 중요한 자료를 제공한다. 코스닥주식, 특히 벤처주식은 일반주식과는 성격이 다르다. 즉, 성장성과 위험이 높으며 그 가치에 대해 투자자들간에 이질적인 기대(heterogeneous expectation)의 정도가 심하다는 특징을 갖고 있으므로 이를 감안한 변동성의 정확한 측도(measure)가 필요하게 된다.

둘째, 벤처주식 변동성의 정확한 측정은 벤처지수의 개발 더 나아가 벤처기업주식을 기초로 하는 파생상품의 개발을 가능하게 하여 코스닥시장의 발전에 크게 기여할 것으로 기대가 된다. 셋째, 정책과 규제측면에서 코스닥시장의 변동성에 대한 심도 깊은 연구가 필요한 이유는, 변동성의 정확한 측정을 통해 가격변동폭 제한 등을 보다 합리적으로 결정할 수 있기 때문이다.

일별주가수익의 변동성에 대한 정확한 측정은 재무이론에서 가장 중요한 이슈 중의 하나이지만 지금까지 이에 대한 연구는 그렇게 활발하지 못하였다. 제곱수익률(squared returns)과 같은 단순측도는 계산이 용이하지만, 측정오차(measurement

error)의 정도가 매우 크다는 단점을 가지고 있다. 또한, 옵션을 이용한 내재변동성(implied volatility)이나 ARCH류의 조건부분산모형, 또는 확률변동성모형(stochastic volatility model) 등은 각 모형에서 상정하는 매우 특별한 가정하에서만 유효하다. 더욱이 다양한 모형 중에서 어느 것이, 관측 불가능한 변동성을 측정할 수 있는 가장 적합한 모형인지를 판단하기는 그렇게 쉽지 않다.

변동성 측정에 대한 이러한 문제인식에서 출발하여 변동성의 측정에 대한 매우 새로운 접근방식들이 최근에 Anderson and Bollerslev(1998), Andersen, Bollerslev, Diebold and Labys(1999)에 의하여 연구되기 시작하였다. 이들은 Hull and White(1987)의 적분변동성 개념을 응용하여 고빈도 일중 수익률자료(high frequency intradaily returns)로부터 측정오차가 현저히 감소한 일별변동성 측도를 계산하는 방법을 제시하였고, 그 변동성을 실현변동성(realized volatility)이라고 정의하였다. 이 측정방법은 전통적인 변동성 측정방법과는 달리 변동성을 관측변수로서 다룰 수 있게 해주는 이점이 있다. 우리는 변동성 측정에 대한 이 새로운 접근방법을 사용하여 본 논문의 관심의 대상인 코스닥시장과 벤처시장의 변동성이 가지는 정형화된 특징(stylized fact)이 무엇인지를 규명해보고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제Ⅱ절에서는 변동성 측도(volatility measure)의 새로운 개념인 실현변동성(realized volatility)을 소개한다. 제Ⅲ절에서는 Ⅱ절에서 정의된 변동성 측도(volatility measure)로서의 실현변동성 개념을 이용하여 코스닥 종합지수와 벤처지수의 변동성을 측정하고, 이를 이용하여 코스닥시장과 벤처시장의 일별변동성이 가지는 특징을 살펴본다. 제Ⅳ장에서는 실증분석 결과에 대한 해석을 바탕으로 결론을 맺고 향후 연구과제에 대하여 논의한다.

Ⅱ. 변동성 측도(volatility measure)

1. 실현변동성(realized volatility) 측도

변동성을 측정하는 새로운 접근방식으로서 Anderson and Bollerslev(1998), Andersen, Bollerslev, Diebold and Labys(1999)에 의해 제시된 실현변동성(realized volatility)에 대한 개념을 먼저 살펴보고, 이를 어떻게 실제적으로 적용하

는지를 논의하고자 한다.

일반적인 준마팅게일(semimartingale) 확률과정에 대해서 정의되는 실현변동성 측도(realized volatility measure)를, 자산가격이론에서 금융자산의 가격확률과정으로 많이 사용되는 확산과정(diffusion process)에 대해서 정리하면 다음과 같다.

연속시간에서 로그가격 $p_k(t)$ 가

$$dp_k(t) = \mu_k(t)dt + \sigma_k(t)dW_t, \quad t \geq 0 \quad (1)$$

인 확산과정(diffusion process)을 따른다고 하자. W_t 는 표준브라운운동을 나타내며, $\sigma_k(t)$ 는 변동성을 나타내는 정상확률과정이다. 식 (1)로부터 t 기의 자산수익률 $r_{k,(t)}(t)$ 은

$$p_k(t) - p_k(0) \equiv r_{k,(t)}(t) = \int_0^t \mu_k(s)ds + \int_0^t \sigma_k(s)dW(s) \quad (2)$$

로 표현된다. 식 (2)에 의하여 수익률은 유한변동과정의 예측 가능한 편류(drift)항과 표준브라운운동으로 표현된 국지적마팅게일(local martingale)항으로 분해됨을 알 수 있다. 이제 $\sigma_k(t)$ 와 W_t 가 서로 독립이고 편류항이 0이라고 가정하면, 식 (2)에 의해 $\{\sigma_{t+s}\}_{s=0}^h$ 에 조건부인 h 기의 수익률 $(r_{(1/h),t+h})$ 분산은 다음의 2차 변동 확률과정(quadratic variation process)인

$$[p_k, p_k]_t = \int_0^t \sigma_k^2(s)ds \equiv \sigma_{k,(t)}^2(t) \quad (3)$$

으로 주어진다. 식 (3)으로 정의되는 적분변동성(integrated volatility)은 연속시간(continuous time) 모형에서의 변동성을 측정하는 개념으로, Hull and White(1987)의 SV(stochastic volatility) 옵션가격결정이론에서 처음 소개되었다. 2차변동확률과정 $[p_k, p_k]_t$ 에 조건부인 수익률 $r_{k,(t)}(t)$ 의 분포는, 식 (3)으로부터 분산이

$\int_0^t \sigma_k^2(s)ds$ 인 정규분포임을 알 수 있다.

이제 연속시간 수익률에 대응하여, 단위시간당 m 개의 표본이 불연속적으로 관측되는 이산시간(discrete time) 수익률을

$$\begin{aligned} r_{(m),t} &= p_t - p_{t-\frac{1}{m}} \\ &= \int_0^{\frac{1}{m}} \sigma_{t-1/m+s} dW_{t-1/m+s} \quad (t = 1/m, 2/m, \dots) \end{aligned} \quad (4)$$

로 정의하면,

$$plim_{m \rightarrow \infty} \sum_{j=1, \dots, mh} r_{(m)t+j/m}^2 = \sigma_{t,h}^2 \quad (5)$$

의 결과를 얻는다.

식 (5)에 의해 수익률제공의 누적합으로 정의되는 실현변동성(realized volatility)은 적분변동성에 대한 일치추정량이 된다. 식 (5)가 의미하는 바를 부연하면, $\sum_{j=1, \dots, mh} r_{(m)t+j/m}^2$ 로 주어진 변동성 추정량은 일치추정량이기 때문에 충분히 많은 자료를 사용하여 이를 합하면 측정오차가 매우 작아져서 결국 적분변동성으로 수렴하게 됨을 의미한다. 따라서 관측되지 않는 적분변동성을 추정하기 위하여 고빈도 일중자료(high frequency intradaily data)의 제공자료를 합산하는 비모수적 방법의 사용이 가능하게 된다.

이 변동성 측도를 실제로 적용하기 위해서 주의해야 할 점은, 실제 금융시장에서는 연속적으로 기록되는 거래가격이 존재하지 않기 때문에, 식 (5)를 이용한 변동성 측정에는 항상 오차가 존재하게 된다는 것이다. 또한, 빈도가 매우 높은 자료를 이용하게 되면 자료의 관측치수는 많아지게 되지만, bid-ask bounce¹⁾, no-trading²⁾

1) 만일 해당 주식의 균형가격이 P^* 로 고정되어 있고, 거래는 bid(매도주문가격)와 ask(매수주문가격)에서만 이루어진다고 가정하자. 또한 s 를 매도매수스프레드라 하자. 만일 현재 가격이 매수주문가격(ask)이라면 현재 가격과 바로 이전 시점의 가격차이는 0 또는 s 일 것이고, 다음 시점의 가격과 현재 가격의 차이는 0 또는 $-s$ 일 것이다. 따라서 해당 주식의 균형가격에 변화가 전혀 없음에도 불구하고, 단지 거래가 팔자 또는 사자주문의 반복으로만 발생하여도 해당 주식의 수익률(인접 시점의 가격변화)이 음의 자기상관(엄밀히 말하면 nonpositive)을 실현하게 되는데, 이를 "bid-ask bounce"라 한다(현재 가격이 매도주문가격(bid)이라 해도 논리는 동일함).

과 같은 시장 미시구조적 편의(bias) 때문에 음의 자기상관이 발생하게 되고, 이로 인해서 초고빈도 자료에 대해서는 마팅계일 가정이 성립하지 않게 된다. 따라서, 시장 미시구조적 편의와 연속시간에서의 점근성간에 발생하는 상충현상을 실증분석에서는 통계적으로 적절하게 통제하여야 한다.

실현변동성을 구하는 과정을 보다 쉽게 이해하기 위하여, 단위기간당 m 개가 균등관찰되는 관측치로부터 계산되는 이산표본 수익률을, $t = 1/m, 2/m, \dots, T$ 에 대하여 $r_{k,(m)} \equiv p_k(t) - p_k(t - \frac{1}{m})$ 로 정의하면

$$plim_{m \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^m r_{k,(m)}^2(i/m) = [p_k, p_k], \quad (6)$$

임을 보일 수 있다. 이제 실현변동성을 $\sum_{i=1}^m r_{k,(m)}^2(i/m)$ 로 정의하면, 확률수렴을 나타내는 식 (6)에 의해 고빈도 자료(high frequency data)로부터 구한 수익률의 누적제곱합, 즉 실현변동성이 수익률의 시간가변 변동성을 나타내는 이차변동 확률과정(quadratic variation process)에 대한 좋은 추정치가 됨을 알 수 있다.

여기서 사용하는 변동성 측도는 변동성의 예측을 위한 목적으로 사용되어질 수 있지만, 기본적으로는 실현된 변동성을 측정하기 위한 도구이다. 그러나 이 변동성 측도가 가지고 있는 사전적 불편성(ex-ante unbiasedness)으로 인해 사후적 실현치(ex-post realization)인 $\sigma_{k,(h)}^2(t+ih)$ 가 변동성 예측을 위해서도 사용되어질 수 있음은 물론이다.

-
- 2) 주식거래가 아무리 빈번하게 이루어진다 하더라도 거래가 발생하지 않는 경우(no-trading) 또한 자주 발생한다. 이 경우 실현수익률(observed return)의 평균에는 아무런 영향을 주지 않으나, 해당 주식이 만일 영이 아닌(nonzero) 기대수익률을 갖는다면 분산을 증가시키고 음의 자기상관을 유발한다(참조: Lo and McKinlay(1990)).

Ⅲ. 실증분석

1. 자료의 특성

본 논문의 실증분석에서 사용된 자료는 1997년 1월 3일부터 2000년 5월 16일까지의 코스닥 종합지수와 코스닥 벤처지수의 일중자료(intra-day data)인 1분지수로서, 총관측치수는 306,660개이다. Ebens(2000)의 경우에서와 같이 5분주가수익률은 $\Delta S_t = [\ln(S_t/S_{t-1})]$ 로 정의하였다. 또한, 일별주가수익률은 같은 방법으로 각 지수의 종가를 이용하여 계산하였으며, 코스닥지수 일별종가의 총관측치수는 920개이다.

2. 실현변동성의 측정

이제 일중자료(intradaily data)로부터 일별변동성의 실현변동성을 측정하기 위해 먼저 코스닥 종합지수 및 벤처지수의 1분지수로부터 구한 5분주가수익률 시계열을 $\Delta Y_{(72),t}$ 라고 표시하였다. 이 때 $t = 1/72, 2/72, \dots, (920 \cdot 72)/72$ 가 된다. 또한, 수익률의 제곱을 $(\Delta Y_{(72),t})^2$ 라고 표시하자.

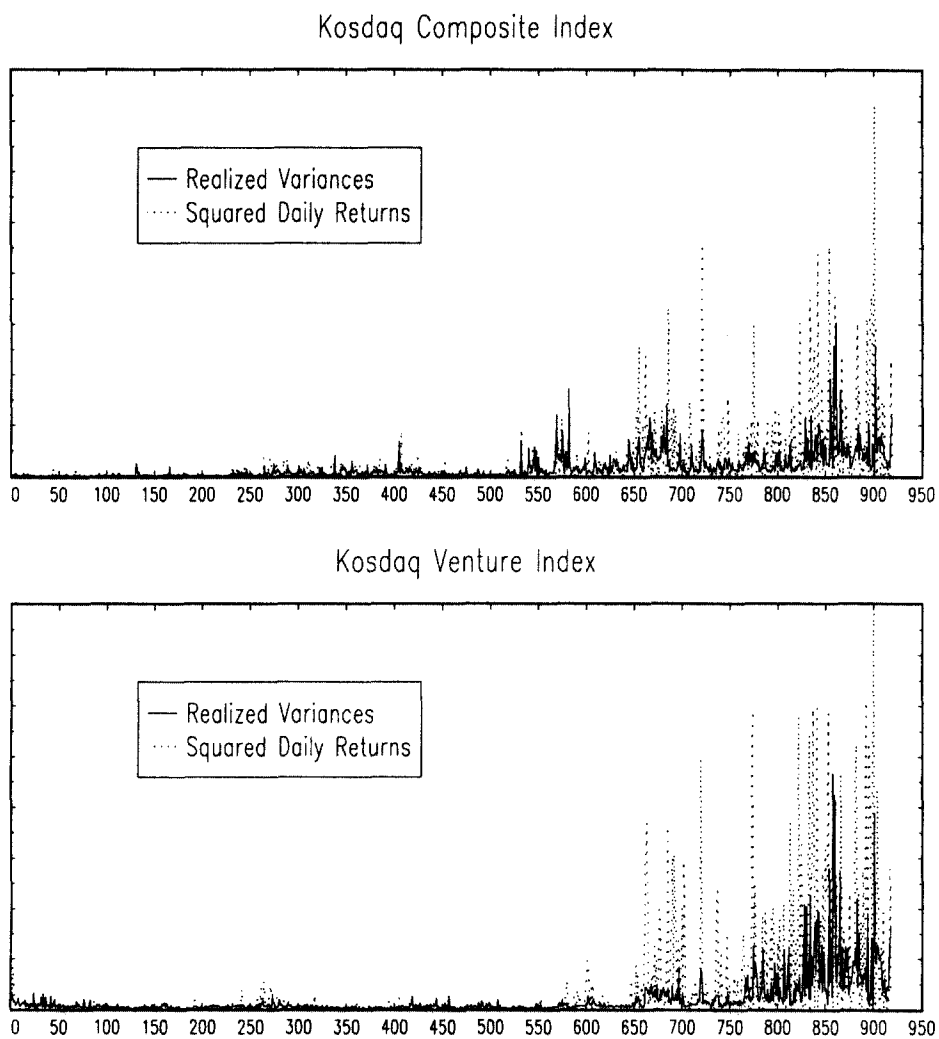
이제, 일별수익률의 변동성은 각 날짜의 72개의 일중(intraday) 관측치를 합산하여 추정한다. 구체적으로 72×920 개의 5분수익률로부터 일별주가의 실현변동성을 계산한다. 즉,

$$VAR(\Delta Y_t) = \sum_{j=1, \dots, 72} (\Delta Y_{(72), t-1+j/72})^2$$

가 된다. 이러한 방법을 통해 구한 실현변동성은 관측가능하다는 장점이 있고, 기존의 전통적인 ARCH류의 조건부분산모형이나 확률변동성모형과는 달리 모형의 설정오류로부터 자유롭게 된다.

<그림 1>에는 추정된 실현변동성(realized volatility)의 시계열 그림이 일별수익률 제곱(squared daily returns)과 함께 실선으로 그려져 있다. 최근에 들어와서 변동성이 크게 증가하였음을 알 수 있는데, 제곱수익률로 표현된 단순변동성 측정방법과 비교하여 볼 때 실현변동성의 측정오차(measurement error)가 크게 감소되어 있음을 알 수 있다.

〈그림 1〉 일별수익률제곱(squared daily returns)과 실현변동성



3. 코스닥시장 실현변동성의 특징

(1) 실현변동성의 무조건부 확률분포

우리는 먼저 실현변동성(realized volatility)으로 구한 분산(variance), 표준편차(standard deviation), 로그분산(log variance)의 통계적 특징을 살펴보기 위하여 각 시계열의 무조건부 분포를 살펴보았다.

〈표 1〉 실현변동성의 기초통계량

	변동성 측도	최소	최대	왜도	첨도
코스닥 종합지수	분산	-0.59505710	10.42722163	4.44732377	33.04414795
	표준편차	-1.17028508	5.90757554	1.71793067	7.03876241
	로그분산	-2.46503798	2.82838553	0.18186472	2.29331122
코스닥 벤처지수	분산	-0.45896173	10.95669769	5.37829804	42.84000980
	표준편차	-1.00829137	6.59914741	2.54329628	11.19413467
	로그분산	-2.42083652	3.35067386	0.73326634	3.23909673

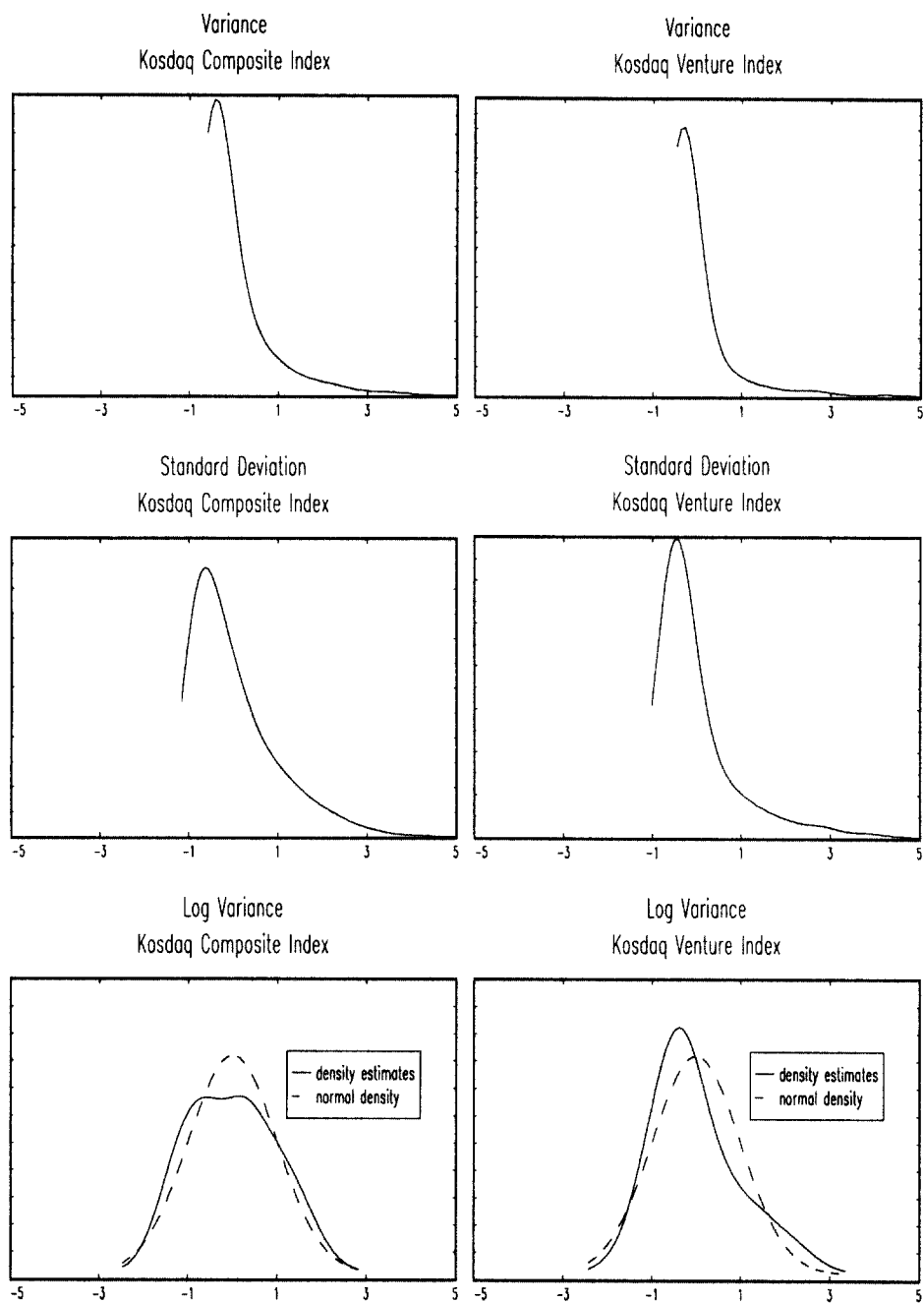
〈표 1〉에 이들 시계열에 대한 기초통계량이 표시되어 있다. 이들 통계량은 비교의 편의를 위하여 모두 평균 0과 분산 1로 표준화하였다. 〈그림 2〉에는 비모수추정 방법(nonparametric estimation)을 사용하여 추정된 이들의 확률밀도함수가 그려져 있다. 밀도함수의 추정에는 정규분포 커널(Gaussian kernel)을 사용하였고, bandwidth는 Silverman(1986)에 의해 제시된 방법을 따랐다. 〈그림 2〉에서 확인할 수 있는 것과 같이 분산의 분포와 표준편차의 분포는 정규분포를 따르지 않고 있는데, 〈표 1〉에서도 두 시계열의 왜도와 첨도의 값이 매우 크다는 사실로부터 이를 확인할 수 있다.

특히, 벤처지수의 왜도와 첨도가 코스닥 종합지수의 경우보다 큰 값을 가지고 있다. 이는 벤처시장 변동성의 분포가 양의 방향으로 치우친 비대칭적인 모양을 하고 있고, 꼬리분포(tail distribution)의 모양이 두터워서 특이치(outlier)의 발생 정도가 많다는 특징이 있음을 의미한다. 그러나 실현변동성 분산을 로그변환을 통해 구한 로그분산(log variance)의 분포의 경우에 왜도와 첨도의 값이 매우 극적으로 감소하였는데, 특히 첨도의 경우는 거의 표준정규분포의 첨도값인 3과 비슷한 수준의 값을 가진다. 〈그림 2〉의 마지막 행에는 로그분산에 대한 분포와 함께 정규분포가 실선으로 그려져 있는데, 로그분산분포가 정규분포에 상당한 정도로 근사하고 있음을 알 수 있다.

(2) 실현변동성의 지속성(persistence)

시계열의 변동성(volatility)이 보여주는 특징적인 현상으로 가장 널리 알려진 것이 변동성의 밀집현상(volatility clustering)이다. 변동성이 가지는 이러한 특징적 현상에 대한 인식과 그에 대한 논의는 이미 Mandelbrot(1963)에 의해 1960년대부터

〈그림 2〉 실현변동성의 분포



시작되었다. 그 이후 이러한 변동성의 시간종속성(time dependency)이 매우 지속적이라는 사실을 뒷받침하는 수많은 실증논문들이 발표되었다. 그런데 이와 관련된 논문들은 대부분이 Engle(1982)과 그 이후의 다른 많은 학자들에 의해 개발된 ARCH 유형의 모형을 이용한 조건부분산(conditional heteroscedasticity)에 기초하여 연구된 것들이었다. 본 논문에서 다루고 있는 실현변동성(realized volatility)의 밀집현상에 대한 논의와 실증분석이 이루어진 것은 최근³⁾의 일이다. 이 절에서는 앞 절에서 측정한 코스닥시장 실현변동성의 밀집성 및 그 지속성에 대하여 살펴본다.

〈그림 1〉의 실현변동성에 대한 시계열 그림으로부터, 코스닥 종합주가지수와 벤처지수 실현변동성의 수치가 큰 값을 가지는 기간과 작은 값을 가지는 기간이 확연하게 구별됨을 알 수 있다. 이는 본 논문에서 구한 실현변동성의 경우에도 대부분의 금융시계열자료(financial data)가 가지는 변동성의 밀집현상과 그에 따른 통계적 특징이 나타남을 의미한다.

이러한 특징을 보다 구체적으로 살펴보기 위하여 두 실현변동성과 그 제곱근변환 및 로그변환된 시계열의 표본자기상관함수를 추정하였다. 〈그림 3〉에 시차(lag)를 100으로 한 표본자기상관함수가 그려져 있는데, 세 가지 변동성 측도(volatility measure) 모두 매우 강한 자기상관을 보여주고 있다.

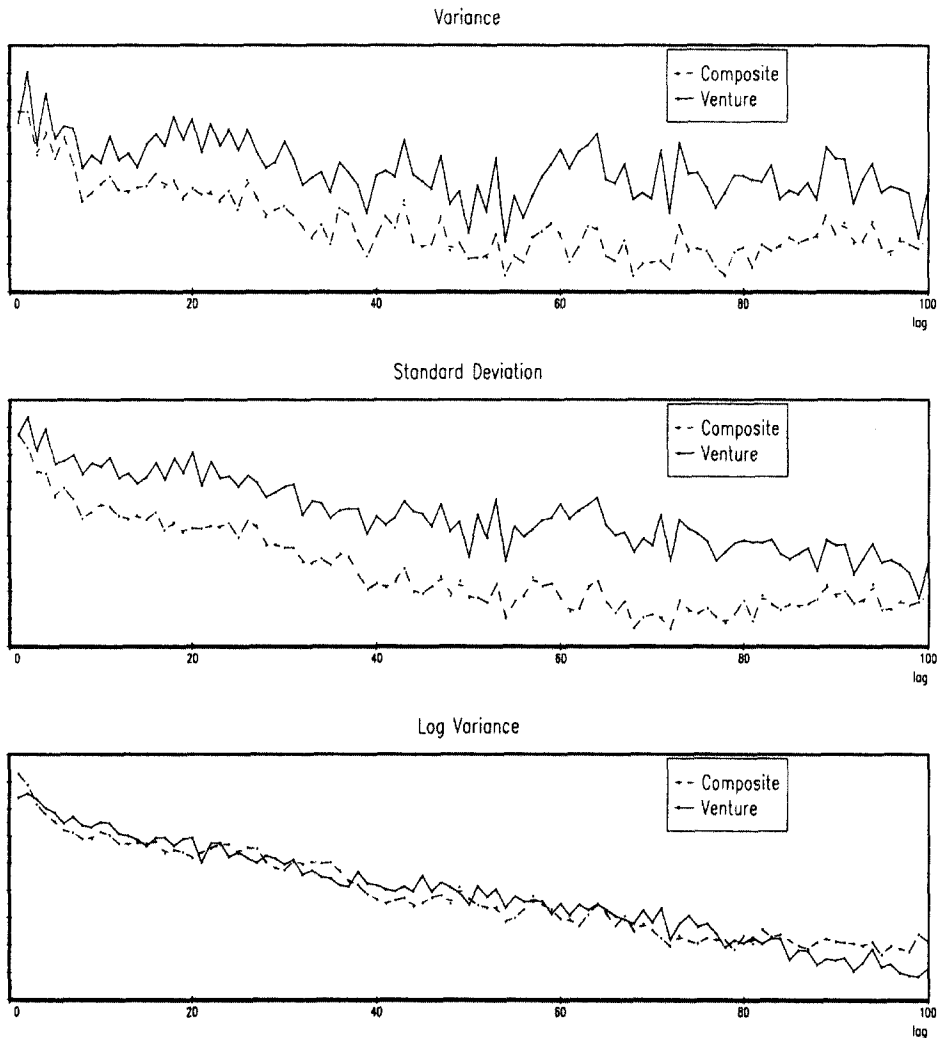
시차 100에 대하여 종합지수는 분산(variance), 표준편차(standard deviation), 로그분산(log variance)에 대하여 각각 0.29, 0.47, 0.52의 자기상관계수를 가지며, 벤처지수의 경우에는 0.38, 0.52, 0.48의 자기상관계수 추정치를 가진다. 표준편차(standard deviation), 로그분산(log variance)의 경우에는 100일이 지나도 여전히 높은 자기계열상관을 가지며, 따라서 변동성의 시간종속성이 매우 크다는 사실을 확인할 수 있다. 또한, 세 변동성 측도(volatility measure) 모두에서, 벤처지수의 경우가 코스닥 종합지수의 경우보다 더 높은 자기상관관계를 가진다. 이는 벤처시장 변동성의 지속성(persistency)이 코스닥시장 일반의 변동성보다 더 큼을 나타낸다.

보다 구체적인 통계학적 도구를 사용하여 실현변동성의 시간종속성 정도를 알아보기 위하여, 단위근(unit root)의 존재 여부를 검정하였다. 시계열의 단위근(unit root) 존재를 귀무가설로 하는 ADF(augmented Dickey Fuller) 검정통계량 및

3) Andersen and Bellerslev(1997), Andersen e. t. a. l(1999) 참조.

Phillips의 $Z(t)$ 검정통계량과 시계열의 정상성(stationarity)을 귀무가설로 하는 KPSS의 τ -검정통계량을 사용하였다. ADF검정에서는 12개 시차(lag)를 사용하였으며, Phillips의 $Z(t)$ 검정의 경우에는 장기분산(longrun variance)을 구하기 위하여 Parzen window를 이용한 automatic bandwidth방법을 사용하였다. KPSS의 τ -검정의 경우에는 ADF검정에서와 마찬가지로 12개의 시차를 이용하였다. 또한, 세 가지 검정방법 모두 상수항을 포함하였다.

〈그림 3〉 실현변동성의 표본자기상관함수



〈표 2〉 단위근 (unit root) 검정

	변동성 측도	ADF	Phillips (Zt-test)	KPSS (τ -test)
코스닥 종합지수	분산	-3.2412354	-16.552847	0.444208
	표준편차	-2.2392459	-11.244177	0.404515
	로그분산	-2.0075955	-9.3664036	0.173465
코스닥 벤처지수	분산	-2.5877019	-17.442324	0.994110
	표준편차	-1.4422488	-11.228573	1.254438
	로그분산	-1.3834400	-10.380842	1.305285
유의수준(5%)		-3.41	-3.41	0.146

〈표 2〉에 단위근 검정결과가 정리되어 있다. 5% 유의수준에서의 검정결과는 서로 상반된 결과를 보여준다. ADF검정과 KPSS검정은 각 시계열의 단위근의 존재를 지지하는 결과를 보여주고 있으나, Phillips의 $Z(t)$ 검정통계량은 단위근을 가진다는 귀무가설을 큰 값으로 기각하고 있다. 만약, 실현변동성에 단위근이 없다고 한다면, 〈그림 2〉에서 볼 수 있는 포물선형태로 천천히 감소하는 자기상관함수의 모습은 이 시계열들이 장기기억(long memory) 확률과정을 따른다는 것을 의미하게 된다.

따라서 각 실현변동성에 대한 장기기억의 정도를 알아보기 위하여 각 시계열에 대한 분수적분(fractional integration)의 값을 추정하였다. 실현변동성의 분수적분계수인 d 를 추정하기 위하여, Geweke and Porter-Hudak(1993)에서 제시한 로그피리어도그램(log periodogram) 추정 방법에 기초한 Reinsen(1994)의 방법을 사용하였다. Reinsen(1994)은 GPH추정량을 구하기 위해서 평활화된(smoothed) 피리어도그램을 사용하였다. 이와 함께 본 논문의 추정에서는 피리어도그램을 구하기 위해 필요한 시차절단수(truncation number)를 Hurvich and Beltrao(1994)에서 제시한 방법을 따라서 정하였다.

〈표 3〉에 분수적분의 추정값들이 나타나 있다. 이 추정결과에서 주목할 점은 각 실현변동성의 분수적분 계수값들이 0.5보다 크고 1 보다는 작다는 사실이다. 이는 이들 시계열들이 안정적(stationary)이지 않음을 나타낸다. 특히 $d=1$ 이라는 귀무가설에 대한 검정통계량은 모두 5% 수준에서 기각됨을 알 수 있다.

이러한 결과는 엔/달러환율과 마르크/달러환율의 실현변동성에 대한 Anderson, Bollerslev, Diebold and Labys(1999)의 결과와 다르며, Ebens(1999)의 다우존스

〈표 3〉 분수적분 (fractional integration)의 추정

	변동성 측도	d	d=1 검정통계량	p-값
코스닥 종합지수	분산	0.77358574	-1.6161195	0.10606847
	표준편차	0.87280146	-0.90792891	0.36391578
	로그분산	0.87492034	-0.89280455	0.37196185
코스닥 벤처지수	분산	0.88361952	-0.83071078	0.40613704
	표준편차	0.97490563	-0.31283341	0.75440723
	로그분산	0.94518353	-0.39127382	0.69559485

지수에 대한 실현변동성 분석결과 및 Anderson, Bollerslev, Diebold and Ebens (1999)의 다우존스에 속한 개별기업주가에 대한 분석결과와 크게 대비된다. 이들의 분석결과에 의하면, 분석대상이 된 모든 실현변동성 시계열의 분수적분계수가 0과 0.5 사이의 값으로 추정되었다. 이러한 결과는 이들 금융시계열의 실현변동성이 모두 안정적 확률과정(stationary process)을 따르며, 변동성의 밀집현상을 보이는 장기기억(long memory) 효과를 가지고 있음을 의미한다.

반면에, 그들과 같은 방법으로 본 논문에서 구한 코스닥시장의 실현변동성 시계열들은, 장기기억모수(long memory parameter)인 분수적분의 추정계수가 모두 0.5보다 크고 1보다 작은 비정상적(nonstationary)인 확률과정을 따르고 있다. 따라서, 코스닥시장 실현변동성의 확률과정은 미국의 경우와 비교하여 매우 지속적(persistent)이라고 하는 특징을 가지고 있으며, 특히 벤처시장에서의 변동성 지속성이 코스닥시장의 일반 변동성보다 더 큰 모습을 보이고 있다.

(3) 실현변동성과 수익률

변동성과 수익률간의 관계에 대한 논의는 크게 두 가지 측면에서 이루어지고 있는데, 그 하나는 Merton (1973)이 기간간(intertemporal) CAPM 모형을 사용하여 보여준 현재의 기대수익률과 변동성과의 관계에 관한 것이다. 이에 관한 연구는 후에 Engle, Lilien and Robins (1987)이 두 변수간의 관계를 모형화한 ARCH-M 모형을 개발하게된 동기가 되었다. ARCH-M 모형에서는 수익률의 조건부평균 또는 초과수익률이 조건부분산(conditional heteroscedasticity)의 선형함수로 계량모형화되어 있다.

변동성과 수익률에 대한 또 다른 논의는 현재의 수익률이 미래의 변동성에 비해

칭적인(asymmetric) 영향을 준다는 것이다. Black(1976), Pagan and Schwert(1990), Engle and Ng(1993) 등은 지난 기의 수익률(lagged returns)로 측정된 뉴스의 도래와 변동성간에 비대칭적인 관계가 있음을 보여 주었다. 이들에 의하면, 뉴스의 내용이 담고 있는 정보가 변동성의 예측력에 미치는 영향이 서로 다르며, 일반적으로 양의 수익률보다는 음의 수익률이 다음 기의 변동성을 증가시키는 경향이 있다고 분석하고 있다. Nelson(1991)은 이러한 레버리지효과가 고려된 조건부분산 계량모형인 EGARCH 모형을 고안하여 금융시계열에 적용하였다.

Nelson(1991)의 모형 이후, 수익률과 변동성의 비대칭적 관계에 대한 대부분의 논문들이 그의 EGARCH 모형을 그대로 사용하거나 이를 확장한 형태로 금융시계열의 조건부분산에 대하여 분석하고 있다.

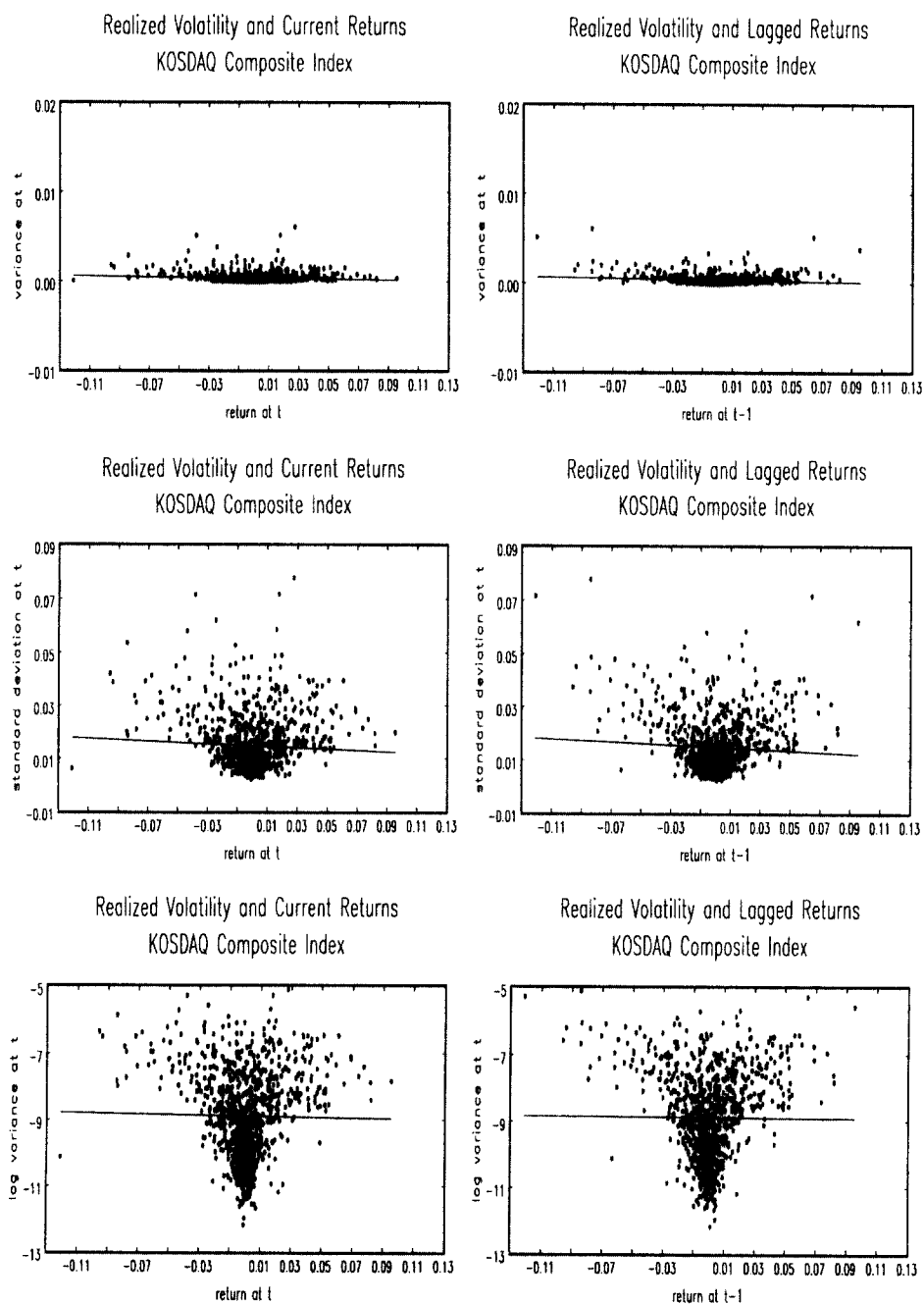
이 절에서는 변동성과 수익률의 관계를 앞에서 구한 실현변동성 측도를 사용하여 살펴보고자 한다. 먼저, 실현변동성과 t 기(현재)의 수익률 및 $t-1$ 기 수익률과의 관계를 알아보기 위하여 이들 변수간의 산포도(scattergram)를 코스닥 종합지수 및 벤처지수 각각에 대하여 <그림 4-1>과 <그림 4-2>에 나타내었다.

그림에는 산포도 이외에 두 변수간의 OLS 회귀추정선이 그려져 있다. 그림에서 쉽게 확인할 수 있는 것은 현재의 수익률과 변동성 간에는 뚜렷한 선형관계가 발견되지 않는다는 점이다. 이는 본 논문의 실현변동성 측도에서는 ARCH-M 효과와 같은 현상이 나타나지 않음을 의미한다. 이러한 현상은 벤처시장의 경우에도 마찬가지이다.

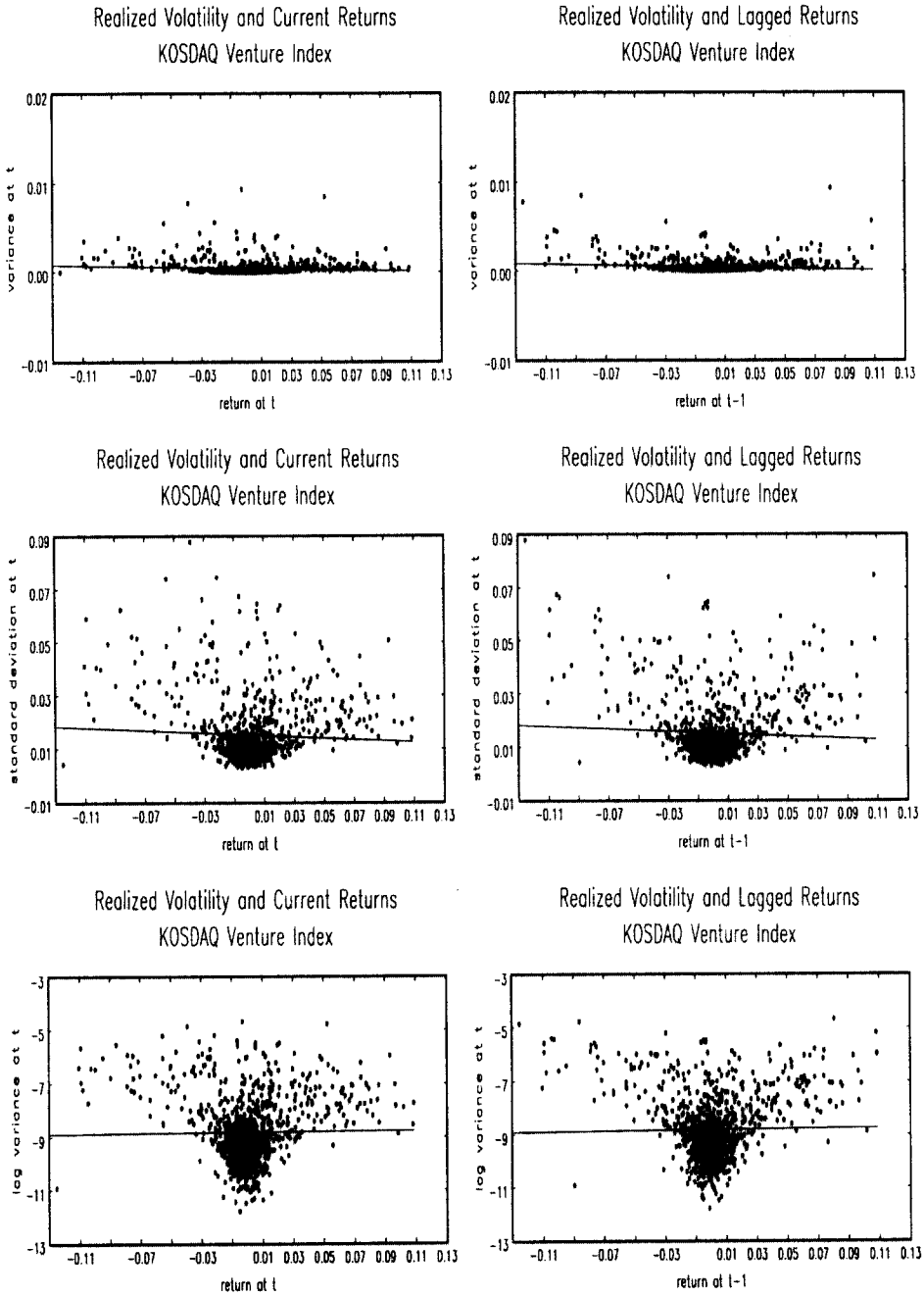
그러나 현재의 수익률과 변동성 간에는 명백한 비선형관계가 존재함을 알 수 있는데, 특히 제곱근변환 및 로그변환된 실현변동성에서 수익률의 절대값이 커지면 변동성도 증가하는 현상이 강하게 나타남을 발견할 수 있다. 또한, 이들 그림으로부터 현재의 수익률과 변동성 간에 볼록한 형태의 경계선을 그려낼 수가 있는데, 이는 특정한 일별수익률에서 최소수준의 변동성, 또는 변동성 수준의 하한이 형성됨을 의미한다.

반면에 <그림 4-1>과 <그림 4-2>에서 오른쪽 측면에 있는 그림들은 코스닥시장에서의 $(t-1)$ 기의 수익률과 현재 t 기의 변동성간의 관계, 즉, 레버리지효과의 정도를 보여준다. 현재의 수익률간의 관계를 도시한 왼쪽편의 그림에서와 같이, $(t-1)$ 기와 현재의 변동성간에도 회귀선으로 표시된 두 변수간의 뚜렷한 선형관계가 존재하지 않는다. 그러나 이 경우에도 두 시계열간에 비선형관계가 존재함을 알 수 있다.

〈그림 4-1〉 실현변동성과 수익률과의 관계 (코스닥 종합지수)



〈그림 4-2〉 실현변동성과 수익률과의 관계 (코스닥 벤처지수)



과거수익률에 대한 변동성의 비대칭적 반응을 보다 자세히 살펴보기 위하여 Nelson(1991) 모형 또는 Glosten, Jaganathan and Runkle(1993) 모형과 유사하게 실현변동성 측도(measure)에 대하여 다음과 같은 회귀식 (7)을 설정하고 이를 추정하였다. 다음에서 $I\{\cdot\}$ 는 지표함수(indicator function)를 나타낸다.

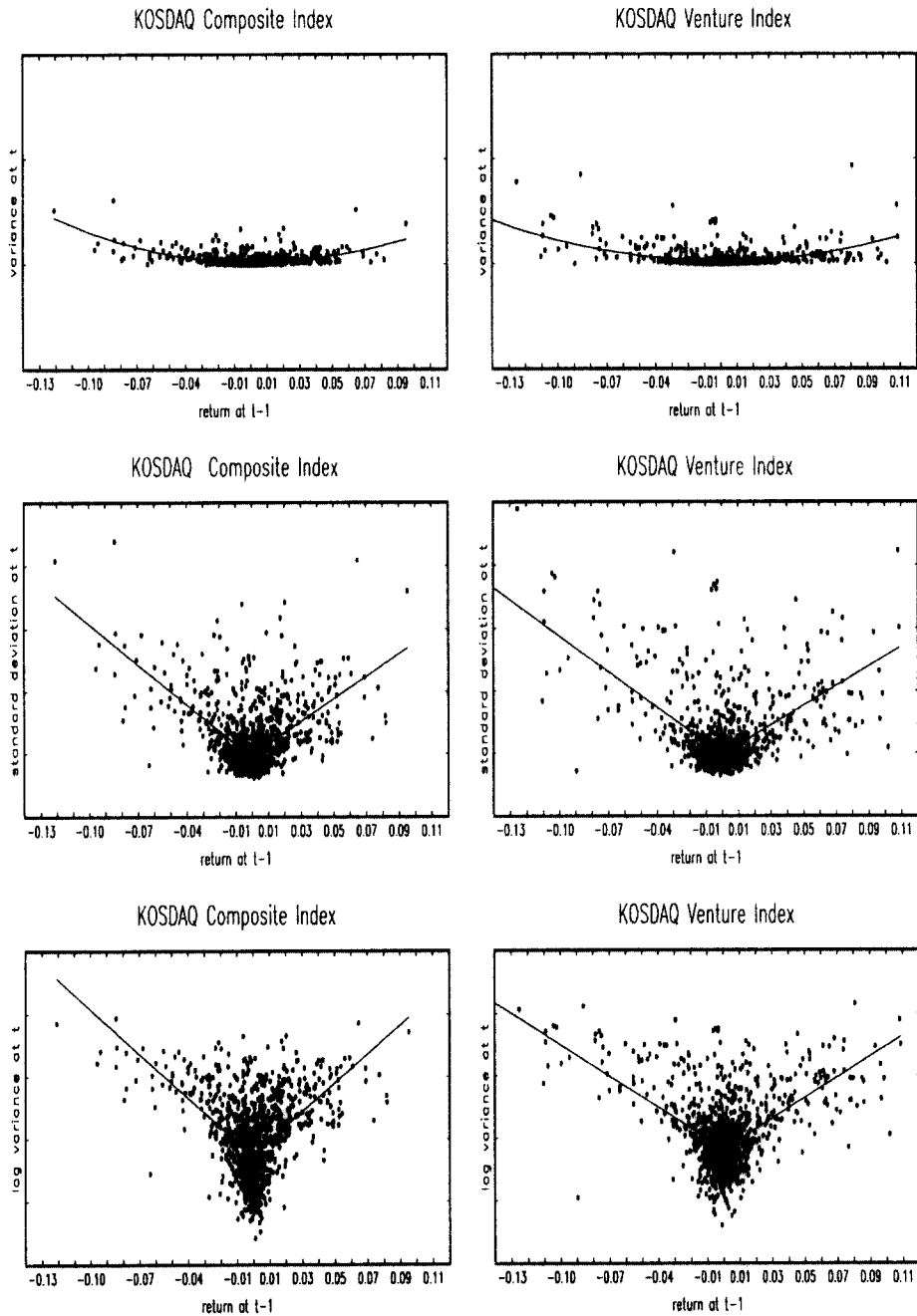
$$\begin{aligned} s_t^2 &= \beta_0 + \beta_1 I\{r_{t-1} < 0\} + \beta_2 r_{t-1}^2 + \beta_3 r_{t-1}^2 I\{r_{t-1} < 0\} + \varepsilon_t \\ s_t &= \beta_0 + \beta_1 I\{r_{t-1} < 0\} + \beta_2 r_{t-1} + \beta_3 r_{t-1} I\{r_{t-1} < 0\} + \varepsilon_t \quad (7) \\ \ln(s_t) &= \beta_0 + \beta_1 I\{r_{t-1} < 0\} + \beta_2 r_{t-1} + \beta_3 r_{t-1} I\{r_{t-1} < 0\} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

Nelson(1991)의 EGARCH 모형에서는 조건부분산이 관측 불가능한 변수이므로 조건부분산을 이루는 계수와 함께 이를 같이 추정해야 한다. 그러나 회귀식 (7)에서는 변동성 측도로 사용된 실현변동성이 이미 측정되어 있으므로, 이를 직접 OLS 회귀식의 종속변수로 사용하여 손쉽게 과거수익률과의 관계를 분석할 수 있다는 장점이 있다. 또한, 위 회귀식에서는 수익률의 계수에 대한 비대칭성뿐만 아니라 상수항에 대한 비대칭성도 고려하고 있다.

<그림 5>에서 각 도표의 x축은 (t-1)기의 수익률을, y축은 t기의 변동성을 나타내며, 수익률과 변동성의 비대칭성을 고려하여 추정된 회귀식이 실선으로 표시되어 있다. 변동성에 대한 뉴스반응함수(news impact function)인 이 회귀선으로부터 우리는 비대칭적인 뉴스가 변동성에 미치는 효과를 확인할 수 있다. 즉, 음의 수익률의 변화가 양의 수익률의 변화에 비해서 실현변동성을 증가시키는 정도가 크다는 사실을 그림에서의 두 기울기의 차이로부터 알 수 있다.

이러한 레버리지효과는 실현변동성의 측도가 분산인 경우에 가장 작고, 표준편차로 표시되는 제곱근변환의 경우에 그 효과가 큰 것으로 나타나고 있다. 또한 <그림 5>의 각 도표에서 변동성의 뉴스반응함수는 $r_{t-1}=0$ 을 중심으로 하고 있음을 볼 수 있다. 이는 변동성 반응의 비대칭성이 회귀식의 기울기 계수에서만 발생하고, 절편에 해당하는 상수항에서는 발생하지 않음을 의미한다. 과거수익률에 대한 변동성의 비대칭적 반응이 어느 정도인지를 알아보기 위해 회귀식 (7)의 추정결과를 <표 4>에 정리하였다.

〈그림 5〉 뉴스반응함수 (News Impact Function)



〈표 4〉 실현변동성의 레버리지효과 추정

	변동성 측도	β_0	β_1	β_2	β_3	$\beta_2 + \beta_3 = 0$
코스닥 종합지수	분산	0.00021 (9.12905)	-0.00001 (-0.39921)	0.23651 (11.37453)	0.04853 (1.86547)	20.04698 (0.00000)
	표준편차	0.00967 (17.72482)	-0.00082 (-1.11570)	0.35959 (14.57800)	-0.78586 (-23.35334)	-1.98157 (-0.02376)
	로그분산	-9.50316 (-135.16777)	-0.06933 (-0.73206)	46.09542 (14.49578)	-93.42422 (-21.53553)	-0.28431 (-0.38809)
코스닥 벤처지수	분산	0.00019 (5.21290)	0.00009 (1.80156)	0.1996 (10.97612) 0	-0.00618 (-0.27005)	17.18575 (0.00000)
	표준편차	0.00949 (16.31806)	0.00007 (0.09241)	0.31412 (15.30091)	-0.69390 (-23.86627)	-2.25801 (-0.01197)
	로그분산	-9.36775 (-156.71759)	0.01236 (0.15111)	33.20534 (15.73970)	-66.74375 (-22.33942)	-0.11149 (0.45561)

주1) 1, 2, 3, 4열에서 괄호 안의 숫자는 t-통계량을 나타냄.

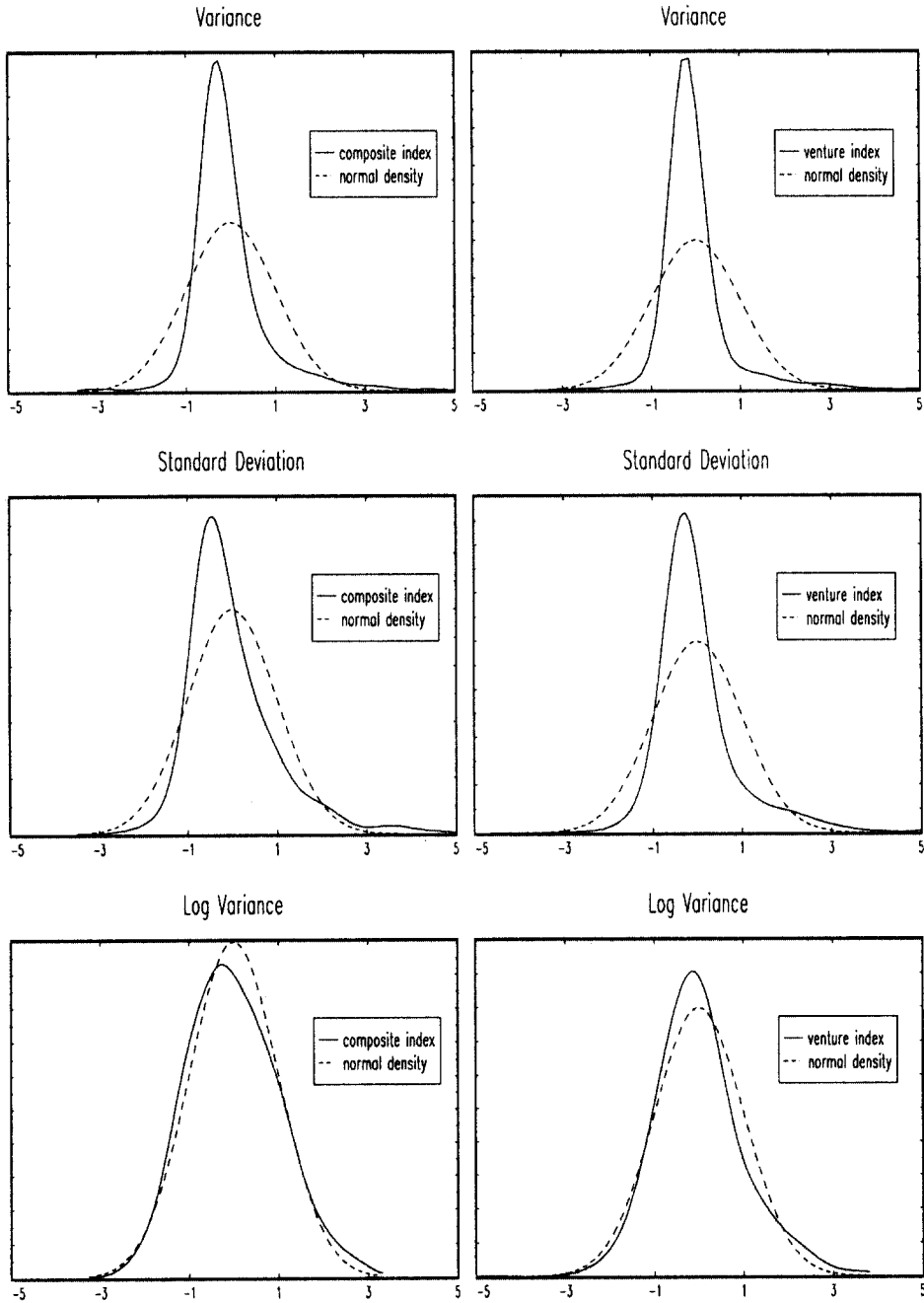
주2) 마지막 열의 숫자는 t-통계량을 나타내고 괄호 안의 숫자는 그 통계량의 p-값을 나타냄.

그 결과를 보면, 〈그림 5〉에서 확인한 바와 같이, 코스닥지수 및 벤처지수의 경우 표준편차 및 분산으로 표시된 변동성 측도(volatility measure)에 대한 과거수익률의 영향이 비대칭적이라는 레버리지효과 가설이 5% 유의수준에서 통계적으로 지지됨을 알 수 있다. 그러나 로그변환된 실현변동성의 경우에는 두 지수 모두에서 지난 기의 양의 수익률(good news)과 음의 수익률(bad news)이 변동성에 미치는 효과에 차이가 없는 것으로 나타났다. 즉 〈표 4〉의 마지막 열에서 볼 수 있듯이 5% 유의수준에서 과거 수익률이 실현변동성에 대한 효과가 대칭적이라는 가설을 기각할 수가 없었다.

그러나 〈표 4〉의 세 번째 열과 네 번째 열에서 확인할 수 있듯이 현재의 수익률이 미래의 수익률에 미치는 영향은 매우 커서, 수익률이 증가하거나 감소하는 경우 모두 통계적으로 유의하게 변동성을 증가시키는 것으로 나타났다. 그리고 벤처시장의 경우에는 수익률이 변동성에 미치는 효과가 코스닥시장 전체와 비교하여 상대적으로 작은 것으로 나타났다.

실현변동성에 대한 레버리지효과가 〈그림 2〉에서 나타난 비대칭적인 변동성분포와 두터운 꼬리분포에 어떠한 영향을 미치는지를 살펴보기 위하여, 식 (7)로 주어진 회귀식을 이용하여 뉴스반응효과를 고려한 변동성분포를 다시 추정하였다.

〈그림 6〉 뉴스반응을 고려한 실현변동성분포



즉, 식 (7)에 의한 모형으로부터 구한 잔차를 이용하여 각 변동성의 분포를 비모수추정(nonparametric estimation) 방법을 사용하여 구하였다. <그림 6>에 두 지수에 대한 각 변동성 측도의 분포가 정규분포와 함께 비교되어 있다. 레버리지효과를 고려하지 않고 변동성분포를 구하였던 <그림 2>와 비교하여 분포의 비대칭적인 특징과 두터운 꼬리분포의 정도가 많이 감소하였음을 알 수 있다. 물론, 수익률 시차에 대한 변동성의 비대칭적인 반응이 충분히 고려된 뒤에도 여전히 분산과 표준편차로 표현되는 변동성분포의 모습은 정규분포가 아니다. 그러나 수익률의 뉴스효과는 변동성 측도분포가 가지고 있는 비대칭성과 꼬리부분의 두터움을 일정 정도 감소시키는 효과를 가지고 있다.

(4) 실현변동성으로 표준화된 수익률분포

ARCH 유형의 모형들로 추정된 조건부 표준편차로 표준화한 수익률 분포는 대개 정규분포를 따르지 않고, 꼬리부분이 두터운 형태를 하고 있다고 알려져 있다. 수익률 분포에 대한 이러한 경험적 사실을 모형화하기 위하여 두터운 꼬리분포를 가지는, 정규분포 이외의 다양한 분포들의 사용이 조건부 분산모형에 대하여 제시되었다.

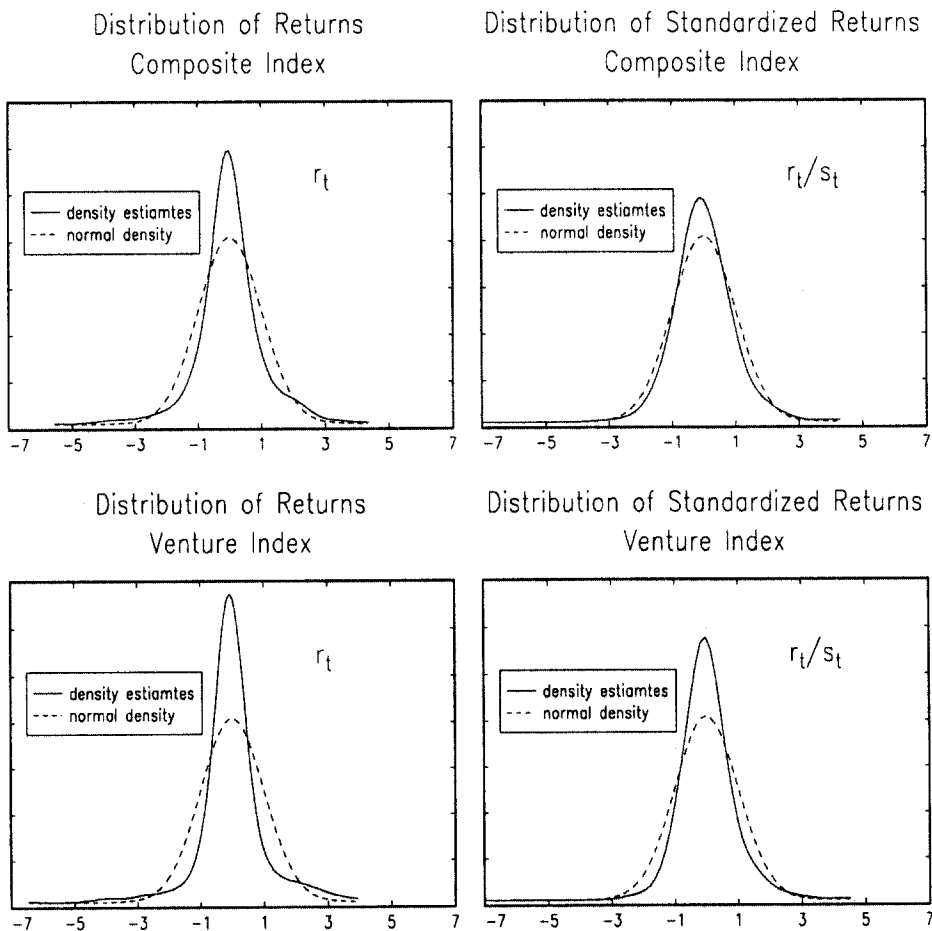
예를 들어, Bellerslev(1987)는 표준화된 수익률분포에 대하여 t-분포를 가정하였고, Nelson(1991)은 일반화된 오차분포(generalized error distribution)를 사용하여 수익률분포의 비정규적 성질을 고려하였다.

우리는 실현변동성의 경우에도, ARCH 유형의 조건부분산모형에서와 같이 시간에 따라 변화하는 변동성의 정도가 수익률분포의 첨도(kurtosis)에 지대한 영향을 미친다는 사실을 확인할 수 있다.

<그림 7>에서 왼쪽의 두 그림은 코스닥지수와 벤처지수로부터 구한 일별수익률 분포(r_t)를 나타낸다. 눈으로 확인할 수 있는 바와 같이 두 분포의 모양은 중앙부분이 뾰족하고 양 꼬리가 두터워서, 시계열의 첨도값이 클 것이라고 짐작할 수 있다. 실제로 두 분포의 첨도값을 추정한 결과는 각각 7.20625와 8.93429이며, 벤처시장의 경우 수익률분포의 첨도가 약간 높은 수치를 가진다. 따라서 코스닥시장의 경우에도 일별수익률 분포는 다른 금융수익률 분포에서 볼 수 있는 전형적인 급첨분포(leptokurtic distribution)를 따른다.

이제 실현변동성으로 표준화한(standardized) 수익률(r_t/s_t)을 살펴보자. 본 논문에서 구한 실현변동성도 시간에 따라 변화하므로 이 변동성으로부터 구한 일별 실현표준편차(daily realized standard deviation)로 나누어 표준화한 수익률분포는 그렇지 않은 분포에 비해 급첨현상(leptokurtosis)이 줄어들 것으로 예상할 수 있다. <그림 7>에서 오른쪽에 있는 두 그림은 각 수익률을 표준화하여 구한 분포가 그려져 있다. 왼쪽에 그려진 표준화하지 않은 분포에 비하여 두 분포의 모양이 정규분포에 많이 근사하고 있음을 알 수 있다. 이는 시간에 따라 변화하는 실현변동성에 의한 표준화로 인해 첨도의 값이 상당한 정도로 감소하였음을 나타낸다.

<그림 7> 수익률분포와 표준화된 수익률분포



우리는 앞에서 로그변환된 변동성분포가 다른 변동성 측도의 분포에 비하여 정규 분포에 더 잘 근사함을 보았다. 이를 다시 말하면, 코스닥시장에서의 표준편차 또는 분산의 분포가 로그정규분포(lognormal distribution)에 가까운 모습을 가진다는 것을 의미한다. 따라서 이러한 결과를 표준화된 수익률분포가 정규분포에 잘 근사한다고 하는 결과와 결합하면, 금융자산 수익률의 분포가 혼합분포(mixture distribution)를 따른다는 Clark(1973)의 혼합분포가설을 지지하는 결과를 얻을 수 있다. 그러나 Clark 모형에서는 변동성 확률과정(volatility process)이 서로 독립인 동일한 분포(i. i. d.)를 따른다고 가정하였는데, 앞 절에서 살펴본 바와 같이 본 논문에서 구한 실현변동성의 경우에는 강한 지속성(persistency)을 가진다는 점에서 차이가 있다.

IV. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 코스닥시장의 변동성(volatility)을 전통적인 변동성 측정방법과는 다른, 실현변동성(realized volatility)이라는 개념을 이용하여 측정하고, 코스닥시장 및 벤처시장에서 새로운 변동성 측도(volatility measure)가 지니는 특징을 분석하였다.

그 결과를 요약하면, 우선 실현변동성의 측정오차(measurement error)가 제공수익률로 표현되는 단순변동성 측정방법에 비해 현저히 감소함을 알 수 있다. 변동성에 대한 무조건부 분포(unconditional distribution)는 두 주가지수 모두, 분산의 분포는 꼬리가 매우 두텁고 오른쪽으로 강하게 치우쳐져 있으나, 로그변환을 한 경우의 분포는 거의 정규분포에 근사한 모양을 보여주고 있다. 특히 코스닥 종합지수의 경우에는 로그변환된 변동성분포의 첨도(kurtosis)가 완첨(platykurtic)적인 모습을 보여주고 있다. 코스닥지수와 벤처지수를 비교하면, 후자의 변동성분포가 더 오른쪽으로 치우친 비대칭적인 모습을 하고 있고, 꼬리분포의 모양도 보다 두터운 특징을 보여주고 있다.

두 지수의 조건부적 확률분포의 특징을 보면, 두 지수의 변동성 모두에서 놀라울 정도로 강한 지속성(persistency)이 발견되었다. 비록 변동성에 대한 단위근의 존재가 명확하게 검정되지는 않았지만, 두 시계열의 분수적분 모수를 살펴본 결과, 모두 통계적으로 유의하게 0.5보다 큰 값을 가져서 코스닥시장에서의 변동성이 비정

상적 확률과정(nonstationary process)을 따르는 것으로 나타났다.

또한 변동성과 수익률간의 관계를 살펴본 결과에 의하면, 현재의 수익률과 변동성간에는 ARCH-M 모형에서 상정하는 것과 같은 선형관계가 발견되지는 않았다. 그러나 현재의 수익률이 미래의 변동성에 미치는 비대칭적 레버리지효과(leverage effect)는 두 지수 모두에서 발견되었으며, 이러한 뉴스효과를 고려하여 변동성의 무조건부 분포를 구하는 경우 그렇지 않은 경우에 비해 왜도와 첨도의 값이 줄어드는 모습을 보였다. 또한 본 논문에서 구한 변동성을 이용하여 일별주가수익률을 표준화하는 경우 그 분포가 정규분포에 보다 잘 근사함을 알 수 있었다.

실현변동성의 개념을 사용하여 본 논문에서 시도한 코스닥시장 및 벤처시장에 대한 변동성 분석은 이들 시장이 가진 변동성에 대한 기본적 특징을 밝혀냈다는 데 의의가 있다고 할 수 있다. 이러한 분석을 더욱 확장하여 각 개별기업, 특히 개별벤처기업이 보여주는 주가변동성에 대한 분석으로 연장할 필요가 있다. 특히 코스닥시장에 적용된 실현변동성 개념이 보다 현실적합적이고 유용하다는 것을 보여주기 위해서는 우선 변동성모형으로 이미 광범위하게 사용되고 있는 ARCH 모형류의 조건부분산모형과의 비교연구가 필요하다. 서로 다른 변동성 측정방법간의 예측력 비교는 앞으로 수행해야 할 중요한 연구과제라고 하겠다. 또한 코스닥시장의 변동성 분포가 거래소시장과 비교하여 어떤 차이점이 있는가를 분석하는 연구도 필요하다.

■ 참고 문헌

1. 장유철·임광업, "한국증권시장에서의 매매제도와 주가변동," 『재무관리연구』, 15권, 1호, 1998, pp. 263~297.
2. Anderson, Torben G. and Tim Bollerslev, "Intraday Periodicity and Volatility Persistence in Financial Markets," *Journal of Empirical Finance*, Vol. 4, No. 2-3, 1997, pp. 115~158.
3. Anderson Torben and T. Bollerslev, "Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models do Provide Accurate Forecasts," *International Economic Review*, Vol. 39, No. 4, 1998, pp. 885~905.
4. Anderson Torben and T. Bollerslev, F. Diebold, and P. Labys, "The Distribution of Exchange Rate Volatility," *NBER working paper* 6961, 1999.
5. Anderson Torben and T. Bollerslev, F. Diebold, and H. Ebens, "The Distribution of

- Stock Return Volatility," mimeo, Kellogg Graduate School of Management, Northwestern University, 1999.
6. Black, F., "Studies in Stock Price Volatility Changes," *Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economics Statistics Section*, American Statistical Associations, 1976, pp. 177~181.
7. Bollerslev, T., "A Conditional Heteroscedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 69, 1987, pp. 542~547.
8. Clark, P. K., "A Subordinated Stochastic Process Model with Finite Variation for Speculative Prices," *Econometrica*, Vol. 41, 1973, pp. 135~155.
9. Ebens, H., "Realized Stock Volatility," mimeo, Department of Economics, Johns Hopkins University, 1999.
10. Engle, R. F., D. Lilien, and R. P. Robins, "Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model," *Econometrica*, Vol. 55, 1987, pp. 391~407.
11. Engle, R. F. and V. K. Ng, "Measuring and Testing the Impact of News on Volatility," *Journal of Finance*, Vol. 48, 1993, pp. 1749~1778.
12. Geweke and Porter-Hudak, "The Estimation and Application of Long Memory Time Series Model," *Journal of Time Series Analysis*, Vol. 4, 1983, pp. 221~238.
13. Glosten, Jaganathan and Runkle, "Measuring and Testing the Impact of News on Volatility," *Journal of Finance*, Vol. 48, 1993, pp. 1749~1778.
14. Hardle W. and A. Tsybakov, "Local Polynomial Estimators of the Volatility Function in Nonparametric Autoregression," *Journal of Econometrics*, Vol. 81, 1997, pp. 223~242.
15. Hurvich and Beltrao, "Automatic Semiparametric Estimation of the Memory Parameter of a Long Memory Time Series," *Journal of Time Series Analysis*, Vol. 5, 1994, pp. 221~238.
16. Lo, A. and A. C. MacKinlay, "An Econometric Analysis of Nonsynchronous-Trading," *Journal of Econometrics*, Vol. 45, 1990, pp. 181~212.
17. Mandelbrot, Benoit, "The Variation of Certain Speculative Prices," *Journal of Business*, Vol. 36, 1963, pp. 394~419.
18. Merton, R. C., "An Intertemporal Capital Asset Pricing Model," *Econometrica*, Vol. 42, 1973, pp. 867~887.
19. Nelson, D. B., "Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach," *Econometrica*, Vol. 59, 1991, pp. 347~370.
20. Pagan, A. R. and G. W. Schwert, "Alternative Models for Conditional Stock Volatility," *Journal of Econometrics*, Vol. 45, 1990, pp. 267~290.
21. Reinsen, "Estimation of the Fractional Difference Parameter in the ARIMA(p, d, q) Model Using the Smoothed Periodogram," *Journal of Time Series Analysis*, Vol. 15, 1994, pp. 335~350.

A Volatility Analysis of KOSDAQ Composite Index and Venture Index

Sangbuhm Hahn* · HyungTae Kim**

Abstract

Using intradaily high-frequency data on KOSDAQ composite index and venture index over January 1997 to May 2000, we study the properties of intradaily realized volatility. We show that the unconditional realized variances for the both indices have fat-tailed distribution and are skewed to the right. These properties are especially much stronger for the venture index. We also research the empirical characteristics for the conditional volatility distribution of both indices. Using fractional integrated model, we show that the conditional volatilities of both variables are very persistent. Furthermore, realized volatilities accounts for the leverage effect for the rate of returns for both indices.

Key Words: realized volatility, high frequency intra-daily data, KOSDAQ market

* Research Fellow, Korea Securities Research Institute

** Research Fellow, Korea Securities Research Institute